

# Untersuchungen zum Korrespondenzproblem bei der Bestimmung mesoskaliger Strömungen der Meeresoberfläche anhand von Satellitenbildern

Dissertation

zur Erlangung des akademischen Grades

Dr. rer. nat.

an der Fakultät für Mathematik, Informatik und Naturwissenschaften  
der Universität Hamburg

eingereicht beim Fach-Promotionsausschuss Informatik von

Benjamin Seppke

aus Hamburg (Deutschland)

im Januar 2013



## Gutachterinnen/Gutachter

Prof. Dr. Leonie Dreschler-Fischer

Dr. Martin Gade

Prof. Dr. Stefan Wermter

## Tag der Disputation

28. Juni 2013



# Danksagungen

Meiner Doktormutter Prof. Dr. Leonie Dreschler-Fischer danke ich für ihr ungebrochenes Interesse an dem Themengebiet dieser Arbeit. Die zahlreichen anregenden Diskussionen mit ihr waren mir oftmals Motivation zur Entwicklung neuer Ideen und Verfahren. Zudem hat sie mich maßgeblich dazu motiviert ein Software-Rahmenwerk zu schaffen, mit dem die Ergebnisse dieser Arbeit nachvollziehbar und interaktiv analysiert werden können. Sie hat mich zudem regelmäßig ermutigt, aktuelle Teilergebnisse dieser Arbeit auf internationalen Tagungen einzureichen und vorzustellen.

Meinem Zweitgutachter Dr. Martin Gade danke ich für sein stetiges Interesse am Fortschritt dieser Arbeit. Er hat mich dazu ermutigt, auch SAR-Bilddaten als Datenmaterial in diese Arbeit mit aufzunehmen. Außerdem trug er als Meereskundler dazu bei, dass ich stets den interdisziplinären Aspekt im Anwendungskontext der Arbeit im Auge behielt. Sein Expertenwissen zur Radar-Fernerkundung der Meeresoberfläche war für mich Inspiration zur Entwicklung einiger Verfahren dieser Arbeit.

Dem gesamten Arbeitsbereich Kognitive System des Fachbereichs Informatik der Universität Hamburg danke ich für ein stets angenehmes Arbeitsklima. Ohne dieses und die vielen anregenden Diskussionen innerhalb der Arbeitsgruppe würde diese Arbeit vermutlich deutlich weniger Aspekte der Bildverarbeitung und Bildinterpretation abdecken. Zwei ehemaligen Mitarbeitern dieses Arbeitsbereichs gebührt zudem besonderer Dank: Dr. Ulrich Köthe, der mittlerweile am HCI der Universität Heidelberg beschäftigt ist, weckte während meines Studiums das Interesse für die Bildverarbeitung und Bildanalyse sowie für die mathematische Modellierung komplexer Probleme. Zugleich prägte er als Architekt der VIGRA-Bildverarbeitungsbibliothek maßgeblich meine Art Bildverarbeitungsprobleme mit dem Rechner generisch zu lösen. Dr. Hans Meine, der zurzeit für das Fraunhofer-Institut MEVIS in Bremen arbeitet, hat mich über viele Jahre hinweg bei nahezu allen Fragestellungen der Bildverarbeitung und Softwareentwicklung unterstützt. Ob es um die Funktionsweise einzelner Verfahren, den Umgang mit Programmen und Programmbibliotheken oder die Analyse mathematischer Probleme ging, stets brachten mich die gemeinsamen Diskussionen voran.

Im Rahmen der wissensbasierten Anteile dieser Arbeit bin ich zudem Dr. Michael Wessel zu Dank verpflichtet. Durch seine hervorragenden Kenntnisse beschreibungslogischer Systeme konnte er mir in Fragestellungen der Wissensmodellierung wertvolle Anregungen und Hinweise liefern.

Weiterer Dank gebührt dem Bundesamt für Seeschifffahrt und Hydrographie (BSH). Dieses stellte mir unter der Lizenznummer 2009-04 die digitalen Ergebnisse numerischer Strömungsmodelle kostenfrei zur Verfügung. Ohne diese Daten hätte eine umfangreiche Evaluierung und Interpretation der erzielten Ergebnisse nicht stattfinden können.

Meiner Verlobten Catharina Neukirch danke ich für das Durchsehen der ersten Fassungen dieser Arbeit. Durch ihre Sichtweise hat sie dazu beigetragen, dass die Arbeit insgesamt besser lesbar und somit verständlicher geworden ist.



# Kurzfassung

Das Korrespondenzproblem ist so alt wie die rechnergestützte Verarbeitung von Bildfolgen. Es beschreibt das Problem, in aufeinanderfolgenden Bildern einer Folge Korrespondenzen, beispielsweise in Form von korrespondierenden Punkten, zu finden. Diese Korrespondenzen lassen unter bestimmten Annahmen einen Rückschluss auf die Bewegung von abgebildeten Objekten innerhalb des Aufnahmebereichs zu.

Das Ziel der vorliegenden Arbeit ist die Lösung des Korrespondenzproblems für multimodal abgebildete Signaturen unterschiedlicher Filme auf der Meeresoberfläche. Da diese Filme ausschließlich mit der Strömung driften, lässt sich durch Lösung des Korrespondenzproblems die Meeresoberflächenströmung synoptisch ermitteln. Bei einer mittleren bis hohen Auflösung der Satellitenbilder werden mesoskalige Strömungsphänomene (im Auflösungsbereich von 10 – 100 *km*) beobachtbar. Eine möglichst präzise Kenntnis der Meeresoberflächenströmung ist von hohem interdisziplinären Interesse und kann zum Beispiel zur Verbesserung des Verständnisses von klimatischen Prozessen führen. Obwohl die Untersuchungen zum Korrespondenzproblem im Rahmen der Bildverarbeitung bereits eine lange Tradition besitzen, wurde die Verwendung von multimodalen Satellitenbilddaten zur Strömungsbestimmung in der Vergangenheit nur ungenügend erforscht.

Verglichen mit der Analyse von Videosequenzen ergeben sich in dem hier gewählten Anwendungskontext erhebliche Unterschiede in Bezug auf die Verfügbarkeit und radiometrische Qualität der Daten. So stellt die Verfolgung der Filme auf der Meeresoberfläche über mehrere Sensorsysteme (Radar-basiert und multispektral) hinweg eine der größten Herausforderungen dieser Arbeit dar. Zudem besitzen die Oberflächenfilme eine hohe strukturelle Variabilität und können teilweise durch Wolken verdeckt sein. Neben der Untersuchung vorhandener Verfahren zur Lösung des Korrespondenzproblems liegt der Kernaspekt dieser Arbeit in der Entwicklung einer generischen Prozesskette, die erprobte Verfahren im Anwendungsgebiet verwendbar macht. Zudem werden Interpretationsmethoden der resultierenden Strömungsfelder entwickelt und in einem modularen Software-Rahmenwerk interaktiv erfahrbar gemacht. Im Rahmen der Interpretation werden erstmalig in diesem Anwendungsgebiet wissensbasierte Ansätze entwickelt und untersucht. Die Untersuchung der entwickelten Verfahren findet anhand von drei ausgewählten Fallstudien statt, in denen jeweils unterschiedliche Arten von Oberflächenfilmen und Sensoren untersucht werden.

Die Evaluierung der Ergebnisse anhand von numerischen Strömungsmodellen ist sehr vielsprechend und zeigt, dass die entwickelten Vorgehensweisen in der Lage sind, das Korrespondenzproblem zu lösen und somit die mesoskalige Strömung an der Meeresoberfläche zu ermitteln. Dadurch, dass die ermittelten Strömungsfelder eine bisher nicht erreichte räumliche Auflösung bieten, können mithilfe der entwickelten Interpretationsverfahren erstmals anhand von Satellitenbildern mesoskalige Eigenschaften der Flussfelder entdeckt und interpretiert werden. Durch die Generalität der entwickelten Verfahren sind diese zudem in weiteren Anwendungskontexten einsetzbar, in denen ähnliche Randbedingungen an die Bilddaten vorliegen.

# Abstract

The correspondence problem is as old as the research area of computer vision by means of the analysis and processing of image sequences. It describes the problem of finding correspondences of imaged objects in successive images of a sequence, i.e. by means of corresponding points. Under certain conditions, these correspondences can be used to estimate the motion of the imaged objects within the duration of the image sequence.

The aim of this work is to find solutions of the correspondence problem for multimodally imaged signatures of different sea surface films. Since the drift of these surface films is only caused by the local sea surface current, a solution of the correspondence problem yields to an synoptical estimate of the sea surface current. The use of satellite images of moderate to high resolutions will make mesoscale phenomena (at a resolution range of 10 – 100 *km*) of the sea surface current observable. A precise knowledge of the sea surface current is of high interdisciplinary interest and can be used for example to improve the understanding of climatic processes. Although the studies on the correspondence problem have a long tradition in the research field of computer vision, the use of multimodal satellite imagery by means of current derivation has not been sufficiently demonstrated yet.

Compared with the analysis of video sequences the application context of this thesis varies considerably with respect to the availability of data. The tracking of the films on the sea surface across multiple space-born sensor systems (radar-based and multispectral) is another main challenge of this work. Additionally the sea surface films are of a high variability and may be partially obscured by clouds. Besides the examination of existing methods, the main aspect of this work is the development of a generic frame which makes the well-known approaches applicable to solve the correspondence problem in this application domain. Furthermore, interpretation and evaluation methods for the resulting sea surface current fields will be developed and integrated by means of a modularly developed software framework, in which the results can be explored interactively. Additionally, a knowledge-based interpretation approach is developed and examined for the first time in the application context. The developed methods are studied in more detail in three selected case studies, in which the use of different types of surface films and satellite sensors is demonstrated.

The developed approaches are able to solve the correspondence problem inside the application domain of this thesis. The evaluation of the derived surface current fields based on the comparison with results of numeric current models yields promising results. Moreover, the derived surface currents are of a high spatial resolution, which is yet unparalleled. Taking advantage of this new high spatial resolution and the developed interpretation methods turbulent flow properties could be discovered. The generic design of the developed approaches allows a use even in other application domains, in which similar image constraints are existent.





# Publikationen

Die Liste der wissenschaftlichen Veröffentlichungen, die im Rahmen dieses Promotionsvorhabens vor dem Einreichen dieser Dissertation entstanden sind, umfasst:

1. SEPPKE, Benjamin ; GADE, Martin ; DRESCHLER-FISCHER, Leonie: Sea Surface Current Fields in the Baltic Sea Derived From Multi-Sensor Satellite Data. In: *Proceedings of the ISPRS Hannover Workshop 2009 High-Resolution Earth Imaging for Geospatial Information*, 2009
2. GADE, Martin ; SEPPKE, Benjamin ; DRESCHLER-FISCHER, Leonie: Deriving Mesoscale Surface Current Fields from Multi-sensor Satellite Data. In: *Proceedings of Oceans From Space Symposium*, 2010
3. SEPPKE, Benjamin ; DRESCHLER-FISCHER, Leonie: Tutorial: Computer Vision with Allegro Common Lisp and the VIGRA Library using VIGRACL. In: *Proceedings of the 3rd European Lisp Symposium*, 2010
4. SEPPKE, Benjamin ; GADE, Martin ; DRESCHLER-FISCHER, Leonie: Evaluation of High-Resolution Sea Surface Current Fields in the Baltic Sea Derived from Multi-Sensor Satellite Imagery. In: *Proceedings of the ESA Living Planet Symposium 2010*, 2010
5. SEPPKE, Benjamin ; GADE, Martin ; DRESCHLER-FISCHER, Leonie: The Use of Spatial Constraints in the Derivation of Mesoscale Sea Surface Current Fields from Multi-Sensor Satellite Data. In: *IGARSS 2010 Proceedings*, 2010
6. SEPPKE, Benjamin ; GADE, Martin ; DRESCHLER-FISCHER, Leonie: A Knowledge Based Framework for the Detection of Measurement Uncertainties in Derived Sea Surface Current Fields. In: *IGARSS 2010 Proceedings*, 2010
7. SEPPKE, Benjamin ; DRESCHLER-FISCHER, Leonie ; HÜBBE, Nathanael: Using snakes with asymmetric energy terms for the detection of varying-contrast edges in SAR images. In: *ICPR 2010 Proceedings*, 2010
8. SEPPKE, Benjamin ; DRESCHLER-FISCHER, Leonie ; HEIMING, Jo-Ann ; WENGEROTH, Felix: Fast derivation of soil surface roughness parameters using multi-band SAR imagery and the Integral Equation Model. In: *ICPR 2010 Proceedings*, 2010
9. SEPPKE, Benjamin ; DRESCHLER-FISCHER, Leonie ; HÜBBE, Nathanael: Active contours for the detection of varying-contrast edges in SAR images. In: *Proceedings of the 4th TerraSAR-X Science Team Meeting 2011*, 2011
10. SEPPKE, Benjamin ; DRESCHLER-FISCHER, Leonie ; HAMESTER, Dennis: A Modular Framework for the Comparison of Gradient-Based Multi-Spectral Edge Detectors. In: *Proceedings of the 31st EARSeL Symposium and 35th General Assembly 2011*, 2011

11. SEPPKE, Benjamin ; DRESCHLER-FISCHER, Leonie ; BRAUER, Max: The Use of Active Contours for the Detection of Coastlines in SAR images: A Modular Knowledge-based Framework. In: *Proceedings of the ISPRS Hannover Workshop 2011 High-Resolution Earth Imaging for Geospatial Information*, 2011
12. GADE, Martin ; SEPPKE, Benjamin ; DRESCHLER-FISCHER, Leonie: Mesoscale surface current fields in the Baltic Sea derived from multi-sensor satellite data. In: *International Journal of Remote Sensing* 33 (2012), Nr. 10, S. 3122–3146
13. SEPPKE, Benjamin ; DRESCHLER-FISCHER, Leonie ; GADE, Martin: Towards a Tracking of Small Scale Eddies Using High-Resolution RADARSAT-2 and TerraSAR-X Imagery. In: *First International EARSeL Workshop on Temporal Analysis of Satellite Images. In conjunction with the EARSeL 2012, Mykonos*, 2012





# Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Einleitung</b>	<b>1</b>
1.1	Interdisziplinäre Motivation . . . . .	2
1.2	Die Meeresströmung und das Korrespondenzproblem . . . . .	3
1.3	Von der Problemstellung zu den zentralen Fragestellungen . . . . .	7
1.4	Struktur der Arbeit . . . . .	10
<b>I</b>	<b>Sensorische Grundlagen und aktueller Forschungsstand</b>	<b>13</b>
<b>2</b>	<b>Einführung in das Anwendungsgebiet</b>	<b>15</b>
2.1	Satellitenbasierte Erdbeobachtung . . . . .	16
2.2	Hochauflösende Sensorsysteme . . . . .	19
2.2.1	Multispektrale Sensoren . . . . .	20
2.2.2	Radarbasierte Sensoren . . . . .	21
2.3	Alternative Methoden der Strömungsbestimmung . . . . .	22
2.3.1	Along-Track-Interferometrie . . . . .	22
2.3.2	Analyse von Doppler-Anomalien . . . . .	23
2.4	Sensorische Abbildung von Oberflächenfilmen . . . . .	24
2.4.1	Signaturen auf multispektralen Bilddaten . . . . .	24
2.4.2	Signaturen auf SAR-Bilddaten . . . . .	27
<b>3</b>	<b>Ein gemeinsamer formaler Definitionsrahmen</b>	<b>33</b>
<b>4</b>	<b>Forschungsstand der Prozesskette</b>	<b>37</b>
4.1	Untersuchungen zur Vorverarbeitung der Bilddaten . . . . .	38
4.1.1	Registrierung unterschiedlicher Satelliten-Bilddaten . . . . .	38
4.1.2	Normierung der Sensordaten . . . . .	40
4.1.3	Verminderung von Speckle in SAR-Bilddaten . . . . .	41
4.2	Merkmalsbasierte Lösung des Korrespondenzproblems . . . . .	50
4.2.1	Merkmalsdetektion . . . . .	50
4.2.2	Merkmalsvergleich . . . . .	51
4.2.3	Merkmalszuordnung . . . . .	55
4.3	Differentielle Lösung des Korrespondenzproblems . . . . .	56
4.3.1	Lokale Verfahren . . . . .	58
4.3.2	Globale Verfahren . . . . .	61
4.3.3	Hybride Verfahren . . . . .	66

4.4	Evaluierung und Interpretation von Strömungsfeldern . . . . .	69
4.4.1	Evaluierung anhand von Modellergebnissen . . . . .	69
4.4.2	Wissensrepräsentation mit Beschreibungslogiken . . . . .	71
<b>II</b>	<b>Entwicklung einer Prozesskette zur Strömungsbestimmung</b>	<b>77</b>
<b>5</b>	<b>Anpassung der Prozesskette an die geringe Datenverfügbarkeit</b>	<b>79</b>
5.1	Einfluss großer raumzeitlicher Distanzen . . . . .	80
5.1.1	Erschwerte Zuordnung bei merkmalsbasierten Verfahren . . . . .	80
5.1.2	Fehlende Anwendbarkeit differentieller Verfahren . . . . .	80
5.2	Analyse und Separierung der Bewegungskomponenten . . . . .	83
5.2.1	Trennung von globaler und lokaler Bewegungskomponente . . . . .	83
5.2.2	Zerlegung der Bewegung in Gitter unterschiedlicher Auflösungen . . . . .	87
5.3	Erweiterungen der Prozesskette . . . . .	89
5.3.1	Fokussierte Merkmalsuche . . . . .	89
5.3.2	Ein hybrider Prozessrahmen für differentielle Verfahren . . . . .	90
<b>6</b>	<b>Konzeption generischer Verfahren zur Strömungsbestimmung</b>	<b>91</b>
6.1	Kapselung und Diskretisierung des Gradientenoperators . . . . .	92
6.2	Merkmalsbasierte Strömungsmessung . . . . .	95
6.2.1	Merkmalsdetektion bei biogenen Oberflächenfilmen . . . . .	95
6.2.2	Merkmalsdetektion bei anthropogenen Oberflächenfilmen . . . . .	105
6.2.3	Erschöpfende Suche nach instabilen Merkmalen . . . . .	109
6.2.4	Glattheitsannahmen in der Merkmalszuordnung . . . . .	116
6.3	Differentielle Strömungsmessung . . . . .	122
6.3.1	Berücksichtigung von Verdeckungen durch Wolken . . . . .	122
6.3.2	Glattheit für das Verfahren von Lucas und Kanade . . . . .	128
6.3.3	Multispektrale Erweiterung des Verfahrens von Horn & Schunck . . . . .	133
<b>7</b>	<b>Entwurf von Interpretationsmethoden</b>	<b>139</b>
7.1	Unterstützung der visuellen Interpretation . . . . .	140
7.1.1	Extraktion der lokalen Bewegungskomponente . . . . .	140
7.1.2	Interpretation der Ergebnisse von Mehrgitter-Verfahren . . . . .	143
7.1.3	Clustering von Strömungsfeldern . . . . .	145
7.2	Wissensbasierte Interpretation . . . . .	153
7.2.1	Quantitative versus qualitative Wissensmodellierung . . . . .	154
7.2.2	Manuelle Modellierung der TBox . . . . .	157
7.2.3	Automatische Generierung der ABox . . . . .	162
7.2.4	Beispiel zur Interpretation von Strömungsfeldern . . . . .	163

---

<b>III</b>	<b>Softwaretechnische Realisierung und Ergebnisse der Fallstudien</b>	<b>167</b>
<b>8</b>	<b>Das Software-Rahmenwerk GRAIPE</b>	<b>169</b>
8.1	Anforderungen und Entwurfskriterien . . . . .	170
8.2	Entwurfsmuster des Rahmenwerks . . . . .	171
8.3	Kernkomponenten des Rahmenwerks . . . . .	174
8.3.1	Realisierung des MVC-Entwurfsmusters mit Qt . . . . .	174
8.3.2	Algorithmen als funktionale Schnittstellen . . . . .	175
8.3.3	Technische Realisierung des Baukastenprinzips . . . . .	176
8.4	Kernfunktionen der GUI . . . . .	177
8.4.1	Laden und Speichern von Daten . . . . .	178
8.4.2	Interaktive Visualisierung von Daten . . . . .	178
8.4.3	Ausführung von Algorithmen . . . . .	179
8.5	Implementierte Modelle und deren grafische Darstellung . . . . .	181
8.5.1	Bilddaten . . . . .	181
8.5.2	Merkmalsmengen . . . . .	183
8.5.3	Vektorfelder . . . . .	187
8.6	Implementierte Algorithmen . . . . .	192
8.6.1	Import von externen Datenquellen . . . . .	192
8.6.2	Bildvorverarbeitung und Bildmaskierung . . . . .	193
8.6.3	Merkmalsbasierte Strömungsmessung . . . . .	195
8.6.4	Differentielle Strömungsmessung . . . . .	197
8.6.5	Algorithmen der multispektralen Strömungsbestimmung . . . . .	199
8.6.6	Evaluierung von ermittelten Strömungsfeldern . . . . .	199
8.6.7	Anbindung von RACER zur wissensbasierten Interpretation . . . . .	201
<b>9</b>	<b>Fallstudien und Ergebnisse</b>	<b>203</b>
9.1	Nördliche Ostsee (biogene Filme, multisensorisch) . . . . .	204
9.1.1	Verfügbare Bilddaten . . . . .	204
9.1.2	Auswahl geeigneter Verfahren . . . . .	207
9.1.3	Ergebnisse der Strömungsberechnung . . . . .	211
9.1.4	Evaluierung und Interpretation der Ergebnisse . . . . .	231
9.2	Kalifornische Küste (biogene Filme, SAR) . . . . .	245
9.2.1	Verfügbare Bilddaten . . . . .	245
9.2.2	Auswahl geeigneter Verfahren . . . . .	249
9.2.3	Ergebnisse der Strömungsberechnung . . . . .	251
9.2.4	Evaluierung und Interpretation der Ergebnisse . . . . .	257
9.3	Danziger Bucht (anthropogene Filme, SAR) . . . . .	265
9.3.1	Verfügbare Bilddaten . . . . .	265
9.3.2	Auswahl geeigneter Verfahren . . . . .	268
9.3.3	Ergebnisse der Strömungsberechnung . . . . .	272
9.3.4	Evaluierung und Interpretation der Ergebnisse . . . . .	277
9.4	Fazit der Fallstudien . . . . .	283

<b>10 Zusammenfassung und Ausblick</b>	<b>287</b>
10.1 Zusammenfassung . . . . .	288
10.2 Ausblick . . . . .	293
<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>297</b>
<b>Abbildungsverzeichnis</b>	<b>309</b>
<b>Anhang</b>	<b>315</b>
<b>A Ausgewählte Erdbeobachtungssatelliten</b>	<b>317</b>
A.1 Landsat . . . . .	318
A.2 IRS . . . . .	320
A.3 ENVISAT . . . . .	321
A.4 ERS . . . . .	322
<b>B Euler-Lagrange-Gleichungen für Optical Flow Constraints</b>	<b>325</b>
B.1 Basisgleichung . . . . .	326
B.2 Gleichung für mehrere Funktionen über mehrere Unbekannte . . . . .	327
B.3 Lösung der OFCE nach Horn und Schunck . . . . .	328
B.4 Bestimmung der Euler-Lagrange-Gleichungen . . . . .	329
B.5 Iterative Lösung der Euler-Lagrange-Gleichungen . . . . .	330
<b>C Datenformate des Rahmenwerks</b>	<b>333</b>
C.1 Allgemeine Modelle . . . . .	334
C.2 Bilddaten . . . . .	335
C.3 Merkmalsmengen . . . . .	336
C.4 Vektorfelder . . . . .	338
<b>D Verwendete Bilddaten zur Berechnung der Ergebnisse</b>	<b>341</b>
D.1 Bilddaten der ersten Fallstudie . . . . .	342
D.2 Bilddaten der zweiten Fallstudie . . . . .	345
D.3 Bilddaten der dritten Fallstudie . . . . .	347





# Einleitung

Die kleinste Bewegung ist für die  
ganze Natur von Bedeutung; das  
ganze Meer verändert sich, wenn ein  
Stein hineingeworfen wird.

---

Blaise Pascal

In dieser Arbeit wird untersucht, wie mesoskalige Phänomene der Meeresoberflächenströmung anhand von Satellitenbildfolgen verschiedener Sensoren ermittelt werden können. Diese Phänomene finden auf Skalen von 10 – 100 *km* statt, was unterhalb aktuell verfügbarer synoptischer Messmethoden beziehungsweise Modellergebnissen liegt. Zurzeit vorliegende Verfahren bieten entweder keine ausreichende räumliche Abdeckung oder besitzen eine zu geringe räumliche Auflösung.

Um mesoskalige Eigenschaften der Oberflächenströmung bestimmen zu können, werden in dieser Arbeit mittel- bis hochaufgelöste Satellitenbilder verwendet, auf denen Strukturen auf der Meeresoberfläche abgebildet sind, die sich lediglich in Abhängigkeit von der Strömung bewegen. Als zu verfolgende Strukturen werden die Signaturen von Oberflächenfilmen verwendet. Um die Strömung an der Meeresoberfläche zu bestimmen, muss das Korrespondenzproblem zwischen den Signaturen der Oberflächenfilme gelöst werden. Dieses bezeichnet in der Bildverarbeitung das Problem, Bildpunkte zweier Aufnahmen jeweils so zuzuordnen, dass sie demselben physischen Objektpunkt entsprechen.

Durch die unterschiedlichen Bilddaten, die geringe Datenverfügbarkeit, die hohe Auflösung und die hohe Morphodynamik der Oberflächenfilme ergeben sich zur Lösung des Korrespondenzproblems in dem gewählten Anwendungsgebiet zahlreiche neue Herausforderungen, die gelöst werden müssen. Durch den Entwurf von Verfahren, die diese Herausforderungen bewältigen, sollen im Rahmen dieser Arbeit erstmals hochauflösende mesoskalige Strömungsfelder ermittelt, evaluiert und interpretiert werden.

Auch wenn der Effekt, den der Wurf eines einzelnen Steins hat, sicher noch nicht anhand von Satellitenbildern erkannt werden kann, so eröffnet die mesoskalige Strömungsbestimmung vielfältige neue Möglichkeiten und hilft dabei, die Strömungen besser zu verstehen. Ein besseres Verständnis dieser ist für andere Forschungsfelder von hohem Interesse, insbesondere für die Meeres- und Klimaforschung.

## 1.1 Interdisziplinäre Motivation

Die Meeresströmung ist eine der wichtigsten Kenngrößen der Ozeanographie und beeinflusst zahlreiche biologische Prozesse sowie klimatische Faktoren. Obwohl die großskaligen Strömungsverhältnisse der Meere mittlerweile bekannt sind, herrscht immer noch Unwissenheit darüber, welche Strömungen auf der Mesoskala vorliegen. Dieses Unwissen kann zwar punktuell durch Messbojen oder Schiffe beseitigt werden, jedoch nur in einem räumlich eng begrenzten Rahmen. Für die Beobachtung, Analyse und Interpretation von mesoskaligen Phänomenen werden folglich hochauflösende Messungen der Meeresströmung benötigt, die für ein größeres Gebiet gleichzeitig (synoptisch) erfolgen. Um mit Feldmessungen hochauflösend ein großes Gebiet zu überwachen, müssten auf kleinster Fläche tausende Bojen ausgebracht werden, was ökonomisch nicht vertretbar ist.

Die synoptische Bestimmung der mesoskaligen Meeresoberflächenströmung bietet im Gegensatz zu punktuellen Messungen, wie sie beispielsweise durch Bojen durchgeführt werden, den Vorteil, dass sie gleichzeitig für ein verhältnismäßig großes Gebiet durchgeführt werden kann. Anders als Modellergebnisse der Meeresströmung, die durch Messungen und Modellberechnungen ermittelt werden, stellen die im Rahmen dieser Arbeit ermittelten Ergebnisse indirekte Messungen der Bewegung der Meeresoberfläche dar.

Das Vorhandensein großflächiger und fein aufgelöster Messungen bietet einen erheblichen interdisziplinären Nutzen. Dieser wird nun beispielhaft an drei Einsatzzwecken hervorgehoben:

1. Einblick in mesoskalige Prozesse an der Meeresoberfläche

Hochaufgelöste Flussfelder ermöglichen erstmals Einblicke in mesoskalige Phänomene, die unterhalb des Auflösungsvermögens aktuell verfügbarer Verfahren liegen. Hierzu zählen beispielsweise die Entwicklung sowie der Verlauf lokaler Verwirbelungen. Diese sind für verschiedene biologische Prozesse wichtig und aufgrund bislang fehlender großflächiger hochauflösender Messungen größtenteils unerforscht. Würden diese Prozesse sichtbar, so würden sowohl Biologen, als auch Meereskundler und Klimaforscher profitieren.

2. Validierung und Ergänzung von Modelldaten

In dieser Arbeit werden Modelldaten zur Evaluierung herangezogen. Langfristig können die ermittelten Oberflächenströmungen außerdem dazu dienen, die Modelldaten einerseits zu validieren und andererseits deren Auflösungsvermögen deutlich zu erhöhen. Von den verbesserten Modellresultate würden Meereskundler und Seefahrer gleichsam profitieren.

3. Erhöhung der Vorhersagekraft im Katastrophenfall

Tritt zum Beispiel bei einem Schiffsunglück eine größere Menge Schweröl aus, so ist eine möglichst präzise Kenntnis der Meeresoberflächenströmung unerlässlich, um geeignete Gegenmaßnahmen einzuleiten. Je genauer und großflächiger die Strömungsmessung ist, desto besser können beispielsweise die Katastrophenhelfer koordiniert werden.

## 1.2 Die Meeresströmung und das Korrespondenzproblem

Die Bestimmung der Meeresoberflächenströmung kann wie folgt mit der Lösung des Korrespondenzproblems in Verbindung gebracht werden: Die Grundannahme ist die Existenz von beobachtbaren und identifizierbaren Objekten auf der Meeresoberfläche, die sich ohne eigenen Antrieb nur durch die Meeresströmung bewegen. Beobachtet man diese Objekte von einer Plattform aus und löst das Korrespondenzproblem der Signaturen der Objekte von Bild zu Bild, so lässt sich je nach Anzahl der Signaturen ein hochauflösendes Strömungsfeld für das Gebiet erstellen. Da eine Sichtbarkeit der unterschiedlichen Signaturen auf jedem Bild der Bildfolge vorausgesetzt wird, findet die so beschriebene indirekte Strömungsmessung synoptisch statt.

Das Korrespondenzproblem ist so alt wie die rechnergestützte Verarbeitung von Bildfolgen im Rahmen der Bildverarbeitung (siehe Ullman (1979); Rosenfeld et al. (1976)). Es beschreibt das Problem, in aufeinander folgenden Bildern einer Folge Korrespondenzen, beispielsweise in Form von korrespondierenden Punkten, zu finden. In der vergangenen Forschung wurden zahlreiche Ansätze entwickelt, die in der Lage sind das Korrespondenzproblem jeweils für bestimmte Randbedingungen zu lösen (vgl. Abschnitte 4.2 und 4.3). Die Randbedingungen, die durch die Verfahren vorausgesetzt werden, sind meist auf die Bilddaten beschränkt. Eine generelle Einschränkung des Anwendungsgebietes entsteht durch sie nicht. Da eine Vielzahl der Verfahren allerdings ausgehend von der Analyse von Videosequenzen entwickelt worden sind, setzen sie im Allgemeinen eine gute Datenverfügbarkeit im Sinne einer hohen zeitlichen Abtastung voraus.

Zusätzlich zu diesen verfahrensspezifischen Randbedingungen werden üblicherweise weitere Einschränkungen gemacht, um das Korrespondenzproblem lösen zu können. Laut Fiedler (2003)[Seite 45] sind dies:

1. Eine anzunehmende maximale Entfernung der Korrespondenzen,
2. lokal glatte Zuordnungen,
3. feststellbare Ähnlichkeit der Merkmale untereinander,
4. Erhaltung der Merkmale innerhalb der Bildfolge und
5. eine strukturelle Konsistenz der Zuordnungen.

Diese grundlegenden Einschränkungen sind verfahrensübergreifend gültig. Daher muss für sie geprüft werden, ob sie im Anwendungsgebiet dieser Arbeit Gültigkeit besitzen und angewendet werden können. Die gilt insbesondere für den Fall, wenn Bilddaten unterschiedlicher Sensoren zur Strömungsbestimmung verwendet werden sollen. Aber auch für den Fall der Verwendung gleichartiger Sensoren muss geprüft werden, welche der oben genannten Voraussetzungen gelten, falls die Signaturen von Oberflächenfilmen dazu verwendet werden, um die Meeresoberflächenströmung zu bestimmen. Aus den oben genannten Einschränkungen sind im Rahmen der Bildverarbeitung zwei Vorgehensweisen zur Lösung des Korrespondenzproblems entstanden: Die Klasse der merkmalsbasierten Verfahren (siehe Abschnitt 4.2) und die Klasse der differentiellen Verfahren (siehe Abschnitt 4.3).

Das Potenzial zur synoptischen Bestimmung der Meeresströmung anhand von Satellitenbildern der Meeresoberfläche wurde bereits früh erkannt. So wurden von Emery et al. (1986) mittels thermaler Aufnahmen der Meeresoberfläche und der Methode der maximalen Kreuzkorrelation (MCC) bereits erste grob aufgelöste Strömungsfelder erzeugt. Das MCC-Verfahren wurde hierbei zur Lösung des Korrespondenzproblems zwischen thermalen Signaturen innerhalb einer Bildfolge verwendet. Diese thermalen Signaturen bewegen sich lediglich mit der lokalen Strömung, sodass eine Lösung des Korrespondenzproblems der thermalen Signaturen Rückschlüsse auf die Strömung ermöglicht. Obwohl dieser Ansatz eine großflächige Strömungsmessung ermöglicht, können wichtige mesoskalige Phänomene durch die zu grobe Auflösung thermaler Satellitensensoren nicht beobachtet werden. Außerdem wird die Meeresoberfläche auf thermalen Aufnahmen häufig durch Wolken verdeckt, sodass diese Methode für viele Gebiete nur sehr selten angewendet werden kann.

Die Forschungsergebnisse wurden in weiteren Untersuchungen schließlich dazu verwendet, eine Strömungskarte des Gebiets vor der Küste Kaliforniens zu generieren (siehe Tokmakian et al. (1990)). In weiteren Studien wurden die Vorteile sowie die Einschränkungen der verwendeten Methode aufgezeigt. Dabei wurde beispielsweise untersucht, wie sich die Ergebnisse ändern, falls neben den thermalen auch multispektrale Bilddaten der Meeresoberfläche zur Strömungsbestimmung verwendet werden (siehe Garcia u. Robinson (1989); Kamachi (1989); Emery et al. (1992); Bowen et al. (2002)).

Die Erweiterung und Anwendung der von Emery vorgeschlagenen Methode auf weitere Sensoren erfolgte im Jahr 1988. Hierbei wurde die MCC-Methode erstmals dazu verwendet, die Eisdrift aus Sequenzen von SAR-Aufnahmen zu bestimmen (siehe Collins u. Emery (1988)). Seitdem wurden kontinuierlich weitere Methoden zur Bestimmung der Eisdrift anhand von SAR-Bilddaten entwickelt (siehe Kwok et al. (1990); Li et al. (1998)). Die so entwickelten Methoden machen sich zunutze, dass vor allem größere Eisschollen eine recht hohe Stabilität aufweisen und sich somit strukturell nur geringfügig verändern. Dadurch kann eine Erhaltung der Merkmale angenommen werden.

Im Gegensatz zur Bestimmung der Eisdrift müssen für die Untersuchung der mesoskaligen Strömung der Meeresoberfläche Tracer ausgewählt werden, die sich durch die lokale Strömung bewegen und auf mittel- bis hochauflösenden Satellitenbildern sichtbar sind. Für diese Arbeit wurden anthropogene und biogene Oberflächenfilme ausgewählt, da sie sowohl auf SAR- als auch auf multispektralen Satellitenbildern Signaturen hinterlassen. Die Lösung des Korrespondenzproblems anhand der Signaturen dieser Filme zur Strömungsbestimmung ist, vor allem bedingt durch die komplexe Integration multimodaler Satellitenbilddaten, eine vergleichsweise unerforschte Technik. Einige erste Ansätze, in denen diese Vorgehensweise mittels der MCC-Technik angewendet wurde, finden sich in Fiedler (2003); Gade et al. (2003) sowie in Gade et al. (2012).

Ein Vorteil bei der Verwendung der Signaturen dieser Filme ist, dass sie nicht extra ausgebracht werden müssen, sondern auf der Meeresoberfläche vorhanden sind. Biogene Oberflächenfilme treten beispielsweise großflächig durch Algenblüten auf (siehe Abbildung 1.1).

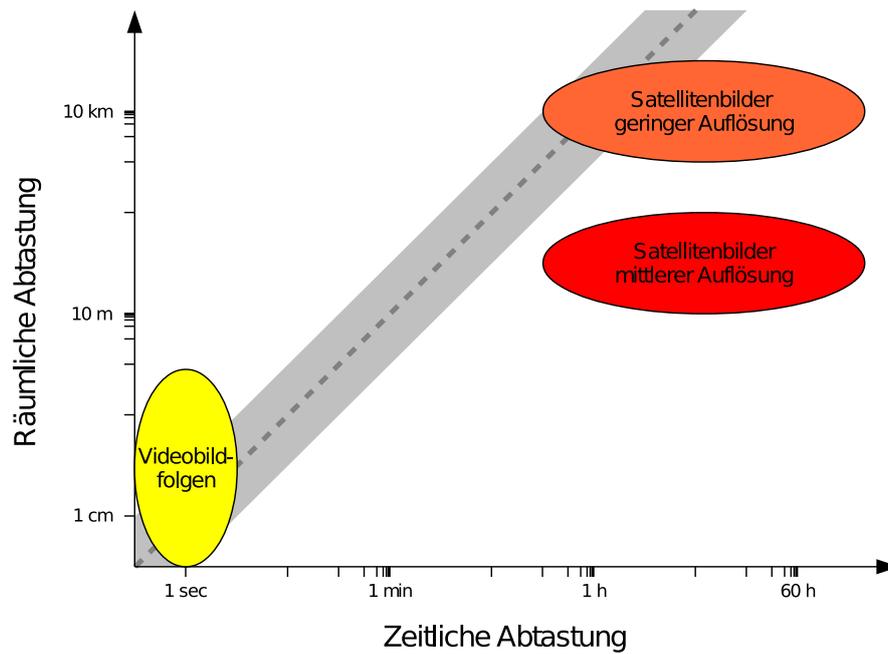


**Abbildung 1.1:** Algenblüten als Produzenten biogener Oberflächenfilme, aufgenommen am 5. Juli 2005 durch den MODIS-Sensor an Bord des Satelliten Aqua. *NASA Image of the Day: „Summer Bloom in the Baltic Sea“, NASA image courtesy Jeff Schmaltz, MODIS Land Rapid Response Team at NASA GSFC*

Bei der Verwendung der Filme als Tracer existieren zahlreiche Herausforderungen, die vor allem durch die hohe Variabilität der Filme und die unterschiedlichen Aufnahmetechniken gegeben sind. Zur Verdeutlichung dieser Unterschiede sind in Abbildung 1.2 die räumlichen und zeitlichen Abtastungen unterschiedlicher Arten von Bildfolgen mittels logarithmischer Skalierung dargestellt. Bei der Betrachtung von Abbildung 1.2 lassen sich für die Verwendung von Satellitenbildfolgen, verglichen mit der Bewegungsschätzung anhand von Videodaten, folgende Feststellungen treffen:

1. Die zeitliche Abtastung ist sehr viel geringer und
2. die räumliche Abdeckung ist sehr viel höher.

Die geringere zeitliche Abtastung besitzen hierbei alle Satellitendaten, jedoch sind die geringer aufgelösten Bilddaten, die auch von Emery et al. verwendet worden sind, generell besser mit denen der Videoanalyse zu vergleichen, da sowohl die zeitliche als auch die räumliche Abtastung in ähnlichem Maße reduziert sind (graue Markierung in Abbildung 1.2). Für die Satellitenbilder mittlerer Auflösung gilt dies nicht, da die Auflösung des Sensors, verglichen mit der zeitlichen Abtastung, zu hoch ist. Aus diesem Grund müssen in dieser Arbeit Methoden entwickelt werden, die in der Lage sind, die Strömung auch unter diesen Rahmenbedingungen zu bestimmen.



**Abbildung 1.2:** Die räumliche sowie zeitliche Auflösung in Bezug auf unterschiedliche Arten von Bildfolgen. Bei Videobildfolgen ist der Beobachtungsraum sehr gering, allerdings ist die zeitliche Abtastung sehr hoch. Im Gegensatz dazu stehen Satellitendaten nur vereinzelt zur Verfügung und besitzen eine wesentlich geringere räumliche Abtastung. Die grau hervorgehobene Fläche markiert ein ähnliches Verhältnis beider Abtastungen. (modifizierte Abbildung aus Seppke et al. (2012)).

## 1.3 Von der Problemstellung zu den zentralen Fragestellungen

Das Ziel dieser Arbeit ist die Bestimmung mesoskaliger Strömungsfelder durch die Lösung des Korrespondenzproblems von Signaturen von Oberflächenfilmen, die auf Satellitenbildfolgen unterschiedlicher Sensoren abgebildet sind. Zum Erreichen dieses Ziels muss eine Prozesskette entwickelt werden, die ausgehend von den Satellitenbildern der unterschiedlichen Sensoren die Bestimmung der Oberflächenströmung sowie deren Interpretation und Evaluierung erlaubt. Hierzu wird die Prozesskette in folgende Schritte untergliedert:

1. Vorverarbeitung der Bilddaten,
2. Lösung des Korrespondenzproblems für die abgebildeten Oberflächenfilme und
3. Evaluierung und Interpretation der ermittelten Strömungsfelder.

Obwohl die Hauptproblemstellung in der Untersuchung des Korrespondenzproblems zur Strömungsbestimmung liegt, müssen für die anderen Punkte der Prozesskette ebenfalls Lösungen gefunden werden. Um die Ergebnisse interpretieren und evaluieren zu können, müssen sie interaktiv erfahrbar gemacht werden. Dies wird in dieser Arbeit durch ein Sekundärziel erreicht, die Erstellung eines interdisziplinär verwendbaren Software-Rahmenwerks zum interaktiven Umgang mit den Daten und Algorithmen. Durch die Forderung nach Interaktivität folgt zugleich, dass die Zeitkomplexität der einzelnen Algorithmen der Prozesskette nicht zu hoch sein darf.

Bevor mit der Berechnung der Meeresoberflächenströmung anhand von Bildfolgen begonnen werden kann, müssen die Satellitenbilder vorverarbeitet werden. Im Rahmen der Vorverarbeitung gibt es folgende Fragestellungen, die gelöst werden müssen:

- Verfälschungsfreie Registrierung  
Wie können die unterschiedlichen Bilddaten so in ein einheitliches Weltkoordinatensystem überführt werden, dass die relative Position der abgebildeten Oberflächenfilme innerhalb der Szene konstant bleibt?
- Strukturhaltende Filterung  
Wie müssen die Bilddaten unterschiedlicher Sensoren vorverarbeitet werden, sodass einerseits das Bildrauschen beziehungsweise Artefakte der Bildgebung vermindert werden, andererseits die Signaturen der Oberflächenfilme erhalten bleiben?

Beide Fragestellungen werden seit langer Zeit untersucht und konnten bereits für zahlreiche andere Anwendungsgebiete gelöst werden. Somit steht für diese Fragestellungen eine Vielzahl von Verfahren bereit. Diese müssen allerdings auf ihre Eignung im Anwendungsgebiet dieser Arbeit hin untersucht und entsprechend ausgewählt werden.

Der Hauptaspekt dieser Arbeit ist die Lösung des Korrespondenzproblems im Anwendungsgebiet. Da dieses Teilgebiet der Bildverarbeitung bereits gut erforscht worden ist, existieren auch hier zahlreiche Algorithmen, die für andere Anwendungsgebiete entworfen worden sind. Diese müssen im Anwendungsgebiet dieser Arbeit auf folgende Fragestellungen hin untersucht werden:

- Geringe Datenverfügbarkeit  
Dadurch, dass Satellitenbilder nur selten zur Verfügung stehen, muss die Lösung des Korrespondenzproblems anhand einiger weniger Aufnahmen geschehen. Ist dies mit den bekannten Verfahren möglich, oder müssen neue Vorgehensweisen entwickelt werden?
- Umgang mit verdeckten Bildbereichen  
Auf multispektralen Aufnahmen verdecken häufig Wolken die Sicht auf die Oberflächenfilme. Inwiefern können die bekannten Verfahren mit diesen fehlenden Informationen umgehen? Falls dies nicht durch Verfahren abgedeckt ist, kann es nachträglich ermöglicht werden?
- Verwendung multimodaler Satellitenbilder  
Wie ist eine Lösung des Korrespondenzproblems über Satellitenbilder unterschiedlicher Sensor-Modalitäten (zum Beispiel SAR- und multispektrale Sensoren) möglich?
- Ausnutzung multispektraler Bilddaten  
Kann die hohe Informationsdichte multispektraler Verfahren dazu verwendet werden, um die Lösung des Korrespondenzproblems zu verbessern?
- Berücksichtigung von Glattheitsannahmen  
Inwiefern berücksichtigen die Verfahren zur Lösung des Korrespondenzproblems, dass die Strömung einer lokalen Glattheit folgt? Falls dies berücksichtigt wird, wie korrespondieren diese Annahmen mit den physikalischen Grundlagen der Meereströmung?

Diese Fragestellungen stellen den Kern dieser Arbeit dar und wurden in der bisherigen Forschung nur ungenügend untersucht. Ihre Lösungen sind für das Anwendungsgebiet dieser Arbeit jedoch unerlässlich. Zudem muss geklärt werden, ob eine Anpassung der vorhandenen Methoden auf das Anwendungsgebiet dieser Arbeit ausreichend ist, oder ob eventuell neue Ansätze entwickelt werden müssen. Das Ziel dieser Arbeit ist, einen generischen Rahmen zu schaffen, der es ermöglicht, die bekannten Verfahren zur Lösung des Korrespondenzproblems einzusetzen, und der gleichzeitig die oben genannten Fragestellungen löst. Somit werden die einzelnen erprobten Verfahren im Anwendungsgebiet dieser Arbeit nicht nur anwendbar, sondern bleiben zudem vergleichbar.

Neben den Fragestellungen der Bildverarbeitung zur Lösung des Korrespondenzproblems existieren weitere Fragen, die die Analyse sowie die Evaluierung der ermittelten Strömungsfelder betreffen:

- Evaluierung  
Wie soll im Rahmen der Evaluierung mit Daten umgegangen werden, die nicht exakt in Raum und Zeit lokalisiert werden können, wie zum Beispiel die Ergebnisse von numerischen Strömungsmodellen?

- visuelle Interpretation

Wie können die resultierenden Strömungsfelder durch menschliche Betrachter auf ihre Plausibilität hin überprüft werden?

Neben der visuellen Interpretation der Ergebnisse wird in dieser Arbeit erstmalig die automatische Interpretation der ermittelten Strömungsfelder angestrebt. Mithilfe eines wissensbasierten Systems soll geprüft werden, ob die ermittelten Strömungen in Bezug auf die vorhandenen Kontextinformationen konsistent sind. Bei der Verwendung von Wissen im Rahmen der automatischen Interpretation ergeben sich folgende Fragestellungen:

- Quellen und Einsatzgebiete

An welchen Stellen der Verarbeitungskette der Strömungsbestimmung soll Wissen einfließen? Welcher Art soll das Wissen sein? Aus welchen Quellen wird das Wissen bezogen?

- Systemauswahl

Mit welchem wissensbasierten System soll das Wissen repräsentiert und verarbeitet werden? Welche Fragestellungen können durch ein solches System beantwortet werden?

## 1.4 Struktur der Arbeit

Diese Arbeit kann, unabhängig von der Kapitelstruktur und unter Ausnahme der Einleitung sowie der Zusammenfassung, in drei Abschnitte unterteilt werden:

- I. Sensorische Grundlagen und aktueller Forschungsstand
- II. Entwicklung einer Prozesskette zur Strömungsbestimmung
- III. Softwaretechnische Realisierung und Ergebnisse

Der erste der oben genannten Abschnitte, der die Kapitel 2 bis 4 umfasst, beginnt mit einer Einführung in die satellitenbasierte Fernerkundung, da die Bilderzeugung im Rahmen dieser stattfindet. Anschließend werden verschiedene Arten von bildgebenden Sensoren erläutert und eine Auswahl der für diese Arbeit geeigneten Sensoren getroffen. Zudem werden die Signaturen vorgestellt, die die unterschiedlichen Sensoren in der Abbildung von Oberflächenfilmen erzeugen. Darauf aufbauend wird in Kapitel 4 der aktuelle Stand der Forschung wiedergegeben. Hierbei werden existierende Vorverarbeitungsverfahren in Bezug auf die Zielsetzung untersucht. Zudem wird bereits eine Auswahl der zu verwendenden Verfahren getroffen, sodass die Vorverarbeitung der Prozesskette feststeht. Die verschiedenen Verfahren zur Lösung des Korrespondenzproblems sowie zur Evaluierung und Interpretation werden erläutert. Statt den Stand der Forschung zum Korrespondenzproblem zu rezitieren, werden die unterschiedlichen Verfahren in einem gemeinsamen formalen Rahmenwerk vorgestellt. Dieses wird in Abschnitt 3 eingeführt und in allen nachfolgenden Abschnitten verwendet.

Der zweite der oben genannten Abschnitte bildet den Kern dieser Dissertation und umfasst die Kapitel 5 bis 7. In diesem werden Vorgehensweisen entworfen, um das Korrespondenzproblem im Anwendungsgebiet der Arbeit lösen zu können. Um die verschiedenen Verfahren unter der gegebenen Datenlage des Anwendungsgebiets anwenden zu können, wird in Kapitel 5 ein generischer Verfahrensrahmen entworfen. Mit diesem können die hohen raumzeitlichen Distanzen zwischen den Signaturen der Oberflächenfilme überwunden werden. Im Anschluss an diese Erweiterung werden in Kapitel 6 die unterschiedlichen Verfahrensklassen zur Lösung des Korrespondenzproblems so erweitert, dass sie zur Bestimmung der Meeresoberflächenströmung eingesetzt werden können. Neben dem Verfahrensentwurf zur Strömungsmessung werden in Kapitel 7 Verfahren entworfen, die es ermöglichen die Resultate der Strömungsmessung zu interpretieren. Zur Interpretation der Ergebnisse aller Verfahren werden zwei Sichtweisen untersucht: Zum einen werden Verfahren beschrieben, die die visuelle Interpretation der Ergebnisse unterstützen. Zum anderen wird mittels eines wissensbasierten Systems eine automatische Interpretationsmethode der Ergebnisse entwickelt.

Der letzte der oben genannten Abschnitte beschreibt die praktische Umsetzung der entwickelten Verfahren und Vorgehensweisen sowie die Ergebnisse dieser Arbeit anhand von drei Fallstudien in den Kapiteln 8 und 9. In Kapitel 8 wird das entwickelte Software-Rahmenwerk beschrieben. In diesem wird zunächst das Entwurfsmuster des Rahmenwerks festgelegt. In den weiteren Abschnitten werden alle implementierten Module be-

schrieben, die eine interaktive Arbeit mit dem Rahmenwerk ermöglichen. Alle Verfahren, die in den ersten Kapiteln vorgestellt werden sind, wurden innerhalb des entwickelten Rahmenwerks umgesetzt. In Kapitel 9 werden die Ergebnisse in drei Fallstudien untergliedert, die jeweils unterschiedliche Orte, unterschiedliche Sensordaten sowie unterschiedliche Arten von Oberflächenfilmen zur Strömungsbestimmung verwenden. Zu jeder Fallstudie werden zunächst die Szene sowie die vorliegenden Bilddaten beschrieben. Anschließend werden geeignete Verfahren ausgewählt, mit denen die Strömung an der Meeresoberfläche bestimmt werden kann. Abschließend zu jeder Fallstudie erfolgt die Interpretation und Evaluierung der Ergebnisse. Am Ende dieses Kapitels wird unter Berücksichtigung der Ergebnisse aller Fallstudien ein Fazit gegeben.

In dieser Arbeit werden zur Veranschaulichung der Untersuchungen sowie der jeweils erreichten Teilziele in den jeweiligen Abschnitten exemplarisch Ergebnisse präsentiert. Anhand dieser werden die Verfahren sowie die erreichten Verbesserungen bereits demonstriert bevor die konkreten Ergebnisse der Fallstudien dieser Arbeit vorgestellt werden. Zusätzlich zu den Leitbeispielen werden im Rahmen der theoretischen Untersuchungen der Verfahren auch elementare Testsequenzen verwendet. Auch wenn derartige Bilddaten in der Realität nicht verwendet werden, so demonstrieren sie Schwachstellen und Eigenheiten der jeweiligen Methoden deutlicher und verständlicher, als dies durch den Einsatz von Realdaten möglich wäre.



## **Teil I**

# **Sensorische Grundlagen und aktueller Forschungsstand**



# Einführung in das Anwendungsgebiet

Remote sensing is the science and art of obtaining information about an object, area, or phenomenon through the analysis of data acquired by a device that is not in contact with the object, area, or phenomenon under investigation.

---

T. M. Lillesand & R. W. Kiefer, 1987

In dieser Arbeit werden verschiedene Fernerkundungsdaten von bildgebenden Sensoren mithilfe von Bildverarbeitungsverfahren analysiert und verarbeitet, um die Strömung an der Meeresoberfläche zu bestimmen. Die Interdisziplinarität des Themengebietes erfordert eine Einführung in die Fernerkundung der Meeresoberfläche sowie der Abbildung von Oberflächenfilmen, die in dieser Arbeit zur Lösung des Korrespondenzproblems und somit zur Strömungsbestimmung verwendet werden.

In diesem Kapitel erfolgt zunächst eine Einführung in die wichtigsten Grundlagen der Fernerkundung sowie der Sensorsysteme, die im Rahmen dieser Arbeit verwendet werden, und deren Abbildungseigenschaften. Zusätzlich zu den Sensoren werden wichtige Kenngrößen der Erzeugung von Bildfolgen erläutert, wie zum Beispiel die Wiederbesuchsrate eines Satelliten. Da in dieser Arbeit Folgen von Satellitenbildern untersucht werden, ist sie ein Maß für die maximale zeitliche Abtastung, die mit einem einzelnen Satelliten erreicht werden kann.

Dieser Abschnitt bietet lediglich einen fokussierten Einblick in die Fernerkundung der Meeresoberfläche in Bezug auf das Anwendungsgebiet dieser Arbeit. Für weiterführende Informationen zu den Sensoren und weiteren Aspekten der Fernerkundung der Meere sei auf Robinson (2004) sowie Robinson (2010) verwiesen.

## 2.1 Satellitenbasierte Erdbeobachtung

In der Einführung dieses Kapitels wurde eine treffende, wenn auch sehr allgemeine Definition der Fernerkundung zitiert, die im Rahmen dieser Arbeit auf Sensoren an Bord von Erdbeobachtungssatelliten und die Erfassung von Informationen auf der Erdoberfläche mittels elektromagnetischer Strahlung eingeschränkt wird.

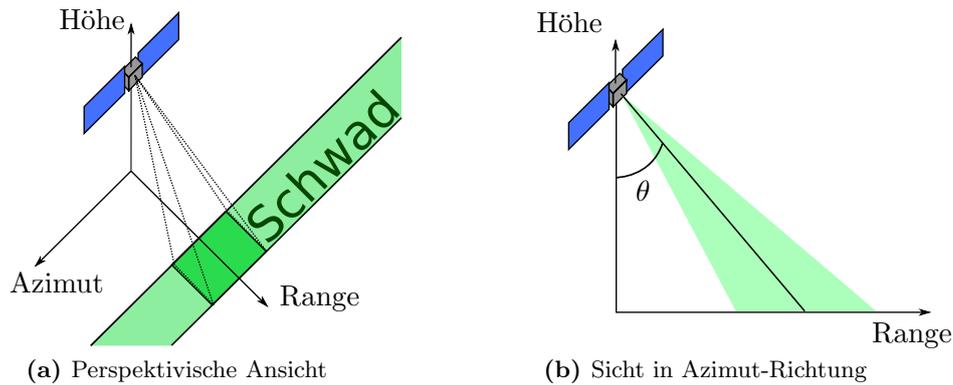
Es wird zunächst beschrieben in welcher Höhe über der Erdoberfläche die Sensoren die Bilddaten aufnehmen und wie hoch die Wiederbesuchsrate ist. Die Höhe des Satelliten beeinflusst die maximal mögliche räumliche Auflösung. Die mögliche Wiederbesuchsrate eines Satelliten ist eine der wichtigsten und wenig beeinflussbaren Eigenschaften für diese Arbeit. Da Bildfolgen analysiert werden sollen, um daraus Strömungsmessungen der Meeresoberfläche zu bestimmen, gilt eine möglichst hohe zeitliche Abtastung als erstrebenswert. Je höher die Wiederbesuchsrate ist, desto besser ist die zeitliche Abtastung eines Gebietes durch einen Satelliten.

Die Erdbeobachtung durch Satelliten aus dem Weltall geschieht von ausgewählten Bahnen aus, auf denen sich die Satelliten nahezu treibstofffrei um die Erde herum bewegen. Die Bahnen von Erdbeobachtungssatelliten, die durch die Keplerschen Gesetze bestimmt werden, werden im Rahmen der Himmelsmechanik durch mehrere Parameter definiert. Für weitere Informationen zu Satellitenbahnen und dem Gebiet der Himmelsmechanik sei auf Albertz (1991) verwiesen.

Während bei einer geostationären Bahn die Höhe über dem Äquator durch die Gesetze der Himmelsmechanik auf  $38790 \text{ km}$  festgelegt ist, ist sie bei den polaren Bahnen nahezu frei wählbar. Üblicherweise werden im Rahmen der Erdbeobachtung auf polaren Bahnen Höhen zwischen  $200$  und  $1200 \text{ km}$  gewählt. Diese liegen sehr viel dichter an der Erde und ermöglichen so eine für diese Arbeit hinreichend hohe Auflösung der Bilddaten. Auf geostationären Bahnen kann ein Gebiet zwar kontinuierlich beobachtet werden, allerdings liegt die räumliche Auflösung deutlich unterhalb dessen, was für die Ermittlung der mesoskaligen Meeresströmung benötigt wird. Bei polaren Bahnen führt die hohe Inklination von  $i \approx 90^\circ$  in Verbindung mit der geringen Flughöhe dazu, dass die Satelliten im Laufe eines Tages mehrmals die Pole passieren. Da sich die Erde während der Umläufe weiterdreht, überfliegt der Satellit mit jeder Bahn einen neuen Ausschnitt der Erde, der leicht versetzt von dem der vorigen Bahn verläuft. Bis ein Satellit einen Punkt auf der Erde ein zweites Mal überfliegt kann daher einige Zeit vergehen.

Im Gegensatz zum fest vorgegebenen Bodenspurzyklus kann die Wiederbesuchsrate unabhängig von der Bahn durch technische Maßnahmen, wie zum Beispiele durch die Veränderung des Depressionswinkels erreicht werden. Dieser bezeichnet die Abweichung des Blickwinkels des Satelliten vom Zenit. Abbildung 2.1b zeigt diesen Parameter am Beispiel eines zur Seite aufnehmenden Systems mit einem Depressionswinkel von  $\theta \approx 40^\circ$ .

Unabhängig von der Neigung des Sensors wird das Bildkoordinatensystem mit Begriffen des Satellitenkoordinatensystems des bildgebenden Sensors beschrieben. Die x-Achse einer Satellitenaufnahme heißt Range und verläuft stets rechtwinklig zur y-Achse, der Flugrichtung des Satelliten, die mit Azimut bezeichnet wird. Auf diesem Koordinatensys-



**Abbildung 2.1:** Aufnahmeachsen von Satellitensensoren am Beispiel eines zur Seite aufnehmenden Sensorsystems. In der perspektivischen Ansicht (links) sind der Schwad sowie die Aufnahmeachsen aufgezeigt, in der Seitenansicht (rechts) ist der Depressionswinkel  $\theta$  aufgetragen.

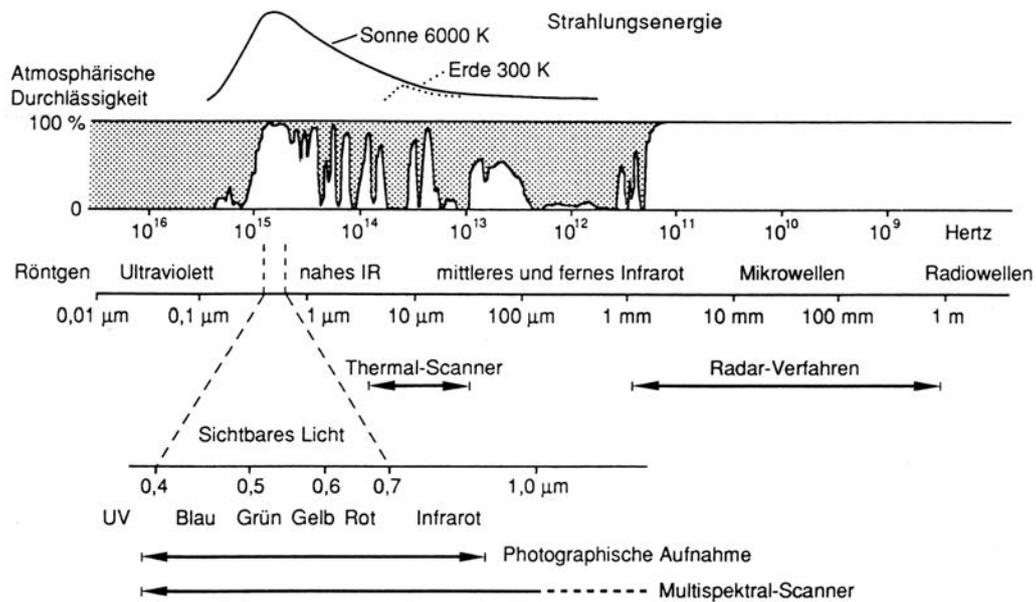
tem werden die Bilddaten der unterschiedlichen Sensoren mittels verschiedener Verfahren erzeugt. (siehe Abbildung 2.1a).

Ein weiterer wichtiger Begriff ist der Schwad des Satellitensensors. Dieser bezeichnet den Bereich auf der Erdoberfläche, der von dem Satellitensensor aufgenommen werden kann. Die Schwadbreite kann sich dabei auch für einen Sensor unterscheiden, falls dieser verschiedene Aufnahmemodi besitzt. So ist es möglich, einen größeren Schwad aufzunehmen, falls eine reduzierte Ortsauflösung in Kauf genommen wird. Gleichfalls sinkt die Schwadbreite bei hochauflösend aufgenommenen Bildern.

Durch die Variation dieser beiden Größen kann das Betrachtungsfeld von der aktuellen Bahn leicht abweichen. Dadurch können Gebiete betrachtet werden, die nicht direkt unter der Spur der aktuellen Bahn liegen. Ausgehend von Bodenspurzyklen von 10 – 15 Tagen können durch diese Maßnahmen Wiederbesuchsraten von 2 – 3 Tagen erreicht werden.

Im Rahmen der Fernerkundung der Meeresoberfläche ist es zudem wichtig, dass sich die Umweltbedingungen an einem festen Ort von Aufnahme zu Aufnahme möglichst wenig unterscheiden. Ein Beispiel hierfür ist ein gewünschter konstanter Sonnenstand der Aufnahme. Da sich Stand der Sonne an einem Ort mit den Jahreszeiten ändert, nutzen die sonnensynchronen Bahnen, auf denen sich alle in dieser Arbeit verwendeten Satelliten befinden, Bahnstörungen durch andere Himmelskörper so aus, dass diese jahreszeitliche Änderung kompensiert wird.

Da in dieser Arbeit lediglich elektromagnetische Strahlung (EM-Strahlung) zur Bildgebung genutzt wird, sind vor allem die Wechselwirkungen zwischen der Atmosphäre und den elektromagnetischen Wellen (EM-Wellen) von Bedeutung. Eine genaue und theoretisch fundierte Einführung in die Entstehung und Interpretation von EM-Strahlung würde den Rahmen dieser Arbeit übersteigen. Für eine übersichtliche Einführung in dieses Themengebiet sei daher auf Rees (1990) verwiesen. Wird mittels EM-Strahlung eine Abbildung der Meeresoberfläche auf einem Satellitensensor erzeugt, so muss die Strah-



**Abbildung 2.2:** Das EM-Spektrum und die Erdatmosphäre: Das EM-Spektrum von Röntgenstrahlung bis Radiowellen sowie die Durchlässigkeit der Erdatmosphäre für verschiedene Wellenlängen (aus Albertz (1991)[Seite 11])

lung zunächst die Erdatmosphäre passieren. Zudem verläuft in den meisten Fällen auch der Weg von der Strahlenquelle zur Erde durch die Atmosphäre. Für alle in dieser Arbeit verwendeten Sensorsysteme müssen die EM-Wellen die Atmosphäre erst durchdringen bevor sie auf der Erdoberfläche reflektiert werden und durch die Atmosphäre zurück zum Sensor zu gelangen. Interessanterweise lässt die Erdatmosphäre nur in sehr begrenztem Umfang Strahlung zur Erde durch (siehe Abbildung 2.2). Daher werden die spektralen Sensoren nur auf die jeweils durchlässigen Bereiche der Atmosphäre beschränkt.

Eines der größten Probleme bei der Erzeugung optischer Bilddaten stellen total absorbierende Phänomene in der Atmosphäre, wie zum Beispiel Wolken, dar. Diese bedecken ungefähr die Hälfte der Erdoberfläche und verhindern dass EM-Wellen bestimmter Spektren von der Erdoberfläche zum Sensor gelangen. Neben dem Bereich des sichtbaren Lichts sind hiervon auch weitere Bereiche des Spektrums betroffen, wie zum Beispiel den Infrarotbereich. Neben der ohnehin recht geringen Wiederbesuchsrate ist es somit beliebig unwahrscheinlich, in diesem Spektralbereich wolkenfreie Bildfolgen von bestimmten Regionen zu erhalten. Zudem besteht bei dieser totalen Absorption keine Möglichkeit der Korrektur, lediglich die Maskierung der wolkenfreien Bildausschnitte ist möglich. Erst ein Wechsel des Spektralbereichs der Aufnahme ermöglicht es, durch Wolken „hindurch zu sehen“. Dies ist zum Beispiel für Mikrowellen-basierte Sensoren, wie die in Abschnitt 2.2.2 vorgestellten SAR-Sensoren, der Fall.

## 2.2 Hochauflösende Sensorsysteme

Im Rahmen der Erdbeobachtung existieren viele unterschiedliche Sensorsysteme. In diesem Abschnitt wird ein kompakter Überblick gegeben, an dessen Ende die Auswahl der für diese Arbeit verwendbaren Sensorsysteme steht. Insgesamt findet zur Beschreibung der sensorischen Messungen im Rahmen dieses Kapitels eine Zweiteilung statt. Während in diesem Abschnitt lediglich die sensorischen Grundlagen beschrieben werden, wird in Abschnitt 2.4 darauf eingegangen, wie Filme auf der Meeresoberfläche durch diese Sensoren abgebildet werden. Unabhängig vom Anwendungsgebiet dieser Arbeit lassen sich die Sensorsysteme, die im Rahmen der Fernerkundung verwendet werden, in drei Arten untergliedern (vgl. Albertz (1991)):

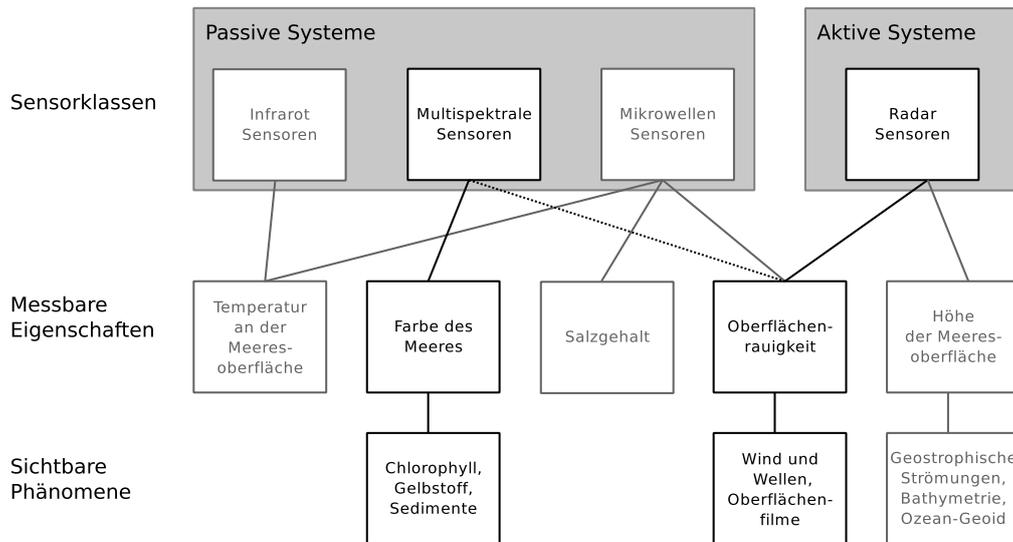
1. Passive Systeme, die die Sonne als Strahlungsquelle benutzen,
2. passive Systeme, die von der Erdoberfläche emittierte Strahlung auffangen, und
3. aktive Systeme, die eine eigene Strahlungsquelle besitzen.

Unter den ersten Punkt fallen beispielsweise multispektrale Sensoren, die das von der Erdoberfläche zurückgeworfene Spektrum des Sonnenlichtes auffangen. Diese Sensoren werden in Abschnitt 2.2.1 vorgestellt und nehmen im Allgemeinen in einem Spektralbereich auf, der den des sichtbaren Lichtes beinhaltet. Ein Vorteil dieser Systeme ist die vergleichsweise hohe Lebenserwartung, da sie deutlich weniger Energie als die aktiven Systeme benötigen.

Die zweite Art der passiven Systeme nimmt ebenfalls zurückgeworfene Strahlung von der Erdoberfläche auf, allerdings nicht im Bereich des sichtbaren Lichtes, sondern im Bereich des thermischen Infrarots oder des Mikrowellenbereichs. Da die momentan verfügbare Sensortechnik allerdings nicht in der Lage ist, hochaufgelöste Bilddaten zu liefern, können die Bilddaten dieser Sensoren in der vorliegenden Arbeit nicht zur Strömungsmessung eingesetzt werden.

Unter aktiven Systemen werden Sensorsysteme verstanden, die zusätzlich zu einer empfangenden Sensor-Komponente eine emittierende Strahlungsquelle besitzen. Im Bereich der Fernerkundung der Meeresoberfläche werden vor allem mikrowellenbasierte Radarsysteme eingesetzt. Dazu zählen beispielsweise Altimeter, mit denen es möglich ist, die Höhe des Meeresspiegels zu messen (vgl. Cipollini et al. (2010)). Diese scannenden Systeme messen allerdings nur Zeilenprofile und keine zweidimensionalen Bilddaten, sodass sie für die vorliegende Arbeit nicht verwendet werden können.

Nur zwei Sensorarten bieten die für das Anwendungsgebiet diese Arbeit nötigen zweidimensionalen Daten hoher Auflösung: multispektrale Sensoren, die im Bereich des sichtbaren Lichtes sowie des nahen Infrarotbereichs aufnehmen, und bildgebende Radar-Sensorsysteme mit synthetischer Apertur (SAR-Systeme). Eine Übersicht über die messbaren Eigenschaften der Meeresoberfläche, die mit diesen Sensoren ermittelt werden können, ist in Abbildung 2.3 gegeben. In dieser sind nicht verwendbare Sensoren ausgegraut dargestellt.



**Abbildung 2.3:** Übersicht der unterschiedlichen Sensorsysteme sowie der jeweils messbaren Eigenschaften der Meeresoberfläche zur Erkennung von bestimmten Phänomenen (modifizierte Abbildung 2.5 aus Robinson (2004)[Seite 20]). Ausgegraut dargestellt sind Sensoren, die in dieser Arbeit nicht verwendet werden können. Gestrichelte Verbindungen repräsentieren eine eingeschränkte Messbarkeit.

### 2.2.1 Multispektrale Sensoren

Multispektrale Sensoren werden bereits seit langer Zeit in der Fernerkundung eingesetzt. Dies liegt vor allem darin begründet, dass sie aus fotografischen Systemen hervorgegangen sind. So wurden bereits in den 1860er Jahren erste fotografische Luftbilder von einem Ballon heraus aufgenommen. Im Gegensatz zu einer farbigen fotografischen Aufnahme, die meist aus wenigen Grundfarben besteht, bestimmt ein multispektraler Sensor für jeden Aufnahmepunkt ein  $n$ -fach abgetastetes EM-Spektrum. Der abgetastete Bereich des EM-Spektrums schneidet den Bereich des sichtbaren Lichtes und beinhaltet zudem häufig Frequenzen an der Grenze zum Infrarotbereich. Die Anzahl der Abtastungen des EM-Spektrums variiert von wenigen Bändern bis hin zu mehr als 100 Bändern bei multi-beziehungsweisen hyperspektralen Sensoren.

Aktuelle multispektrale Sensoren erreichen durch moderne CCD-Sensoren, hochpräzise gefertigte Optiken und geringe Flughöhen Auflösungen auf der Erdoberfläche von unter einem Meter pro Kantenlänge eines Bildpunktes. Damit sind selbst aus dem Weltall feine Details auf der Erdoberfläche zu erkennen. Für das Anwendungsgebiet dieser Arbeit sind hingegen mittlere Auflösungen von  $10\text{ m} - 1\text{ km}$  ausreichend. Diese Auflösungen stehen bei nahezu allen Satelliten zur Verfügung, die zu zivilen Forschungszwecken genutzt werden können. Eine Auswahl der verwendeten Satelliten sowie der jeweiligen Sensorsysteme befindet in Anhang A.

### 2.2.2 Radarbasierte Sensoren

Der Begriff *Radar* leitet sich aus dem Englischen *radio detection and ranging* (deutsch: Ortung und Entfernungsmessung durch Radiowellen) ab. Entwickelt wurde diese Technik folglich nicht als bildgebende Technik, sondern als Ortungstechnik. Im Gegensatz zu den bisher beschriebenen multispektralen Sensoren, die die Sonne als Strahlenquelle benutzen, sind radarbasierte Sensoren aktive Systeme, die aus einer Sende- und Empfangseinheit bestehen. Zur Messung wird, im Gegensatz zu den multispektralen Sensoren, ein anderer Teil des Spektrums verwendet: der Mikrowellenbereich. Dieser liegt in etwa bei Wellenlängen zwischen 1 – 30 *cm*, in denen die Atmosphäre durchlässig für EM-Strahlung ist. Da das Radarverfahren prinzipiell kein bildgebendes Verfahren ist, werden im Folgenden die Schritte skizziert, die notwendig sind, um zu einem hochauflösenden bildgebenden Radarsystem zu gelangen. Da eine vollständige Herleitung den Umfang dieser Arbeit übersteigen würde, werden nur die für diese Arbeit wichtigsten Punkte dargestellt. Eine detailliertere Beschreibung dieser hochkomplexen Systeme lässt sich in Klausing u. Holpp (2000) und Richards (2009) nachschlagen.

Bei der Technik des Radars mit synthetischer Apertur (SAR) wird mittels der vorhandenen kleinen Antenne des Sensors und der linearen Bewegung der Plattform in Azimut-Richtung eine große Antenne synthetisiert. Die Länge dieser synthetischen Apertur ist dabei die Zeit, in der ein Bodenpunkt von dem Radarsystem gesehen wird. Damit diese möglichst groß wird, wird eine breite Radarabstrahlung benötigt. Daraus folgt, dass die Länge der realen Antenne möglichst klein sein muss.

Für eine Herleitung der Azimut-Auflösung von SAR-Systemen sei an dieser Stelle auf Richards (2009)[Seite 62ff] verwiesen, wo die verwendeten technischen Maßnahmen beschreiben werden. Für einen Satelliten, der ohne SAR-Technik Auflösungen von 5 *km* in Range-Richtung und 41 *km* in Azimut-Richtung besitzt, kann mittels der SAR-Methode eine Auflösung von 8 *m* in Range-Richtung und 2 *m* in Azimut-Richtung erreicht werden. In der Praxis wird diese sehr hohe Auflösung dazu verwendet, die Signale zeitlich zu separieren und so mit mehreren Ansichten einer Szene das charakteristische Speckle-Rauschen zu unterdrücken, welches bei dieser Art der Bildgebung entsteht.

Neben der hohen möglichen Auflösung von SAR-Systemen, die an die aktueller multispektraler Sensoren heranreicht, besitzt die Verwendung von Mikrowellen als Strahlungsquelle gegenüber den multispektralen Sensoren zwei weitere Vorteile:

1. Aufgrund der Wellenlänge der Mikrowellen durchdringen diese nahezu ungehindert Wolken und werden erst an der Erd- beziehungsweise Meeresoberfläche zurückgeworfen. Erst bei ungewöhnlich starker atmosphärischer Aktivität werden auch die Mikrowellen gestört.
2. Da die Strahlungsquelle künstlich und somit manipulierbar ist, kann speziell polarisierte Strahlung zur Aufnahme eingesetzt werden. Ebenso kann auch die Messung auf EM-Strahlung einer bestimmten Polarisation eingeschränkt werden.

Insbesondere der erste Punkt bietet eine privilegierte Sichtweise auf die Meeresoberfläche, unabhängig vom Vorhandensein von Wolken.

## 2.3 Alternative Methoden der Strömungsbestimmung

Die Meeresströmung ist als wichtige Kenngröße der Ozeanographie im Rahmen der Fernerkundung bereits vielfach untersucht worden. Eine beliebte Möglichkeit, um die Strömung zu bestimmen, ist die differentielle Verwendung von Altimeter-Daten des Meeresspiegels. Wie bereits im vorigen Abschnitt erläutert wurde, sind aufgrund des Aufbaus mit dieser Art von Sensoren weder synoptische noch hochauflösende Messungen möglich. Diese sind aber für die mesoskalige Strömungsbestimmung unbedingt notwendig.

Messungen von der Küste aus, wie zum Beispiel durch HF-Radar-Arrays (siehe Essen et al. (2000); Kaplan et al. (2005)), stehen nur selten und zugleich an wenigen Orten zur Verfügung. Selbst wenn sie für das zu untersuchende Gebiet vorhanden sein sollten, liegen sie mit einem aktuellen Auflösungsvermögen von wenigen Kilometern pro Messpunkt noch deutlich oberhalb dessen, was für eine Untersuchung von mesoskaligen Strömungsphänomenen benötigt wird.

Um die Meeresströmung synoptisch messen zu können, wurden im Rahmen der satellitenbasierten Erdbeobachtung zwei weitere Methoden entwickelt, die auf SAR-Bilddaten basieren: die Along-Track-Interferometrie (ATI) sowie die Analyse von Doppler-Anomalien. Diese beiden Verfahren werden nun auf ihre Eignung zur mesoskaligen Strömungsbestimmung hin untersucht. Die Vorstellung der Verfahren orientiert sich hierbei an Romeiser et al. (2010).

### 2.3.1 Along-Track-Interferometrie

Die Along-Track-Interferometrie (ATI) basiert auf der interferometrischen Auswertung zweier SAR-Aufnahmen, die in einem zeitlich sehr kurzen Abstand auf der gleichen Satellitenbahn aufgenommen worden sind. In der Praxis werden die beiden SAR-Bilder, die für die ATI-Technik benötigt werden, häufig von einer Plattform mit zwei leicht versetzten empfangenden Antennen aus aufgenommen.

Bei dieser Technik muss die Dekorrelation beider Aufnahmen unterdrückt werden. Sie tritt vor allem aufgrund des geringen Signal-Rausch-Verhältnisses (SNR) auf. Eine geeignete Unterdrückung kann laut Romeiser et al. (2010) durch Mittelung über mehrere benachbarte Bildpunkte erreicht werden. Die Mittelung erhöht zwar das SNR, verringert allerdings die Bildauflösung im Ortsbereich erheblich – in der Praxis liegt der Faktor in der Größenordnung von 100 bis 1000. Somit liegt nach der Mittelung keine ausreichende Auflösung zur Erkennung mesoskaliger Phänomene vor.

Als weiterer Nachteil der ATI-Technik ist zu nennen, dass nur die Geschwindigkeiten der Strömungen erfasst werden können, die in Range-Richtung auftreten, da nur diese zu einer Phasenverschiebung bei einer Along-Track-Messung führen. Die Komponente der Geschwindigkeit, die in Azimut-Richtung verläuft, lässt sich hingegen nicht bestimmen. Statt dessen werden in der Praxis Strömungsmodelle verwendet, um den Bewegungsanteil in Azimut-Richtung zu schätzen (vgl. Romeiser et al. (2010)). Insgesamt eignet sich diese Methode daher nicht zur mesoskaligen Strömungsbestimmung.

### 2.3.2 Analyse von Doppler-Anomalien

Die Technik der Analyse von Doppler-Anomalien in SAR-Rohdaten beschreibt eine andere Vorgehensweise als die ATI-Technik. Sie beruht darauf, dass die SAR-Sensortechnik auf der Ausnutzung des Doppler-Effektes zur Rekonstruktion der synthetischen Apertur anhand einer sehr viel kleineren realen Apertur basiert. Die erwarteten Doppler-Verschiebungen eines solchen Systems können direkt durch die Spitzen der Frequenzverteilung innerhalb des zurückgestreuten Signals bestimmt werden.

Bei der Untersuchung von SAR-Rohdaten der Meeresoberfläche haben sich systematische Abweichungen zwischen geometrisch modellierten Doppler-Frequenzen und tatsächlich gemessenen Frequenzen ergeben (siehe Chapron (2002)). Darauf aufbauende Versuche des Autors haben gezeigt, dass diese Anomalien der Doppler-Verschiebung ein Indiz dafür sind, dass in den Rohdaten der SAR-Bilder geophysikalische Eigenschaften der Bewegung an der Meeresoberfläche enthalten sind. Die Analyse der Doppler-Anomalien zeigte hierbei die konsistentesten Ergebnisse, falls die Abbildung der Meeresoberfläche durch das SAR-System homogen erfolgte.

Auch bei dieser Art der Analyse ist es wichtig, dass ein gewisses SNR nicht unterschritten wird. Um das SNR künstlich zu erhöhen, muss daher, ähnlich zu dem vorher diskutierten ATI-Ansatz, eine räumliche Mittelung stattfinden. Da diese Mittelung aber im Prozess der Gewinnung des SAR-Bildes aus den Rohdaten bereits stattgefunden hat, folgt, dass in Azimut-Richtung eine geringere räumliche Mittelung stattfinden kann als dies in Range-Richtung erforderlich ist. Diese Mittelung führt ebenfalls zu einer unzureichenden Auflösung, innerhalb derer jeweils eine Strömungseigenschaft bestimmt werden kann.

Als großer Vorteil dieses Verfahrens ist zu nennen, dass es, anders als das vorher vorgestellte ATI-Verfahren, ohne einen zweiten Sensor auskommt. Zudem ist es auch nachträglich auf alle bisher erzeugten SAR-Rohdaten anwendbar. Allerdings besitzt dieses Verfahren neben der bereits oben genannten Reduktion der Auflösung auch einige Nachteile. So lässt die gemessene Doppler-Anomalie zunächst nur Rückschlüsse über eine kumulierte Geschwindigkeit zu, die zudem beliebig radial ausgerichtet sein kann.

Die einzelnen Faktoren dieser ermittelten Geschwindigkeit sind die mittlere Geschwindigkeit von Radarrückstreuungen an den Oberflächen sowie den zu messenden Oberflächenströmungen (siehe Chapron et al. (2005)). Zudem ist die Doppler-Anomalie von zahlreichen zusätzlichen Faktoren abhängig. Mouche et al. (2008) führen beispielsweise die Wellenlänge und den Depressions-Winkel der verwendeten Radarimpulse sowie Umwelteigenschaften der Szene an. Die Zerlegung der kumulierten Geschwindigkeit in ihre einzelnen Bestandteile, insbesondere der Strömungskomponente, hat sich daher in der Vergangenheit als sehr schwierig erwiesen (vgl. Johannessen et al. (2008)). Diese Faktoren führen dazu, dass sich auch diese Methode nicht zur mesoskaligen Strömungsbestimmung eignet.

## 2.4 Sensorische Abbildung von Oberflächenfilmen

Die Berechnung der Meeresoberflächenströmung erfolgt in dieser Arbeit indirekt über die Verfolgung von Signaturen von Oberflächenfilmen auf der Meeresoberfläche. In diesem Abschnitt wird untersucht, welche Signaturen die Oberflächenfilme auf den Satellitenbildern unterschiedlicher Modalität hinterlassen. Hierbei wird nicht nur zwischen den Sensoren sondern auch zwischen biogenen und anthropogenen Oberflächenfilmen unterschieden. Unter biogenen Filmen werden natürliche Filme verstanden, die beispielsweise durch großflächige Algenblüten erzeugt werden. Anthropogene Filme sind hingegen künstliche erzeugte Filme, wie zum Beispiel Ölteppiche.

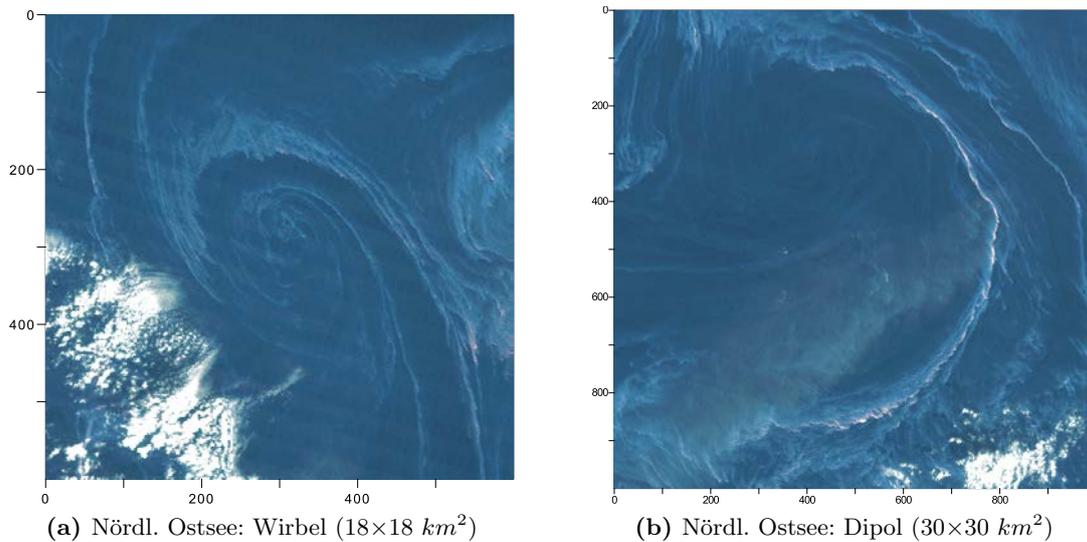
### 2.4.1 Signaturen auf multispektralen Bilddaten

Der Einsatz von spektralen Sensoren, die im sichtbaren Bereich des EM-Spektrums arbeiten, führt zur sogenannten „Ocean Color“-Fernerkundung, also derjenigen Teildisziplin, die sich mit der Farbe des Ozeans beschäftigt. Je nach Färbung können unterschiedliche Phänomene beobachtet werden, wie zum Beispiel der Chlorophyllgehalt und der Anteil an Schwebstoffen, die im Wasser transportiert werden.

Eine Ausnahme stellt die Verwendung des nahen Infrarotanteils (NIR) des Spektrums dar. Dieser enthält vor allem Informationen darüber, wie viel Sonnenstrahlung von der Meeresoberfläche in Form von infraroter Strahlung zurückgeworfen wurde. Im Gegensatz zur Fernerkundung von Landflächen, wo dieses Band einen wesentlichen Anteil zur Vegetationsklassifikation liefert, wird von den Ozeanen nahezu alle NIR-Strahlung absorbiert, sodass die Meeresoberfläche auf diesen Bändern oft nur mit sehr geringer Intensität abgebildet wird. Daher wird dieses Band vornehmlich zur Unterscheidung zwischen Land und Wasser eingesetzt (siehe Robinson (2004)[Seite 21]). Andere Studien zeigen allerdings, dass dieser Spektralbereich eine wichtige Rolle bei Klassifikation der Signaturen von Algenblüten auf der Meeresoberfläche spielen kann (vgl. Götsch (2011)).

Die Messungen, die mit modernen multispektralen Sensoren gemacht werden, müssen häufig sehr umfangreich korrigiert werden, um die Reflektanzspektren zu erhalten. Neben den atmosphärischen Störeinflüssen existiert hierbei noch ein weiteres verfälschendes Phänomen: Wenn der Ausfallwinkel des Sonnenlichtes von der Meeresoberfläche dem Depressionswinkel des Satellitensensors entspricht, entsteht auf dem Sensor eine durch die Spiegelung der Sonne überstrahlte Reflexion, der sogenannte Sunlint. Falls dieser bei einer glatten Wasseroberfläche auftritt, erscheint der betroffene Bereich als ein silbriger Schimmer (siehe Gordon u. Clark (1981)). Auf einer rauen Wasseroberfläche zeigen sich hingegen deutlich geringere Verfälschungen.

In den meisten Fällen ist der Einfluss des Sunlint so gravierend, dass die betroffenen Bereiche maskiert und verworfen werden müssen, ähnlich wie dies bei dem Vorhandensein von Wolken der Fall ist. Falls derartige Störeinflüsse nicht vorliegen, ist es unter der Verwendung multispektraler Sensordaten allerdings möglich, einige der zugrunde liegenden Phänomene zu erkennen, durch die die biogenen Filme entstanden sind.



**Abbildung 2.4:** Ausschnitte einer Aufnahme des Landsat Thematic Mapper vom 15. Juli 1997 aus der Ersten Fallstudie. Die multispektralen Bilddaten des Sensors sind jeweils in Falschfarben dargestellt (Band 4  $\rightarrow$ R, Band 3  $\rightarrow$ G, Band 2  $\rightarrow$ B). Weiße Gebiete repräsentieren Wolken, hellblaue Gebiete deuten auf Oberflächenfilme hin.

### Multispektrale Abbildung biogener Oberflächenfilme

Biogene Oberflächenfilme verändern die Emissivität elektromagnetischer Wellen und führen somit zu spektralen Signaturen die sich deutlich von denen der unbedeckten Meeresoberfläche unterscheiden (siehe Kahru et al. (1993)). Ursächlich hierfür sind die zugrunde liegenden biologischen Prozesse, die für die Produktion der Oberflächenfilme verantwortlich sind. Die erhöhte biologische Aktivität lässt sich vor allem auf Aufnahmen innerhalb des (nahen) Infrarotbereichs gut erkennen. Auch lässt sich die Art der biologischen Aktivität anhand der gemessenen spektralen Information weiter klassifizieren. Beispiele hierfür sind Untersuchungen zur Klassifikation verschiedener Algenarten anhand ihrer spektralen Signatur (siehe Götsch (2011)) und die Ermittlung des Chlorophyll-Gehaltes aus Daten des MERIS-Sensors an Bord des ENVISAT Satelliten (siehe Doerffer et al. (2003)).

In Abbildung 2.4 sind zur Veranschaulichung beispielhaft Ausschnitte einer Landsat-Aufnahme aus der ersten Fallstudie dieser Arbeit abgebildet. In diesen sind die Oberflächenfilme als deutlich heller, verglichen mit der umgebenden Meeresoberfläche, zu erkennen. Im Gegensatz zu der Abbildung von Oberflächenfilmen durch SAR-Sensoren müssen bei der Verwendung multispektraler Sensoren keine speziellen Windverhältnisse herrschen, damit die Signaturen erkennbar sind. Allerdings dürfen auch keine Wolken die Sicht auf die Meeresoberfläche verdecken.



**Abbildung 2.5:** Abbildung von Sedimenten (hellere, gräuliche Regionen) sowie von Algenblüten (grüne Regionen) in den Great Lakes (südlich: Eriesee) aufgenommen am 14. Oktober 2011 durch den MODIS-Sensor. *Ocean Color Feature: „Lake Michigan Turbidity“: GSFC OceanColor WEB*

### Multispektrale Abbildung anthropogener Oberflächenfilme

Die Veränderung der Emissivität der EM-Wellen trifft nicht in gleichem Maße auf unterschiedliche Arten von Oberflächenfilmen zu. So beschreibt beispielsweise Lindsey (2010), dass Ölfilme in multispektralen Bilddaten nur schwer zu erkennen sind. Der Signatur des Ölfilms ergibt in der multispektralen Abbildung lediglich eine leichte Schattierung auf dem ohnehin recht dunklen Hintergrund der Wasseroberfläche. Diese minimale Veränderung ist ohne besondere Randbedingungen nur sehr schwer von der unbedeckten Wasseroberfläche zu unterscheiden, da der Kontrast zu gering ist.

Sobald der Ölfilm allerdings im Sunlint liegt, wird seine Sichtbarkeit und damit auch seine Unterscheidbarkeit vom Hintergrund gesteigert, da die Meeresoberfläche durch den Ölfilm stark geglättet wird. Da der Effekt des Sunlint nur unter sehr speziellen Bedingungen auftritt, werden die Signaturen von Ölfilmen auf multispektralen Daten in dieser Arbeit allerdings nicht zur Strömungsbestimmung verwendet.

### Multispektrale Abbildung von Look-Alikes

Bei multispektralen Bilddaten besteht in küstennahen Gebieten die Gefahr der Verwechslung von Signaturen von Oberflächenfilmen mit denen von Sedimenten (siehe Abbildung 2.5). Beide Phänomene hinterlassen eine ähnliche Signatur auf multispektralen Bildern und sind nach aktuellem Forschungsstand nicht voneinander zu trennen.

Da der Einfluss von Sedimenten jedoch vor allem in Küstennähe zu beobachten ist, lässt sich diese Verwechslungsgefahr durch eine geeignete geografische Auswahl des Untersuchungsgebietes minimieren. Auf den Bilddaten, die in dieser Arbeit verwendet werden, konnten keine Signaturen von Sedimenten festgestellt werden, sodass multispektrale Look-Alikes im weiteren Verlauf dieser Arbeit nicht untersucht werden.

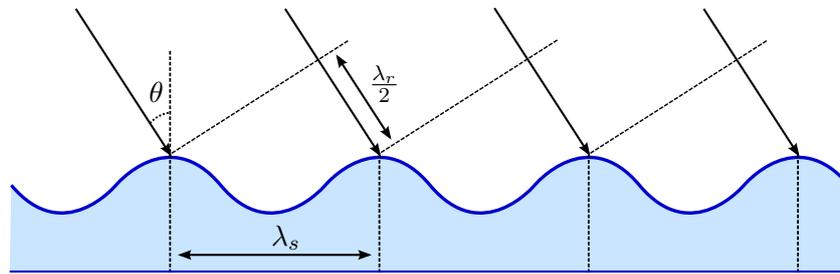
### 2.4.2 Signaturen auf SAR-Bilddaten

Im Gegensatz zu den multispektralen Sensoren, die die Meeresoberfläche optisch sowie thermisch abbilden, zeichnen SAR-Systeme grundlegend andere Eigenschaften der Meeresoberfläche auf. Der Grund hierfür ist, dass es, bis auf stark reflektierende Objekte, wie zum Beispiel Schiffe, keine direkte Radarrückstreuung von der Meeresoberfläche gibt. Der Depressionswinkel eines typischen SAR-Systems führt zudem zu einer schiefwinkligen Beobachtung der Meeresoberfläche. Da die Meeresoberfläche näherungsweise flach ist, existiert nahezu keine direkte spekulare Reflexion von emittierter Strahlung, die zurück zu dem Sensor gelangt.

Statt der direkten Radarrückstreuung messen SAR-Sensoren vor allem die Rauigkeit der Meeresoberfläche. Bekanntermaßen ergibt sich die Rauigkeit der Meeresoberfläche durch eine Überlagerung von Wellen verschiedener Spektren. Diese reichen von nur wenigen Zentimeter langen „Rippeln“ bis hin zu langen Wellen, die eine Wellenlänge von mehreren hundert Metern erreichen können.

In dem Bereich des Depressionswinkels, in dem die SAR-Instrumente aufnehmen (ca.  $20^\circ - 70^\circ$ ), wird allgemein angenommen, dass die Bragg-Bedingung zu einem wesentlichen Teil der Radarrückstreuung beiträgt. In Abbildung 2.6 ist die Bragg-Bedingung schematisch dargestellt. Die Bragg-Bedingung gilt selektiv für jeden SAR-Sensor. Bei einem C-Band SAR-Sensor mit einer Wellenlänge von  $5.7 \text{ cm}$  und einem Depressionswinkel von  $25^\circ$  erfüllen beispielsweise Wellen, deren Wellenlängen einem Vielfachen von  $7.4 \text{ cm}$  entsprechen, die Bragg-Bedingung. Unter der Annahme der Bragg-Bedingung verstärken sich die Radarrückstreuungen der einzelnen Signale und beeinflussen so die gesamte Radarrückstreuung. Derart kleinskalige Wellen auf der Meeresoberfläche entstehen durch atmosphärische Phänomene wie das Wechselspiel von Wind und der Wasseroberfläche und spiegeln sich in einer geriffelten Wasseroberfläche wider. Falls es neben dieser Art von Wellen keine weiteren langwelligen Wellen gibt, wird die Radarrückstreuung nur durch resonante Komponenten des Wellenspektrums bestimmt.

Die Bragg-Bedingung gilt nur für parallel einfallende Signale sowie für kleinskalige Wellen auf der Meeresoberfläche, die exakt in Range-Richtung verlaufen. Die Wellenkämme dieser sogenannten Bragg-resonanten Wellen mit dem größten Einfluss auf die Radarrückstreuung liegen daher rechtwinklig zur Range-Richtung des Sensors. Für Oberflächenwellen mit beliebigem Winkel  $\theta$  des Wellenkamms in Range-Richtung des Sensors ergibt sich die Bragg-Streuung als Verallgemeinerung der Bragg-Bedingung (siehe Robinson (2004)[Seiten 414ff]). Unter den obigen Bedingungen misst das SAR-Instrument also hauptsächlich die räumliche Verteilung der Bragg-Wellen innerhalb der aufgenommenen Szene, die wiederum die mit der Rauigkeit der Meeresoberfläche korrespondieren.



**Abbildung 2.6:** Anschauliche Darstellung der Bragg-Gleichungen mit den wichtigen Kenngrößen: die Wellenlänge des verwendeten Radarsystems  $\lambda_r$ , der Depressionswinkel  $\theta$  und die Länge der Wellen an der Meeresoberfläche  $\lambda_s$ , welche die Bragg-Bedingung erfüllen.

### SAR-Abbildung biogener Oberflächenfilme

Als eine der ersten haben Alpers u. Hühnerfuss (1988) anhand von Scatterometer-Daten untersucht, wie sich die Radarrückstreuung unter dem Vorhandensein von verschiedenartigen Oberflächenfilmen ändert. In weiteren Untersuchungen durch Gade et al. (1998) wurde die Analyse auf SAR-Systeme unterschiedlicher Wellenlängen erweitert. Im Rahmen dieser umfangreichen Untersuchungen konnte festgestellt werden, wie und unter welchen Randbedingungen die verschiedenen Arten von Oberflächenfilmen durch ein SAR-System abgebildet werden.

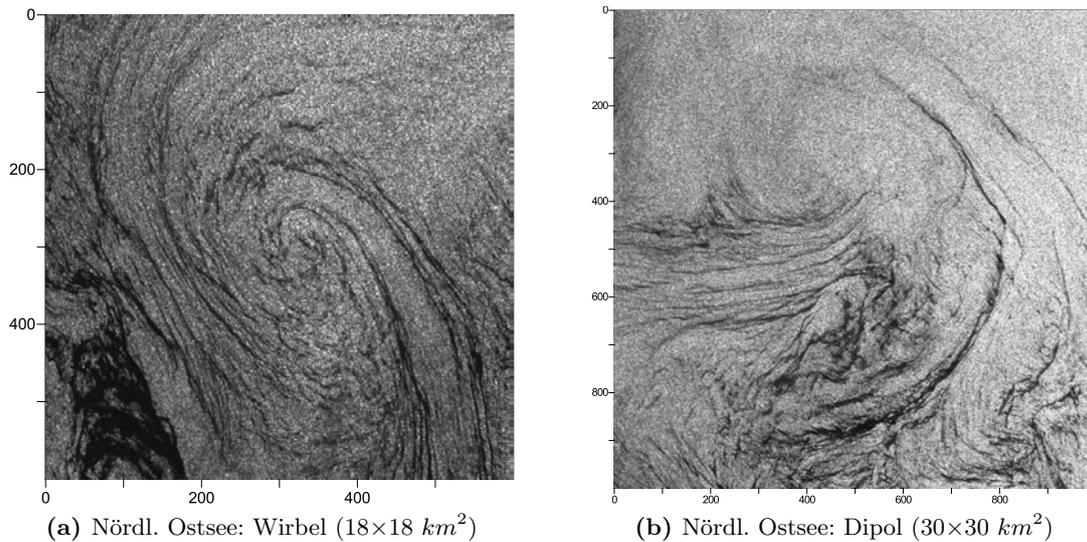
Die Ergebnisse dieser Untersuchungen sind für diese Arbeit wichtig, da sie Rahmenbedingungen definieren, unter denen die Strömung anhand der Verfolgung von Signaturen von Oberflächenfilmen auf SAR-Bildern erfolgen kann. Insgesamt konnten Gade et al. (1998) folgende Feststellungen treffen:

#### 1. Vorhandensein von Wind

Um einen möglichst großen Kontrast zwischen der abgebildeten Meeresoberfläche und den darauf befindlichen Oberflächenfilmen zu erhalten, müssen im Untersuchungsgebiet bestimmte Windbedingungen herrschen. Die Angaben darüber, wie hoch die Windgeschwindigkeit mindestens sein sollte, damit ein guter Kontrast erreicht wird, variieren von Autor zu Autor. Als Richtwert geben Gade et al. (1998) eine Windgeschwindigkeit ab  $3.5 \text{ m/s}$  an.

#### 2. Dämpfung bei mittleren Windgeschwindigkeiten

Bei Untersuchungen von Gade (1996)[Seite 155] wurde festgestellt, dass bei mittleren Windgeschwindigkeiten um  $6 \text{ m/s}$  in Bereichen der Oberflächenfilme entweder keine Wellen erzeugt werden, die der Bragg-Bedingung genügen, oder diese Wellen durch die Filme direkt gedämpft werden. Sind keine Filme vorhanden, nehmen in diesem Bereich der Windgeschwindigkeit die Bragg-Wellen zu und führen somit zu dem höchsten Kontrast zu den (dämpfenden) Oberflächenfilmen.



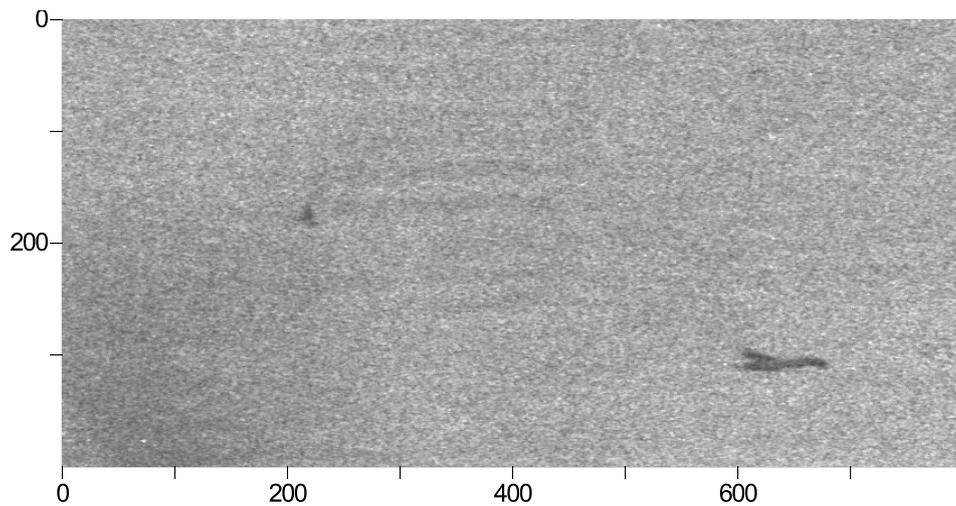
**Abbildung 2.7:** Ausschnitte einer ERS-2 SAR-Aufnahme, die geografisch deckungsgleich zu den in Abbildung 2.4 gezeigten Ausschnitten sind, allerdings 50 Minuten später aufgenommen wurden.

### 3. Dämpfung bei hohen Windgeschwindigkeiten

Bei Windgeschwindigkeiten, die die vorher beschriebenen übersteigen, kehrt sich die Situation um. Der Radarrückstreuwert besteht für diesen Fall hauptsächlich aus frei propagierenden Bragg-Wellen, die unabhängig von den Wind-induzierten Wellen sind. Zudem konnte von Gade (1996) gezeigt werden, dass bei hohen Windgeschwindigkeiten von  $10 - 12 \text{ m/s}$  die Oberflächenfilme anfangen lokal aufzureißen. Dadurch finden in diesem Windbereich häufig Übergänge zwischen filmbedeckten und filmfreien Arealen der Meeresoberfläche statt.

Die oben genannten Eigenschaften führen dazu, dass Oberflächenfilme in SAR-Bildern zu Signaturen führen, die sich als dunklere Areale von der hellen Umgebung absetzen, falls sich die Windgeschwindigkeit im oben genannten mittleren Bereich befindet. Dies stellt eine inverse Abbildungseigenschaft zur multispektralen Aufnahme dar, in welcher die Oberflächenfilme zur Erhöhung der Intensität führen. Zur Veranschaulichung sind in Abbildung 2.7 zwei Ausschnitte der ERS-2 SAR-Aufnahme der ersten Fallstudie gezeigt, die mit denen der Landsat-Aufnahme in Abbildung 2.4 korrespondieren.

Die Signaturen von biogenen Filmen treten häufig als schmalere, längliche Strukturen auf, die zudem in Strukturen angeordnet sind, wie zum Beispiel in mesoskaligen Wirbeln (siehe Abbildung 2.7a) oder in pilzähnlichen Strukturen, sogenannten Dipolen (siehe Abbildung 2.7b). Diese entstehen durch Turbulenzen in der Oberflächenströmung.



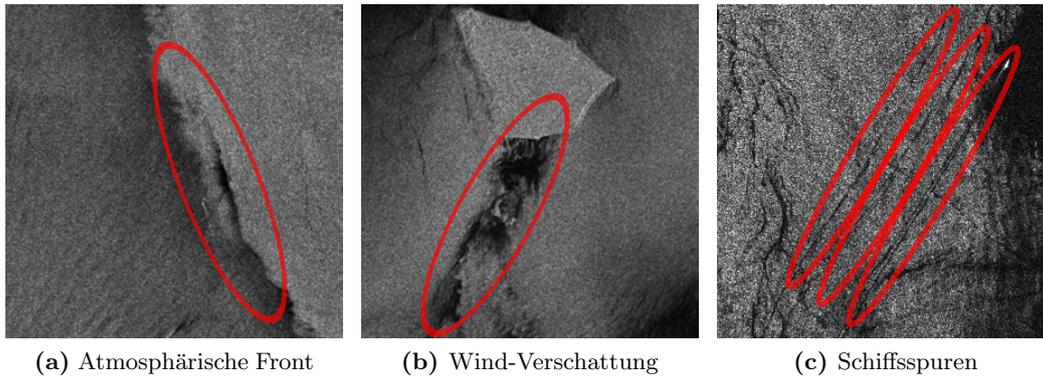
**Abbildung 2.8:** Abbildung von zwei Ölflecken auf einer ENVISAT-ASAR-Aufnahme vom 15. Mai 2005 (nördlich der Danziger Bucht). Die Größe des Bildausschnitts beträgt  $60 \times 30 \text{ km}^2$ .

### SAR-Abbildung anthropogener Oberflächenfilme

Auch anthropogene Oberflächenfilme dämpfen die Bragg-Wellen der Meeresoberfläche und resultieren daher in einer verminderten Radarrückstreuung. Somit resultieren Signaturen ähnlicher Intensität, vergleichen mit denen der biogenen Oberflächenfilmen. Insgesamt fällt es schwer, ein Alleinstellungsmerkmal für anthropogene Oberflächenfilme zu finden. Am ehesten zu nennen sind neben der flächigen Ausdehnung eine recht strukturierte Abgrenzung zum umgebenden Wasser. Zudem tauchen diese Art der Oberflächenfilme, im Gegensatz zu den biogenen Filmen, zumeist vereinzelt auf (vgl. Abbildung 2.8).

### SAR-Abbildung von Look-Alikes

Mithilfe von SAR-Sensoren kann die Meeresoberfläche unabhängig von dem Vorhandensein von Wolken beobachtet werden. SAR-Bilddaten besitzen mit nur einem Band allerdings eine wesentlich geringere Informationsdichte als die Bilddaten multispektraler Sensoren. Zudem bilden sie lediglich die Rauigkeit der Meeresoberfläche ab, was zu einer erhöhten Verwechslungsgefahr zwischen den Signaturen von Oberflächenfilmen und weiteren Phänomenen besteht, die ebenfalls zu einer Dämpfung der Radarrückstreuung führen. Da sich diese Look-Alikes allerdings nicht nur durch die lokale Strömung verändern, würde eine Verfolgung derartiger Signaturen zu Fehlern in der Strömungsbestimmung führen.



**Abbildung 2.9:** Die Abbildung ausgewählter Look-Alikes auf der SAR-Aufnahme der ersten Fallstudie (nördliche Ostsee, 15.07.1997). Diese Phänomene führen, wie Oberflächenfilme, ebenfalls zu einer lokal verringerten Radarrückstreuung und somit ähnlichen Signaturen.

**Atmosphärische Fronten** Treffen unterschiedliche Luftmassen aufeinander, spricht man im Grenzgebiet auch von atmosphärischen Fronten. Diese Fronten führen in SAR-Bildern zu Signaturen, die mit denen der Oberflächenfilme verwechselt werden können, da lokal begrenzt eine Dämpfung der Oberflächenrauigkeit erzeugt wird (siehe Abbildung 2.9a).

**Wind-Verschattungen** In Küstennähe treten oft Verschattungen des Windes auf. Diese führen zu einer lokal geringeren Windgeschwindigkeit an der windabgewandten Seite. Die Abweichung der Windgeschwindigkeit von der Umgebung wird in SAR-Bilddaten zumeist durch lokal dunklere Bereiche abgebildet, die sich mit denen atmosphärischer Fronten ähneln. Diese Bereiche sind meist flächig und nur dadurch unterscheidbar, dass sie sich in der Nähe der Küste oder Inseln befinden. Ohne dieses Zusatzwissen lassen sich die Signaturen nicht von denen der Oberflächenfilme unterscheiden (siehe Abbildung 2.9b).

**Schiffsspuren** Ein weiteres Phänomen, das durch SAR-Systeme ähnlich wie Oberflächenfilme abgebildet wird, sind Schiffsspuren. Dadurch, dass Schiffe sich auf der Wasseroberfläche entlang eines Kurses bewegen, glätten sie das Wasser während der Durchquerung, wohingegen es an den Rändern der Schiffsspur zu Verwirbelungen kommt. Diese Glättung der Meeresoberfläche führt dazu, dass Schiffsspuren von biogenen Oberflächenfilmen ohne weiteres Wissen kaum zu unterscheiden sind (siehe Abbildung 2.9c). Lavrova u. Sabinin (2012) konnten zeigen, dass Anteile der Meeresströmung mit der Verformung der Signaturen von Schiffsspuren korrespondieren. Aufgrund der plötzlichen Entstehung und der geringen zeitlichen Konstanz dieser Signaturen werden sie in dieser Arbeit allerdings nicht zur Strömungsbestimmung verwendet.



# Ein gemeinsamer formaler Definitionsrahmen

Es gibt nichts Praktischeres als eine  
gute Theorie.

---

Immanuel Kant

Bevor die Verfahren des Forschungsstands der Bildverarbeitung in den nächsten Abschnitten beschrieben werden, müssen die zentralen formalen Grundbegriffe definiert werden, die das theoretische Rahmenwerk dieser Arbeit bilden. Auf diesem Fundament bauen alle Verfahren auf, die in den nächsten Abschnitten vorgestellt werden. Zugleich ist durch diesen formalen Rahmen eine theoretische Vergleichbarkeit der Verfahren untereinander sichergestellt. Dies wäre bei einer bloßen Aufzählung des aktuellen Forschungsstands nicht der Fall, da je nach Autor unterschiedliche Definitionen und formale Ausdrucksweisen zur Beschreibung der Verfahren verwendet werden.

Die erste Definition beschreibt, was formal unter einem Bild verstanden wird:

**Definition 3.1 (Bildfunktionen)**

*Ein Bild  $I(x, y)$  der Breite  $w \in \mathbb{N}$  und Höhe  $h \in \mathbb{N}$  mit  $n$  Bändern wird durch folgende Abbildung beschrieben:*

$$I : [0, w[ \times [0, h[ \rightarrow \mathbb{R}^n$$

*Analog ergibt sich für ein digitales Bild  $I(x, y)$ :*

$$I : \{0, \dots, w - 1\} \times \{0, \dots, h - 1\} \rightarrow \mathbb{R}^n \subset \mathbb{R}^n$$

Es wird im Folgenden angenommen, dass die Bildfunktionen stetig, beschränkt und differenzierbar sind. In den weiteren Abschnitten zur Bildverarbeitung werden die Algorithmen zunächst auf der kontinuierlichen Bildfunktion definiert. Inwiefern die Verfahren diskretisiert werden müssen, wird gegebenenfalls getrennt von den theoretischen Definitionen diskutiert.

Durch die Differenzierbarkeit lässt sich der Gradient des Bildes als die partiellen Ableitungen der Bildfunktionen beschreiben:

**Definition 3.2 (Gradient von Bildfunktionen)**

Sei  $I(x, y)$  ein Bild der Breite  $w \in \mathbb{R}$  und Höhe  $h \in \mathbb{R}$  mit  $n$  Bändern. Sei  $I_c$  mit  $c \in \{1, \dots, n\}$  ein einzelnes Band des Bildes. Dann ist der Gradient definiert als:

$$\nabla I = \begin{pmatrix} \nabla I_1 \\ \vdots \\ \nabla I_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} I_{1_x} & I_{1_y} \\ \vdots & \vdots \\ I_{n_x} & I_{n_y} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{\partial I_1}{\partial x} & \frac{\partial I_1}{\partial y} \\ \vdots & \vdots \\ \frac{\partial I_n}{\partial x} & \frac{\partial I_n}{\partial y} \end{pmatrix}$$

Für den Fall der Grauwertbilder, also Bilder mit nur einem Band, wird der Gradient anstatt durch eine Matrix durch einen Vektor der partiellen Ableitungen entlang der Definitionachsen der Bildfunktion beschrieben:

$$\nabla I = \begin{pmatrix} \frac{\partial I}{\partial x} \\ \frac{\partial I}{\partial y} \end{pmatrix}$$

Da in dieser Arbeit Bildfolgen analysiert werden, folgt nun die Verallgemeinerung der obigen Definitionen um eine weitere Dimension, die Zeitachse. Außerdem wird an dieser Stelle ein neues Symbol eingeführt, um jederzeit erkennen zu können, wann Bilder und wann Bildfolgen gemeint sind.

**Definition 3.3 (Bildfolgen)**

Eine Bildfolge  $IS(x, y)$  der Breite  $w \in \mathbb{R}$ , Höhe  $h \in \mathbb{R}$  und Dauer  $d$  mit  $n$  Bändern wird doch folgende Abbildung beschrieben:

$$IS : [0, w[ \times [0, h[ \times [0, d[ \rightarrow \mathbb{R}^n$$

Analog ergibt sich für eine digitale Bildfolge  $IS(x, y, t)$ :

$$IS : \{0, \dots, w-1\} \times \{0, \dots, h-1\} \times \{0, \dots, d-1\} \rightarrow \mathbb{R}^n \subset \mathbb{R}^n$$

Nimmt man an, dass neben den räumlichen Dimensionen auch die zeitliche Dimension der Bildfolge stetig, beschränkt und differenzierbar ist, so lassen sich für Bildfolgen ebenfalls Gradienten definieren:

**Definition 3.4 (Gradienten von Bildfolgen)**

Sei  $IS(x, y, t)$  eine Bildfolge der Breite  $w \in \mathbb{R}$ , Höhe  $h \in \mathbb{R}$  und Dauer  $d$  mit  $n$  Bändern. Sei  $IS_c$  mit  $c \in \{1, \dots, n\}$  ein einzelnes Band der Bildfolge. Dann gilt für den Gradienten der Bildfolge:

$$\nabla IS = \begin{pmatrix} \nabla IS_1 \\ \vdots \\ \nabla IS_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} IS_{1_x} & IS_{1_y} & IS_{1_t} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ IS_{n_x} & IS_{n_y} & IS_{n_t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{\partial IS_1}{\partial x} & \frac{\partial IS_1}{\partial y} & \frac{\partial IS_1}{\partial t} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial IS_n}{\partial x} & \frac{\partial IS_n}{\partial y} & \frac{\partial IS_n}{\partial t} \end{pmatrix}$$

Diese Gradienten stellen zugleich die Basis der differentiellen Verfahren zur Schätzung des Optischen Flusses dar (siehe Abschnitt 4.3). Zusätzlich wird der räumliche Gradient einer Bildfolge definiert als:

$$\nabla_2 IS = \begin{pmatrix} \nabla_2 IS_1 \\ \vdots \\ \nabla_2 IS_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} IS_{1_x} & IS_{1_y} \\ \vdots & \vdots \\ IS_{n_x} & IS_{n_y} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{\partial IS_1}{\partial x} & \frac{\partial IS_1}{\partial y} \\ \vdots & \vdots \\ \frac{\partial IS_n}{\partial x} & \frac{\partial IS_n}{\partial y} \end{pmatrix}$$

Analog ergeben sich für Grauwertbildfolgen die Gradienten einer Bildfolge als folgende Vereinfachungen der obigen Definitionen:

$$\nabla IS = \begin{pmatrix} IS_x \\ IS_y \\ IS_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{\partial IS}{\partial x} \\ \frac{\partial IS}{\partial y} \\ \frac{\partial IS}{\partial t} \end{pmatrix} \quad \text{sowie} \quad \nabla_2 IS = \begin{pmatrix} IS_x \\ IS_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{\partial IS}{\partial x} \\ \frac{\partial IS}{\partial y} \end{pmatrix}$$

In der praktischen Bildverarbeitung gibt es verschiedene Wege, die oben genannte Gradientenberechnung zu diskretisieren. Die Wahl einer Diskretisierung hat hierbei einen großen Einfluss auf die Qualität der Verfahren, die aufbauend auf diesen Gradienten definiert worden sind. Dieser Zusammenhang wird in Abschnitt 6.1 genauer betrachtet.



# Forschungsstand der Prozesskette

In diesem Kapitel wird der Stand der Forschung zu allen für diese Arbeit relevanten Teilaspekten der Strömungsbestimmung dargestellt. Die Vorstellung dieser erfolgt anhand der Prozesskette, mit der anhand von Satellitenbildfolgen die Meeresströmung ermittelt, untersucht und evaluiert wird. Diese setzt sich wie folgt zusammen:

1. Vorverarbeitung der Daten
2. Lösung des Korrespondenzproblems für die Signaturen der Oberflächenfilme
  - Merkmalsbasierte Verfahren
  - Differentielle Verfahren
3. Evaluierung und Interpretation der ermittelten Strömungsfelder

Die Vorverarbeitung beschränkt sich auf die Bildverarbeitungsmethoden, die im Rahmen der Fernerkundung sowie durch die verwendeten Sensoren erfolgen müssen. Hierzu zählen zum Beispiel die Normierung der Sensordaten sowie die Registrierung der verwendeten Bilddaten. Neben der Vorstellung der Verfahren wird in diesem Kapitel bereits eine begründete Auswahl der zu verwendenden Vorverarbeitung getroffen.

Die Verfahren zur Lösung des Korrespondenzproblems wurden ursprünglich für die Verwendung mit Video-Bildfolgen entworfen. Obwohl in dem Anwendungsgebiet dieser Arbeit andere Rahmenbedingungen gelten, erscheint eine Vorstellung der etablierten Ansätze dennoch sinnvoll. So kann zunächst ohne Betrachtung der Anwendbarkeit ein Überblick über die einzelnen Verfahren erfolgen.

Abschließend werden Verfahren zur Evaluierung und Interpretation von Strömungsfeldern vorgestellt. Hierzu zählen Vergleichsmaße zwischen ermittelten und gegebenen Strömungsfeldern sowie die Einführung in unterschiedliche Arten von Wissensrepräsentationen.

## 4.1 Untersuchungen zur Vorverarbeitung der Bilddaten

Die Vorverarbeitung kann als Ausgangspunkt der angestrebten Verarbeitungskette in drei Teilgebiete aufgeteilt werden. Für diese müssen Lösungen gefunden werden bevor die Lösung des Korrespondenzproblems anhand der Bilddaten stattfinden kann:

1. Die geografische Registrierung,
2. die Normierung sowie
3. die Filterung der Sensordaten.

Die Registrierung der Bilddaten muss so erfolgen, dass die zu verwendenden Bilddaten paarweise in das gleiche geografische Koordinatensystem überführt werden. Hierbei ist zu beachten, dass auf den Bildern geeignete Strukturen zu erkennen sind, die sich geografisch von Aufnahme zu Aufnahme nicht verändern. Bei der Normierung sowie der Filterung der Bilddaten müssen sowohl für die multispektralen als auch für die SAR-Daten unterschiedliche Korrekturen erfolgen, um von den Sensor-Rohdaten zu vergleichbaren normierten Maßen zu gelangen.

### 4.1.1 Registrierung unterschiedlicher Satelliten-Bilddaten

Im Gegensatz zur Analyse von Videosequenzen, bei der meist mithilfe unbeweglicher Kameras fortlaufend der gleiche Szenenausschnitt aufgezeichnet wird, nehmen die verschiedenen Satelliten die Erdoberfläche in einem Satellitenkoordinatensystem auf, welches durch die Satellitenbahnen beschränkt ist (vgl. Abschnitt 2.1). Dabei ist die Region, für die Bildmaterial aufgezeichnet werden kann, meist ein kleiner Abschnitt auf dem Schwad des Satellitensensors (siehe Abbildung 2.1a). Die einzelnen Bilder, die zur Ermittlung der Oberflächenströmung verwendet werden, liegen folglich im jeweiligen Satellitenkoordinatensystemen vor und müssen vor der Analyse in ein gemeinsames Koordinatensystem transformiert werden (vgl. Richards u. Jia (1999)[Abschnitt 2.5]). Generell kann man zwischen zwei verschiedenen Arten von Registrierungsverfahren unterscheiden:

- Die Registrierung von Bild zu Bild, bei der ein Bild auf das Koordinatensystem eines Referenzbildes transformiert wird, und
- die Atlas-basierte Registrierung, bei der die Bilder in ein gemeinsames Atlas- beziehungsweise Erdkoordinatensystem transformiert werden.

Da die Bewegung der Oberflächenfilme nicht zur Berechnung des gemeinsamen Koordinatensystems herangezogen werden kann, dürfen automatische Verfahren der Registrierung von Bild zu Bild nicht zum Einsatz kommen. Der Grund hierfür ist, dass die Starrheit der automatisch bestimmten Merkmale nicht als gegeben angenommen werden kann. Stattdessen müssen die Registrierungspunkte entweder vollständig manuell ausgewählt werden oder semi-automatisch bestimmt und anschließend manuell überprüft werden.

Bei einer Atlas-basierten Registrierung treten derartige Probleme nicht auf. Ähnlich zu den manuellen Verfahren werden hier die Kontrollpunkte anhand weiteren Szeneninformationen manuell ausgewählt. Mittels dieser Szeneninformation werden markante Karten-Punkte festgelegt, die anschließend auch auf den Bildern markiert werden. Anhand dieser Punkte kann eine Registrierung der Bilder auf die Karte erfolgen. Typischerweise wird bei dieser Vorgehensweise in ein gemeinsames Erdkoordinatensystem transformiert. Eine Übersicht über Koordinatensysteme gibt Snyder (1987).

Falls keine geeigneten Informationen in Form von Atlanten vorliegt, oder die markanten Punkte des Atlas' nicht eindeutig Bildelementen zugeordnet werden können, können hybride Lösungen verwendet werden. Bei diesen wird zunächst das Bild als Referenzbild ausgewählt, welches die größte Schnittmenge mit allen anderen Bildern der Bildfolge besitzt. Dieses Referenzbild wird durch die annotierten geografischen Informationen orthorektifiziert. Anschließend werden die weiteren Bilder mit einer manuellen Bild-zu-Bild-Registrierung so auf dieses Referenzbild registriert, dass alle Bilder die gleiche geometrische Einbettung besitzen. Bei dieser hybriden Vorgehensweise hängt die Qualität der geografischen Genauigkeit vor allem von den annotierten Angaben des Referenzbildes ab. Die Registrierungsqualität der einzelnen Bilder untereinander wird hierdurch nicht beeinflusst.

Um die präzise Registrierung von einem Satellitenbild zu einer Karte zu unterstützen, liefern die Betreiber zusätzlich zur aufgenommenen Szene Punktegitter aus. In diesen wird jedem Punkt eine Bildkoordinate und eine Weltkoordinate zugewiesen. Diese Punkte werden auch Passpunkte (englisch: „Tie-Points“) genannt. In Untersuchungen dieser Arbeit konnte allerdings festgestellt werden, dass die geografische Genauigkeit der Passpunkte nicht ausreichend ist, um die mittel- bis hochaufgelösten Bilddaten exakt registrieren zu können. Diese Arbeit beschränkt sich daher auf Verfahren, die aus einer Menge von manuell ausgewählten Passpunkten eines Bildes eine Transformation für jeden Bildpunkt eines zweiten Bildes bestimmen. Die gängigsten Verfahren lassen sich in drei Klassen unterteilen:

1. Starre Registrierungsverfahren

Mit diesen Verfahren wird eine globale Transformation ermittelt, welche beispielsweise durch eine affine oder perspektivische Matrix angegeben wird.

2. Teils-flexible Verfahren

Diese Verfahren, wie zum Beispiel die stückweise affinen Methoden, teilen das Bild in Polygone zwischen den Kontrollpunkten auf und transformieren diese jeweils mit einer eigenen Transformation.

3. Flexible Verfahren

Diese Klasse von Verfahren, wie zum Beispiel Radialbasisverfahren, Thin-Plate-Spline-Verfahren oder Constrained Thin-Plate-Spline-Verfahren (siehe Bookstein (1989) bzw. Rohr et al. (2003)) beschreiben die Umgebung eines transformierten Punktes als Funktion in Abhängigkeit einer Radialbasisfunktion in Bezug auf die Distanz zu den Passpunkten.

Sofern man von einer stabilen Bahn des Satelliten sowie einem ordnungsgemäß funktionierenden Sensor ausgeht, sind für die hier vorliegende Arbeit starre Verfahren zur Ermittlung einer perspektivischen Transformation ausreichend. Durch diese Klasse von Verfahren wird näherungsweise das Modell beschrieben, welches die unterschiedlichen Aufnahmeparameter aufeinander abbildet, falls die Erdkrümmung innerhalb der Szene vernachlässigbar klein ist. Dies ist für die Meeresoberfläche der betrachteten Aufnahmen dieser Arbeit der Fall, da aus der benötigten hohen Auflösung des Satelliten eine geringe Schwadbreite resultiert und somit verhältnismäßig kleine Szenengrößen vorliegen. Die Passpunkte für die Registrierungspunkte sollten zudem manuell gewählt werden, um Fehler auf dieser Ebene der Vorverarbeitung zu minimieren.

Diese Art der Registrierung bietet zwei wichtige Vorteile: Erstens steht mit der mittleren Abweichung der Passpunkte von der bestimmten Transformation ein Validitätsmaß zur Verfügung und zweitens werden die Tracer nicht fälschlicherweise verzerrt, vorausgesetzt dass als Passpunkte lediglich unbewegliche Punkte (beispielsweise an Land) ausgewählt worden sind.

#### 4.1.2 Normierung der Sensordaten

Bei der Verwendung von EM-Strahlung zur Bildgebung durch Satellitensensoren existieren mehrere Fehlerquellen. Diese betreffen zum einen Effekte, die bei dem Weg der EM-Strahlung durch die Atmosphäre auftreten, zum anderen aber auch Effekte, die durch die Art der Bildgebung beziehungsweise durch die Sensortechnik entstehen. In diesem Abschnitt werden daher kurz die gängigsten Verfahren genannt und erläutert, die für diese Arten von Fehlern Korrekturmechanismen bereitstellen.

#### Atmosphärenkorrektur für multispektrale Bilddaten

Soll aus den Rohdaten eines multispektralen Satellitensensors die spektrale Reflektanz bestimmt werden, ist es notwendig die lokale Atmosphäre zu modellieren, da sich die Reflektanz als Differenz aus Sensorantwort und atmosphärischen Störungen ergibt. Für eine ausführliche Übersicht der Entwicklung der verschiedenen Verfahren zur Atmosphärenkorrektur sei auf Trivedi et al. (1987); Matthew et al. (2002); Coll et al. (2010); Hailei et al. (2010) verwiesen.

Die multispektralen Bilddaten werden für alle hier verwendeten Bilddaten durch die Betreibergesellschaften bereits kalibriert ausgeliefert. Eine eigenständige Atmosphärenkorrektur auf diesen Daten ist daher nicht nötig. Vielmehr werden die Daten verwendet, die bereits von der Betreibergesellschaft korrigiert worden sind.

Der einzige atmosphärische Effekt, der mittels Bildverarbeitungsverfahren erkannt und maskiert werden muss, betrifft Wolken. Diese verdecken auf multispektralen Bildern die darunter liegende Meeresoberfläche und somit auch die Oberflächenfilme. Daher müssen diese Bereiche entweder durch Informationen der Betreibergesellschaft oder durch Bildverarbeitungsmethoden erkannt und maskiert werden.

### Normierung von SAR-Bilddaten

Im Gegensatz zu multispektralen Daten ist es bei SAR-Bilddaten dem Nutzer überlassen, die Bilddaten in den normierten Radarrückstreuquerschnitt (NRCS) umzurechnen. Hierzu werden von den Betreiberagenturen Formeln, Faktoren oder Wertetabellen angegeben, mit denen sich die NRCS-Werte aus den Bilddaten berechnen lassen. In der Praxis werden vor allem die beiden NRCS-Werte  $\beta_0$  (beta naught) und  $\sigma_0$  (sigma naught) verwendet. Die Normierung der Sensorantworten auf  $\beta_0$ -Werte beschreibt eine sensorischen Normierung der Bilddaten mit gegebenen Korrekturfaktoren. Mit der Berechnung der  $\sigma_0$ -Werte wird zusätzlich der Einfluss des Depressionswinkels auf die SAR-Bilddaten korrigiert. Die  $\sigma_0$ -Korrektur ist notwendig, da mit steigendem Winkel die Entfernung von der Meeresoberfläche zum Sensor zunimmt und sich somit die Radarrückstreuung verringert. Erst mit der Berechnung der  $\sigma_0$ -Werte steht eine Normierung zur Verfügung, die es ermöglicht, Werte in unterschiedlichen Range-Positionen miteinander zu vergleichen.

#### Definition 4.1 (Beta naught & Sigma naught)

Sei  $I$  ein digitales SAR-Bild, mit der Domäne  $\text{dom}(I) = \{0, \dots, w-1\} \times \{0, \dots, h-1\}$ , ( $w$  Bildpunkte in Range-Richtung,  $h$  Bildpunkte in Azimut-Richtung). Dann gilt:

$$\forall_{x \in \{0, \dots, w-1\}} \forall_{y \in \{0, \dots, h-1\}} \sigma_0(x, y) = \beta_0(x, y) + \sin(\alpha_x)$$

wobei  $\alpha_x$  der Depressionswinkel zum  $x$ -ten Bildpunkt in Range-Richtung ist und

$$\forall_{\vec{p} \in \text{dom}(I)} \beta_0(\vec{p}) = \frac{I(\vec{p})^2 + b}{a}$$

wobei  $a$  und  $b$  Normierungskonstanten sind.

### 4.1.3 Verminderung von Speckle in SAR-Bilddaten

Einer der größten Unterschiede zwischen den multispektralen und den SAR-Systemen ist die deutlich geringere radiometrische Qualität der SAR-Aufnahmen. Die Hauptursache hierfür ist ein multiplikatives Rauschen, das sogenannte Speckle, das entsteht, wenn kohärente Strahlung von stochastischen Streuelementen reflektiert wird. Unabhängig davon kann auch das Signal selbst verrauscht sein.

Durch das Speckle wird die Erkennung der Signaturen von Oberflächenfilmen anhand von SAR-Bildern extrem erschwert, weshalb im Rahmen der Vorverarbeitung Verfahren ausgewählt und angewendet werden müssen, die das Speckle minimieren. Hierzu werden in der Praxis zwei Ansätze verwendet: die zeitliche und die räumliche Mittelung der Bilddaten.

Bei der zeitlichen Mittelung der Daten, der sogenannten Multi-Look-Verarbeitung, werden verschiedene, zeitlich sehr kurz aufeinander folgende Abbildungen der selben Szene gemittelt. Die Annahme hinter dieser Vorgehensweise ist, dass sich Änderungen zwischen diesen Einzelbildern allein durch das Rauschen erklären lassen. Bei der Verwendung von  $n$  Aufnahmen (Looks) ergibt sich eine Erhöhung des SNR um den Faktor

$\sqrt{n}$  (siehe Richards (2009)[Seiten 120ff]). Die zeitliche Mittelung der Daten resultiert in so genannten Multi-Look-Bildern, die direkt von den Betreibergesellschaften angeboten werden.

Für die vorliegenden SAR-Bilddaten dieser Arbeit reicht die Multi-Look-Verarbeitung nicht aus, um das Speckle zu unterdrücken. Daher müssen zusätzlich Verfahren der räumlichen Mittelung angewendet werden. Bei diesen wird angenommen, dass das Speckle räumlich unkorreliert auftritt und sich benachbarte Bildpunkte nur durch den Anteil des Rauschens unterscheiden. Diese Vorgehensweise steht im Gegensatz zu den Verfahren der zeitlichen Mittelung und gilt oft nur sehr eingeschränkt. Befinden sich beispielsweise die Signaturen unterschiedlicher Objekte auf einer SAR-Aufnahme, so sind die Unterschiede der Radarrückstreuung entlang der Objektkanten nicht auf das Rauschen, sondern auf die unterschiedlichen Radarrückstreueigenschaften der abgebildeten Objekte zurückzuführen. Aus diesem Grund verwenden die untersuchten Filter statistische Methoden, um das Bild strukturerhaltend zu glätten. Dies ist vor allem für die Erkennung biogener Oberflächenfilme wichtig, da diese auf SAR-Bildern oft als schmale Signaturen abgebildet werden, die ohne diese Strukturerhaltung verschwinden würden.

Die in dieser Arbeit untersuchten Speckle-Filter lassen sich als „Moving-Window-Filter“ definieren. Das heißt, dass der gefilterte Wert eines Bildpunkts anhand dessen lokaler Nachbarschaft (Fenster) bestimmt werden kann. Durch die Bewegung des Fensters kann das Filterresultat für den kompletten Bildraum bestimmt werden.

**Definition 4.2 (Moving-Window-Filter)**

Sei  $I$  ein mit digitales Bild, mit der Domäne  $\text{dom}(I) = \{0, \dots, w - 1\} \times \{0, \dots, h - 1\}$ . Ein Moving-Window-Filter  $f$  mit Breite  $f_w$  und Höhe  $f_h$  berechnet das gefilterte Bild  $I'$  wie folgt:

$$\bigvee_{\frac{f_w}{2} \leq x \leq w - \frac{f_w}{2} - 1} \bigvee_{\frac{f_h}{2} \leq y \leq h - \frac{f_h}{2} - 1} I'(x, y) = f(W_{x,y})$$

wobei  $W_{x,y} = I \Big|_{\vec{ul}}^{\vec{lr}}$  den Bildausschnitt von  $I$  beschreibt, der durch:

$$\vec{ul} = \left( x - \frac{f_w}{2}, y - \frac{f_h}{2} \right)^\top \quad \text{und} \quad \vec{lr} = \left( x + \frac{f_w}{2}, y + \frac{f_h}{2} \right)^\top$$

nach oben links beziehungsweise unten rechts im Bildraum beschränkt ist.

Anhand von Definition 4.2 lässt sich leicht erkennen, dass der Fensterfilter zunächst nicht für den gesamten Definitionsbereich des Bildes definiert ist. Sollen auch Filterwerte für die Randbereiche bestimmt werden, muss definiert werden, wie mit Bildpunkten umgegangen wird, die außerhalb des Definitionsbereichs liegen. Bis auf den Medianfilter benötigen alle untersuchten Filter zusätzliche Informationen über die statistischen Werte (Varianz und Mittelwert) des Speckles  $u$  sowie des Bildfensters  $M$ :

$$c_u^2 = \frac{\text{var}(u)}{\bar{u}^2}, \quad c_I^2 = \frac{\text{var}(M)}{\bar{M}^2}$$

Filter	Fensterfunktion	Hilfsdefinitionen
Median	$\tilde{M}$	
Lee	$I(x, y) \cdot w + \bar{M} \cdot (1 - w)$	$w = (1 - \frac{c_u^2}{c_I^2})$
Kuan		$w = \frac{1 - \frac{c_u^2}{c_I^2}}{1 + c_u^2}$
Frost	$\frac{\sum_{\vec{p} \in \text{dom}(W)} I(\vec{p}) \cdot w(\vec{p})}{\sum_{\vec{p} \in \text{dom}(W)} w(\vec{p})}$	$w(\vec{p}) = e^{-k \cdot d(\vec{p}) \cdot c_I^2}$ $d(\vec{p}) = \ \vec{p} - (f_w/2, f_h/2)^T\ $
Gamma-MAP	$\frac{l \cdot \bar{M} + \sqrt{\bar{M}^2 \cdot l^2 + 4a \cdot n \cdot \bar{M}}}{2a}$	$a = \frac{1 + c_u^2}{c_I^2 - c_u^2}$ $l = a - n - 1$

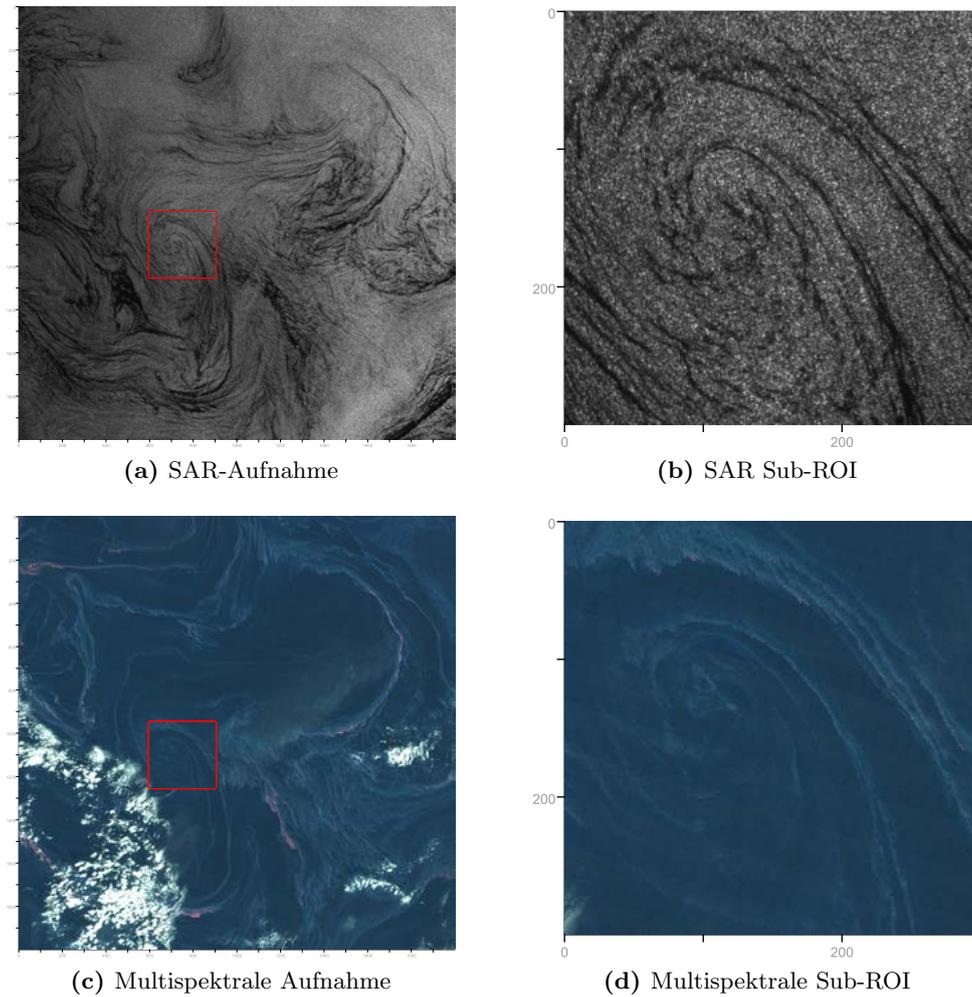
**Tabelle 4.1:** Übersicht über die Fensterfunktionen der verschiedenen Speckle-Filter und die jeweils verwendeten Hilfsdefinitionen.  $n$  bezeichnet die Anzahl der Looks,  $c_I^2$  und  $c_u^2$  werden im Text erläutert.

Falls die Varianz sowie der Mittelwert des Speckles unbekannt sind, können diese unter Verwendung der Anzahl der Looks  $n$  nach Lopes et al. (1990) geschätzt werden:

$$\text{var}(u) = \frac{1}{n}, \quad \bar{u} = 0,523$$

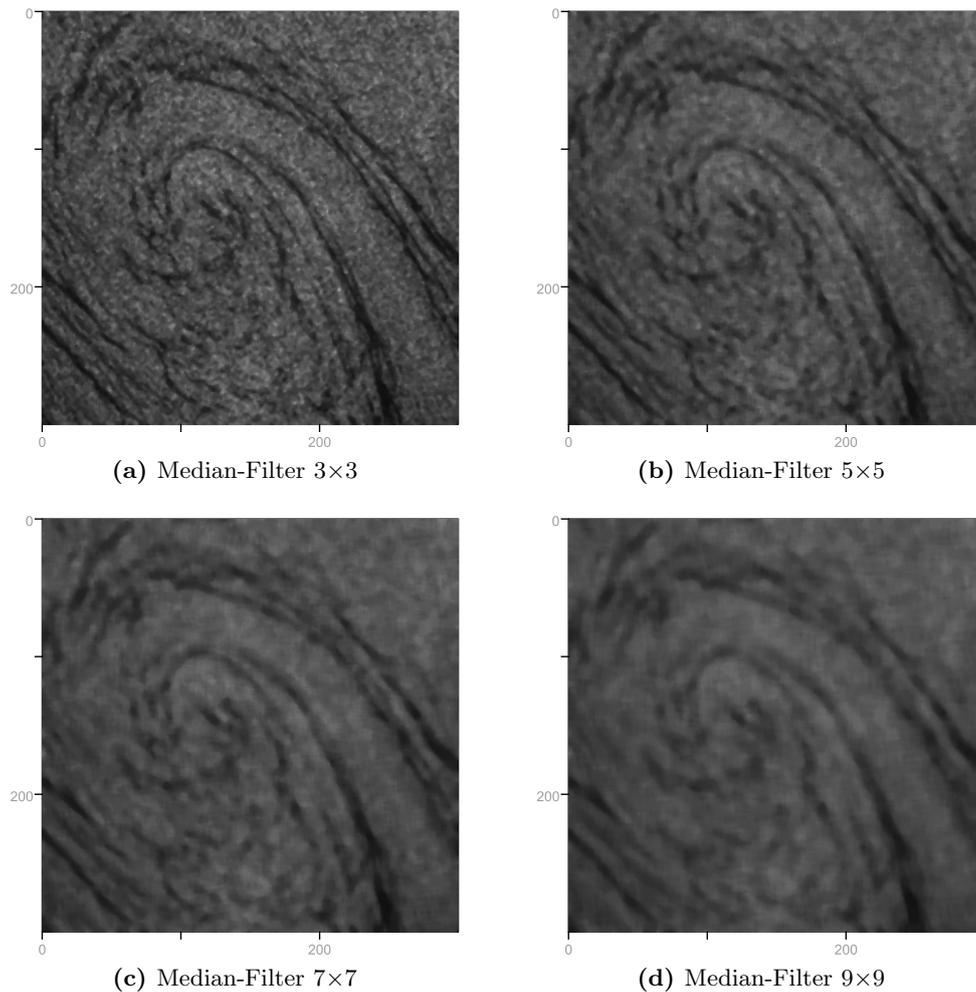
Die untersuchten Speckle-Filter werden in aktuellen Arbeiten der Fernerkundung zur Vorverarbeitung eingesetzt, allerdings existieren bisher nur Studien zur Filterung von SAR-Aufnahmen der Meeresoberfläche bei der Abbildung von anthropogenen Oberflächenfilmen. Wie sich die verschiedenen Filter eignen, um die Signaturen von biogenen Oberflächenfilmen auf SAR-Aufnahmen einerseits zu erhalten, andererseits aber das Rauschen des Speckles zu entfernen, wurde bisher nicht ausreichend untersucht. Die Untersuchungen, die für flächige anthropogene Oberflächenfilme bestehen, kommen zudem zu keinem eindeutigen Ergebnis bei der Filterwahl (vgl. Barni et al. (1995); Scholz (2001); Hu et al. (2012)).

Im Gegensatz zur Abbildung von biogenen Oberflächenfilmen auf multispektralen Aufnahmen, wo diese lokal höhere Intensitäten erzeugen, treten auf SAR-Aufnahmen Signaturen geringerer Radarrückstreuung auf (vgl. Abbildung 4.1). Die Wolken, die auf der multispektralen Aufnahme zu sehen sind, werden auf den SAR-Aufnahmen durchdrungen und verdecken somit die Sicht auf die zu verfolgenden Signaturen nicht. Die umliegende Wasseroberfläche auf den SAR-Aufnahmen wird durch die ungleiche Verteilung kleinskalige Wellen insgesamt inhomogener abgebildet, als dies bei der multispektralen Abbildung der Fall ist.



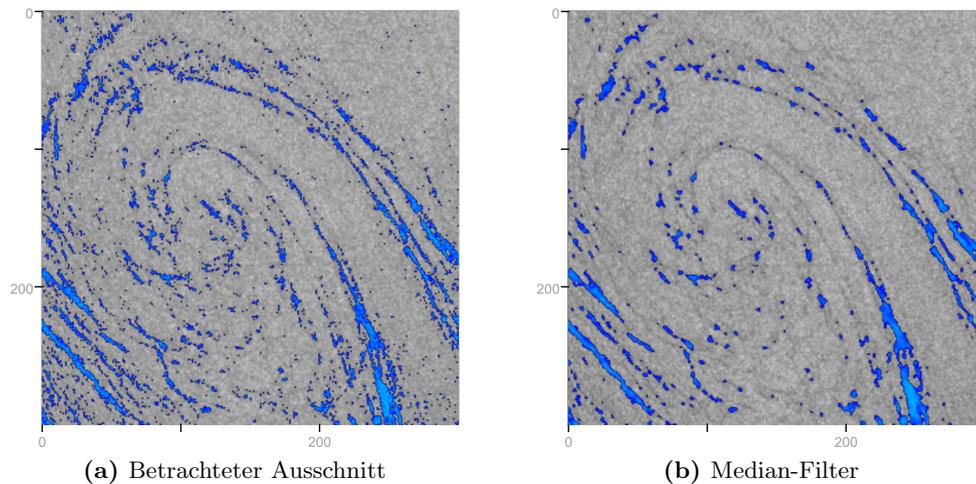
**Abbildung 4.1:** Vergleich von multispektralen und SAR-Bilddaten anhand von Bilddaten der zweiten ROI der ersten Fallstudie.

Im ersten Schritt der Analyse werden die verschiedenen Verfahren zur Reduktion des Speckles auf die Bilder der Sub-ROI aus Abbildung 4.1b angewendet und die Ergebnisse miteinander verglichen. Bei dem Vergleich der Verfahren untereinander muss zunächst die Fenstergröße der jeweiligen Filter gewählt werden. Je größer diese ist, desto höher ist der Glättungseffekt, was wünschenswert ist. Allerdings werden mit ansteigender Fenstergröße viele Details durch die Filteroperation ausgeblendet. Da die Fenstergröße alle Filterergebnisse in ähnlicher Weise betrifft, wird sie anhand des Median-Filters ermittelt, und anschließend für alle weiteren Filtertests verwendet. Dass der Median-Filter tatsächlich ein guter Repräsentant für das Verhalten bei veränderlichen Fenstergrößen ist, wurde in vorhergehenden Experimenten ermittelt.



**Abbildung 4.2:** Einfluss der Fenstergröße auf das Ergebnis der Speckle-Filterung am Beispiel des Median-Filters. Als Eingangsbild wurde die Sub-ROI aus Abbildung 4.1b verwendet.

Aus Abbildung 4.2 wird ersichtlich, dass Filtergrößen ab  $5 \times 5$  Bildpunkten für die Erkennung von biogenen Oberflächenfilmen auf SAR-Bildern weniger geeignet sind, da sie über einen zu großen Bildbereich integrieren und somit zu viele Details der fein strukturierten Signaturen der biogenen Oberflächenfilme verloren gehen. Die maximal zu wählende Größe hängt also von der minimalen Größe der zu erhaltenden Strukturen ab. Im Beispiel dieses Abschnittes besaßen die länglichen Signaturen der biogenen Oberflächenfilme meist eine Breite von mehr als drei Bildpunkten, sodass sie innerhalb eines Filterfensters der Größe  $3 \times 3$  Bildpunkten einen genügend hohen Anteil haben, um durch die Filter nicht verworfen zu werden. Daher ist die Wahl der Maskengröße in diesem Beispiel empirisch aber keinesfalls zufällig gewählt.

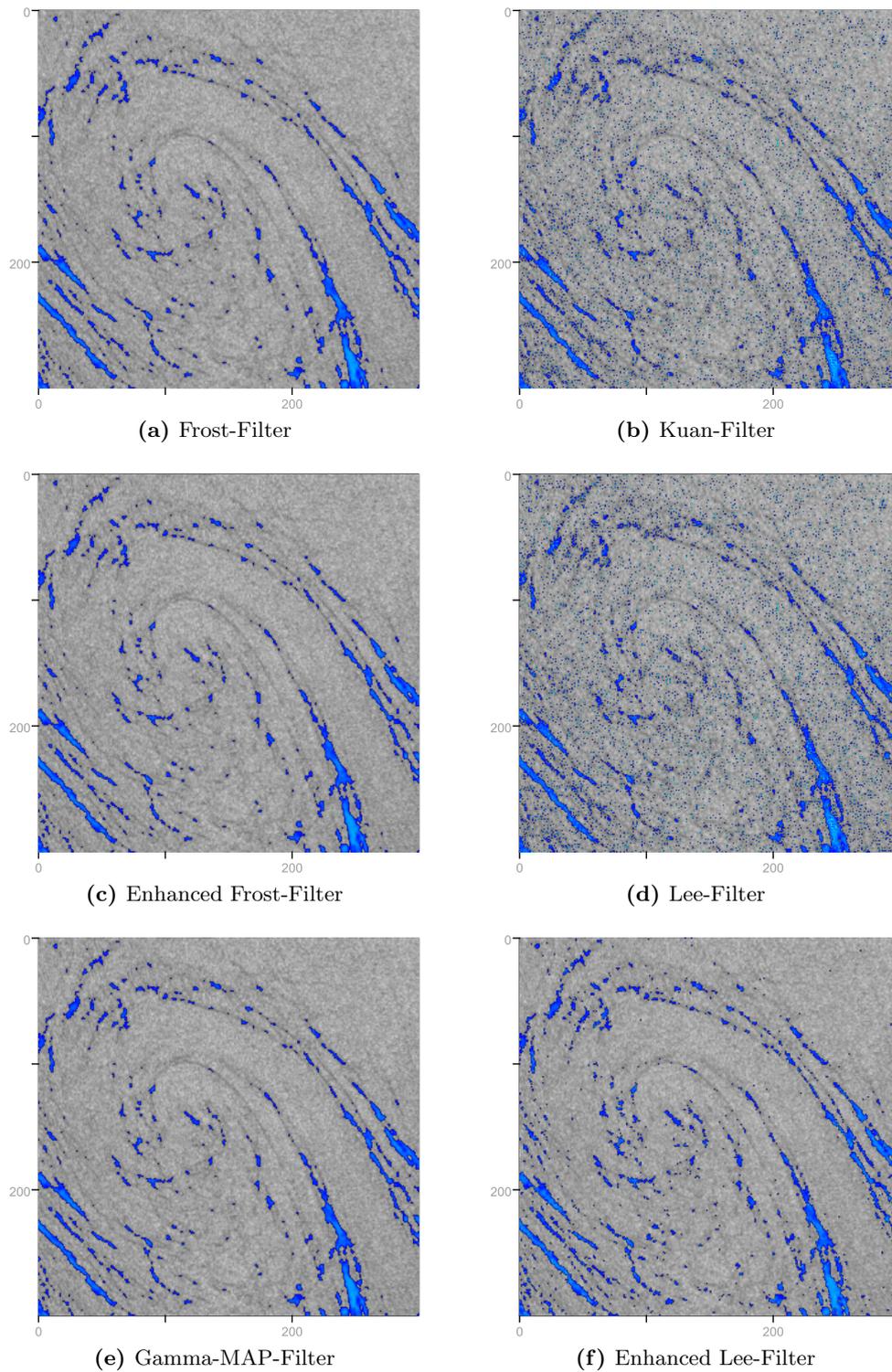


**Abbildung 4.3:** Erkennung von biogenen Oberflächenfilmen durch Schwellenwertbildung anhand der ungefilterten Rohdaten (links) sowie nach der Median-Filterung mit Fenstergröße  $3 \times 3$  Bildpunkten (rechts).

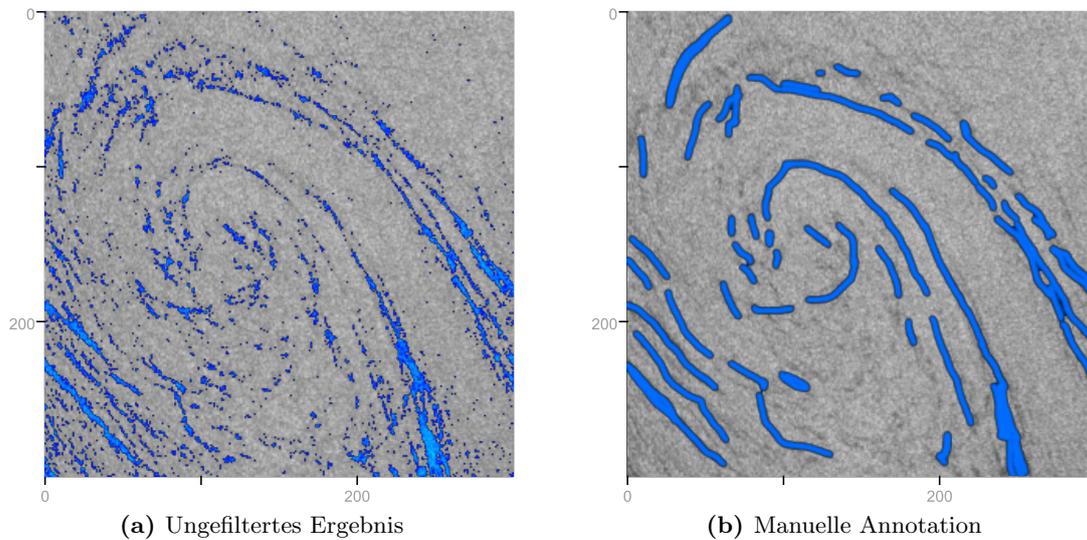
Bevor die vorgestellten Speckle-Filter auf das Bild angewendet werden, soll mit dem Medianfilter eine unabhängige Referenz erzeugt werden. Dazu werden im Folgenden aus Gründen der Übersichtlichkeit nicht die gefilterten Bilder sondern bereits die klassifizierten Bildpunkte gezeigt, die unterhalb einer Schwelle von 10% der maximalen Radar-rückstreuung liegen.

Die Anwendung des Medianfilters führt wie gewünscht zu einer guten Rauschverminderung. Allerdings werden bereits bei einer geringen Maskengröße von  $3 \times 3$  Bildpunkten viele feinere Strukturen nicht mehr erkannt. Die übrigen Filter lassen sich in zwei Klassen untergliedern. Unter die erste Klasse fallen der Frost-, der Enhanced-Frost- sowie der Gamma-MAP-Filter. Die formale Ähnlichkeit der verschiedenen Verfahren lässt hier auch eine Ähnlichkeit der Ergebnisse vermuten (vgl. Tabelle 4.1). Die zweite Klasse von Filtern wird durch die Kuan-, Lee- und Enhanced-Lee-Filter beschrieben. Ebenso wie für die erste Klasse von Verfahren sind auch hier ähnliche Resultate innerhalb der Klasse zu erwarten.

Betrachtet man die unterschiedlichen Filterresultate in Abbildung 4.4, so fällt auf, dass sowohl der Kuan- als auch der Lee-Filter die schlechtesten Ergebnisse liefern. Sie vermindern zwar in einigen Gebieten das Speckle, fügen stattdessen aber ein Salz-und-Pfeffer-Rauschen als Ergebnis der Filterung hinzu. Somit sind die Ergebnisse dieser beiden Filter in Anbetracht der vorhandenen Bilddaten dieser Arbeit als unbrauchbar anzusehen. Etwas besser schneidet für die hier verwendete Szene der Enhanced Lee-Filter ab, der zwar nur verhältnismäßig wenig Rauschen unterdrückt, dafür aber auch deutlich weniger Salz-und-Pfeffer-Rauschen erzeugt. Die Ergebnisse der Median-, Frost-, Enhanced Frost-, und Gamma-MAP-Filter sind hingegen sehr ähnlich und unterscheiden sich nur in Nuancen voneinander.



**Abbildung 4.4:** Erkennung von Oberflächenfilmen nach der Filterung mit ausgewählten Speckle-Filtern. Die Fenstergröße beträgt jeweils  $3 \times 3$  Bildpunkte,  $n = 3$  Looks, die Dämpfungskonstante wird mit 1 angenommen.



**Abbildung 4.5:** Um die Ergebnisse der verschiedenen Filter messen zu können, wurde der zu untersuchende Ausschnitt von Hand annotiert (blau, rechte Abbildung). Links sind die Resultate für das ungefilterte Bild dargestellt (blau).

Alle Filter führen bereits auf der kleinstmöglichen Fenstergröße von  $3 \times 3$  Bildpunkten zu einer starken Verminderung von Merkmalen, die auf der wirbelartigen Struktur liegen.

Die Ergebnisse der unterschiedlichen Verfahren werden neben der visuellen Inspektion nun quantitativ untersucht. Als Vergleichsmaß dieser Untersuchung wurden Signaturen von Oberflächenfilmen auf der verwendeten ROI manuell markiert. Die Ergebnisse dieser manuellen Annotation sind in Abbildung 4.5 dargestellt. Im Vergleich zu den automatisch generierten Ergebnissen weist diese Abbildung wesentlich mehr markierte Bildpunkte auf. Anschließend wurden für jeden Algorithmus folgende Fehlerwerte ermittelt:

- Positiv: vom Verfahren klassifizierte Bildpunkte.
- Korrekt positiv: klassifizierte Bildpunkte, die annotiert worden sind.
- Falsch positiv: klassifizierte Bildpunkte, die nicht annotiert worden sind.
- Falsch negativ: nicht klassifizierte Bildpunkte, die annotiert worden sind.

Die Ergebnisse der quantitativen Auswertung sind in Tabelle 4.2 angegeben. In dieser ist durch die hohen Werte in der Spalte „Falsch negativ“ zu erkennen, dass generell wesentlich mehr manuell annotierte als automatisch klassifizierte Bildpunkte existieren. Die Ergebnisse dieser Tabelle unterstreichen zudem den bereits angesprochenen visuellen Eindruck: Von allen angewendeten Filtern schneiden der Lee- und der Kuan-Filter am schlechtesten ab. Sie erreichen die geringsten Anteile der korrekt positiv klassifizierten Bildpunkte. Lediglich die ungefilterten Bilddaten unterbieten diese Werte.

Filter	Positiv	Korrekt positiv	Falsch positiv	Falsch negativ
kein Filter	8387	5312 (36.7%)	3075 (63.3%)	13511
Median	5674	4456 (78.5%)	1218 (21.5%)	14367
Lee	10608	4874 (45.9%)	5734 (54.1%)	13949
Enhanced Lee	6360	4737 (74.5 %)	1623 (35.5%)	14086
Kuan	9838	4780 (48.6%)	5058 (52.4%)	14043
Frost	4960	3980 (80.2%)	980 (19.8%)	14843
Enhanced Frost	4904	3951 (80.6%)	953 (19.4%)	14872
Gamma-MAP	4925	3974 (80.7%)	951 (19.3%)	14849

**Tabelle 4.2:** Erkennungsleistung der verschiedenen Speckle-Filter in Bezug auf ein manuell annotiertes Bild mit 18823 Merkmalen. Alle Werte sind als Anzahl von Bildpunkten angegeben.

Alle anderen Filter liefern für die ROI vergleichbare Resultate. Die korrekt positiv klassifizierten Bildpunkte liegen prozentual bei 74.5% – 80.7% aller positiv klassifizierten Bildpunkte. Bemerkenswert ist hierbei, dass selbst der Median-Filter, der die Statistik des Speckles nicht modelliert, mit 78.5% noch im Mittelfeld aller Verfahrensergebnisse liegt. An der Spitze des quantitativen Vergleichs liegen, bei maximaler „Korrekt positiv“- und gleichzeitig geringster „Falsch negativ“-Rate, die Verfahren von Frost sowie der Gamma-MAP-Filter, die sich nur in Nuancen unterscheiden. Insgesamt sollte für die hier vorliegende Anwendungsdomäne zur Verminderung des Speckles daher stets ein Verfahren aus dieser Klasse von Algorithmen ausgewählt werden.

Im weiteren Verlauf dieser Arbeit wird daher konsequent der Gamma-MAP-Filter eingesetzt. Dieser konnte sich im direkten quantitativen Vergleich dieses Abschnitts gegen den Enhanced Frost-Filter knapp durchsetzen.

## 4.2 Merkmalsbasierte Lösung des Korrespondenzproblems

Der intuitive Ansatz, das Korrespondenzproblem zu lösen, wird durch die merkmalsbasierten Verfahren beschrieben. Diese Klasse von Verfahren hat ihren Ursprung in der Mustererkennung, da sich die Lösung des Korrespondenzproblems als folgendes Mustereerkennungsproblem auffassen lässt: Werden markante Muster im ersten Bild auch im darauf folgenden Bild gefunden, so ist eine Korrespondenz hergestellt. Die Prozesskette, die sich für diese Klasse von Verfahren ergibt, lässt sich in drei Schritte unterteilen:

1. Merkmalsdetektion,
2. Merkmalsvergleich und
3. Merkmalszuordnung.

Bei der Merkmalsdetektion werden zunächst spezielle Merkmale für aufeinander folgende Bilder der Bildfolge extrahiert. Anschließend muss das Korrespondenzproblem zwischen diesen Merkmalen gelöst werden. Dabei können je nach Art der Merkmale unterschiedliche Vergleichsverfahren angewendet werden. Mit dem Ähnlichkeitsvergleich der Merkmale ist der Prozess der merkmalsbasierten Verfahren allerdings noch nicht abgeschlossen. Ausgehend von den ermittelten Ähnlichkeiten müssen im Rahmen der Merkmalszuordnung diejenigen Zuordnungen getroffen werden, die Merkmale anderen Merkmalen am besten zuordnen. Die Zuordnung kann hierbei sowohl aufgrund lokaler als auch aufgrund globaler Maße geschehen.

### 4.2.1 Merkmalsdetektion

Der erste Schritt der merkmalsbasierten Verfahren besteht in der Auswahl der Merkmale. Die Merkmale sollten hierbei so ausgewählt werden, dass sie möglichst über einen langen Zeitraum innerhalb der Bildfolge erkennbar sind, sich ausschließlich auf den zu verfolgenden Signaturen befinden und in Regionen mit markanten Strukturen liegen, um das Blendenproblem zu minimieren (vgl. Shi u. Tomasi (1994)).

Die Merkmale können verschiedene Ausprägungen haben und unterschiedliche Strukturen repräsentieren. Neben punktförmigen Merkmalen (sogenannten markanten Punkten) sind auch polygonale oder Pfad-basierte Merkmale denkbar. Im Rahmen dieser Arbeit werden lediglich punktförmige Merkmale untersucht, da dies in Hinblick auf die multi-modalen Eingangsdaten vielversprechend erscheint.

Unter einem markanten Punkt wird in dieser Arbeit ein Merkmal verstanden, welches sich aus einer Subpixel-genauen Position im Bild und einem beliebig langen Merkmalsvektor zusammensetzt. Der Vektor kann zum Beispiel Informationen über die Umgebung eines Punktes enthalten. Um zu markanten Punkten zu gelangen, sollten diese aus denjenigen Bildausschnitten extrahiert werden, in denen sich die Signaturen von Oberflächenfilmen befinden. Alle Bildpunkte der klassifizierten Signaturen von Oberflächenfilmen als markante Punkte zu betrachten, würde den Berechnungsaufwand der Verfahren zu stark anwachsen lassen.

Der einfachste Fall einer Merkmalsdetektion ist die Merkmalsselektion. Hierbei werden die Merkmale durch eine Person, meist durch einen Domänenexperte, manuell ausgewählt. Durch diese Methode ist zwar nahezu sichergestellt, dass nur relevante Informationen in die Merkmalsdetektion einfließen, allerdings bietet diese Methode auch einige entscheidende Nachteile. Zum einen ist die Zeit, die für eine solche manuelle Selektion benötigt wird, extrem hoch, verglichen mit automatischen Verfahren. Zum anderen kann es auch Domänenexperten nicht immer möglich sein, ein Merkmal eindeutig auszuwählen. Für diesen Fall könnte durch Weglassen des entsprechenden Merkmals zwar die Korrektheit der Merkmale garantiert werden, allerdings nicht mehr die Vollständigkeit.

Aus obigen Gründen wurden in der Bildverarbeitung verschiedene Operatoren entwickelt, mit deren Hilfe Merkmale automatisch aus einem Bild beziehungsweise einer Menge von Bildpunkten extrahiert werden können. Für punktförmige Merkmale können die Operatoren grob in drei verschiedene Klassen unterteilt werden:

- intensitätsbasierte Operatoren,
- differentielle Operatoren und
- Skalenraum-basierte Operatoren.

Aufgrund der eindeutigen Lokalisierung der Signaturen der Oberflächenfilme im Skalenraum werden im Rahmen dieser Arbeit lediglich Verfahren der ersten beiden Klassen analysiert und verwendet.

In der Klasse der intensitätsbasierten Verfahren wird der Monotonie-Operator untersucht, der lokale Minima und Maxima der Bildfunktion extrahiert (siehe Enkelmann et al. (1988)). Als differentielle Operatoren werden sowohl der Canny-Operator (siehe Canny (1986)) als auch der Harris-Operator (siehe Harris u. Stephens (1988)) untersucht. Während der Canny-Operator punktförmige Merkmale in Form von Kantenzügen erkennt, werden beim Harris-Operator nur diejenigen Punkte markiert, an denen die Bildfunktion eine hohe lokale Krümmung aufweist, weshalb dieser auch als Eckendetektor bezeichnet wird.

### 4.2.2 Merkmalsvergleich

Im Anschluss an die Merkmalsdetektion müssen Korrespondenzen der Merkmale untereinander festgestellt werden. Dies entspricht bei den merkmalsbasierten Ansätzen dem Schritt des Merkmalsvergleichs, in dem die extrahierten Merkmale aufeinander folgender Bilder paarweise verglichen werden. Im Rahmen dieser Arbeit werden die Untersuchungen auf zwei verschiedene Verfahrensklassen des Vergleichs beschränkt:

- statistische Verfahren, wie beispielsweise korrelationsbasierte Ansätze, und
- das Shape-Context-Verfahren aus der Klasse der gestaltbasierten Ansätze.

Beide Verfahren erstellen Ranglisten der Zuordnungsgüte zwischen den Merkmalen. Eine endgültige Zuordnung geschieht durch den Merkmalsvergleich allerdings noch nicht, sie wird im nächsten Abschnitt beschrieben.

Die punktförmigen Merkmale werden vor dem Merkmalsvergleich im Allgemeinen um weitere Daten angereichert, um einen signifikanten Vergleich zu ermöglichen. Die Anreicherung um weitere Informationen wird im Rahmen dieser Arbeit als Merkmalsexpansion bezeichnet. Bei dieser werden die punktförmigen Merkmale so expandiert, dass neben der Position innerhalb des Bildes ein Bildausschnitt um diese Position herum zum Merkmalsvergleich zur Verfügung steht.

**Definition 4.3 (Merkmalsexpansion)**

Sei  $\vec{p}$  ein beliebiges punktförmiges Merkmal mit der Position  $(x \ y)^\top$ . Dann bezeichnet  $E_{w,h}(\vec{p})$  die Expansion des Merkmals  $\vec{p}$  der Breite  $w$  und Höhe  $h$ :

$$E_{w,h}(\vec{p}) = I \Big|_{\vec{ul}}^{\vec{lr}}$$

mit  $I \Big|_{\vec{ul}}^{\vec{lr}}$  aus Definition 4.2.

Analog zur Fensterfunktion aus Definition 4.2 beschreibt die Expansion eines Merkmals genau ein solches Fenster. Nach der Merkmalsexpansion lassen sich zwei punktförmige Merkmale statistisch miteinander vergleichen, sofern sie die gleiche Merkmalsexpansion erfahren haben. Ein aussagekräftiger Vergleich zweier statistischer Verteilungen ist beispielsweise durch den Korrelationskoeffizienten beschrieben. Dieser liefert einen Wert, der umso höher liegt, je ähnlicher sich beide Verteilungen sind.

Sollen zwei gleich expandierte Merkmale digitaler Bilder miteinander verglichen werden, muss aufgrund der Diskretisierung von den statistischen Verteilungen abstrahiert werden. Hierfür eignet sich der empirische Korrelationskoeffizient, der nicht von Verteilungen ausgeht, sondern zwei endliche Mengen gleicher Größe zueinander in Beziehung setzt. Somit wird ein Vergleich von expandierten Merkmale ermöglicht:

**Definition 4.4 (Empirischer Korrelationskoeffizient)**

Seien  $I_1$  und  $I_2$  zwei Bilder mit der gleichen Urbildmenge  $\Omega_I := \text{dom}(I_1) = \text{dom}(I_2)$ , d.h. dass beide Bilder die gleichen Dimensionen haben:  $\text{dom}(I_{i \in \{1,2\}}) = [0, \dots, w[ \times [0, \dots, h[$ . Der empirische Korrelationskoeffizient  $\text{Kor}_e(I_1, I_2)$  ist definiert als:

$$\text{Kor}_e(I_1, I_2) = \frac{\sum_{\vec{p} \in \Omega_I} (I_1(\vec{p}) - \bar{I}_1)(I_2(\vec{p}) - \bar{I}_2)}{\sqrt{\sum_{\vec{p} \in \Omega_I} (I_1(\vec{p}) - \bar{I}_1)^2} \cdot \sqrt{\sum_{\vec{p} \in \Omega_I} (I_2(\vec{p}) - \bar{I}_2)^2}}$$

mit den empirischen Mittelwerten  $\bar{I}_1 = \frac{1}{n} \sum_{p \in \Omega} I_1(p)$  und  $\bar{I}_2 = \frac{1}{n} \sum_{p \in \Omega} I_2(p)$ .

Der Korrelationskoeffizient liegt stets im Intervall  $[-1, 1]$ . Dies erleichtert eine spätere Bewertung der Vergleiche erheblich, da alle Ähnlichkeitsmaße der zuzuordnenden Merkmale innerhalb des gleichen Wertebereichs liegen.

Eine weitere statistische Vergleichsmöglichkeit ist die  $\chi^2$ -Distanz beider expandierter Merkmale. Mit der  $\chi^2$ -Distanz als Vergleichsmethode entstehen Werte zwischen 0 und 1, wobei 1 für maximale Ähnlichkeit und 0 für minimale Ähnlichkeit steht.

**Definition 4.5 ( $\chi^2$ -Distanz)**

Seien  $I_1$  und  $I_2$  zwei Bilder mit der gleichen Urbildmenge  $\Omega_I := \text{dom}(I_1) = \text{dom}(I_2)$ . Dann ist die  $\chi^2$ -Distanz definiert als:

$$\chi^2(I_1, I_2) = \sum_{\vec{p} \in \Omega_I} \frac{(I_1(\vec{p}) - I_2(\vec{p}))^2}{I_1(\vec{p}) + I_2(\vec{p})}$$

Die bisher vorgestellten Verfahren berücksichtigen nur lokale Ähnlichkeiten der Merkmale zur Bestimmung der Merkmalsähnlichkeiten. Dies kann ein Nachteil sein, wenn nicht nur Ähnlichkeiten in den Bilddaten eine Rolle spielen, sondern auch Merkmalskonfigurationen mit in den Ähnlichkeitsvergleich einbezogen werden sollen. In diesem Fall müssen die räumlichen Konfigurationen von Merkmalen als Gestaltmerkmale erfasst und verglichen werden. Die Konfiguration verschiedener Merkmale zueinander kann bei dieser Vorgehensweise als Graph notiert werden, dessen Knoten die Merkmale sind und dessen Kanten beispielsweise jeden Knoten mit jedem anderen verbinden, der nicht weiter als eine vorgegebene Distanz entfernt ist. Die Kantengewichte könnten beispielsweise durch die inversen Distanzen angegeben werden, sodass nah benachbarte Knoten ein höheres Gewicht bekommen als weiter entfernte.

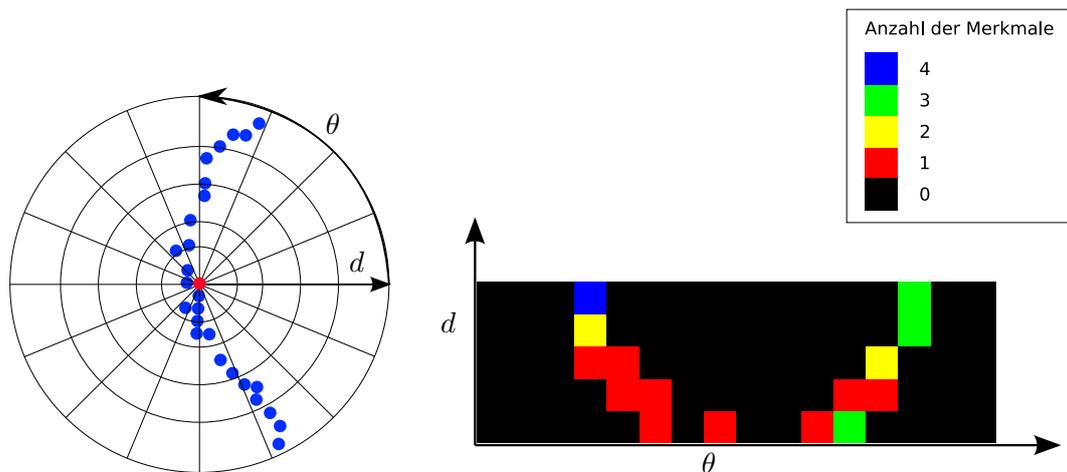
Diese gängige Interpretation hat dazu geführt, dass sich viele Bildverarbeitungsverfahren in diesem Bereich mit dem Thema Graph-Matching, also der Zuordnung verschiedener Graphen zueinander, beschäftigen. Als ein Verfahren dieser Klasse soll nun das Shape-Context Verfahren von Belongie et al. (2000) vorgestellt werden. Dieses Verfahren wurde ursprünglich als eine kompakte Beschreibung von Konturen entwickelt, die durch Punkte abgetastet werden. Der Deskriptor sollte eine grobe Beschreibung der Umgebung eines Merkmals beinhalten, damit mit seiner Hilfe eine Zuordnung verschiedener Konturen möglich wird. Die Zuordnung von einer Kontur zu einer anderen besteht aus der Summe der einzelnen Zuordnungen der jeweils abgetasteten Punkte.

Die hier vorgestellte Definition orientiert sich an der von Belongie et al. (2000) abstrahiert vom Ursprung der punktförmigen Merkmale. Stattdessen wird ein Schwellenwert eingeführt, der angibt ab wann ein Punkt noch zu einer lokalen Umgebung gehört.

**Definition 4.6 (Shape-Context von punktförmigen Merkmalen)**

Sei  $m \in MM$  ein punktförmiges Merkmal einer Merkmalsmenge  $MM$ . Sei  $d(m, m') = \|m - m'\|$  die Distanz zwischen zwei Merkmalen und  $\angle(m, m')$  der Winkel zwischen beiden Merkmalen. Der Shape-Context der Größe  $w \cdot h$  beschreibt eine Matrix  $SC$  mit linearer Winkelabtastung  $w$  und logarithmischer Entfernungsabtastung  $h$ :

$$SC_{ij}(m) = \left| \left\{ m' \in MM \mid \begin{array}{l} m \neq m' \\ \wedge \quad \frac{i\pi}{w} < \angle(m, m') < \frac{(i+1)\pi}{w} \\ \wedge \quad \log\left(\frac{j}{h}\right) < \log(d(m, m')) < \log\left(\frac{(j+1)}{h}\right) \end{array} \right\} \right|$$



**Abbildung 4.6:** Berechnung des Shape-Contexts eines Merkmals (links, rot) anhand der Konfiguration seiner benachbarten Merkmale (links, blau). Links ist das Abtastgitter des Shape-Contexts gezeigt, rechts eine bildhafte Darstellung des Shape-Context-Deskriptors.

Im Gegensatz zur Definition 4.3, wo die Bildintensitäten herangezogen wurden um die punktförmigen Merkmale zu vergleichen, ist es im Fall des Shape-Context-Deskriptors die lokale Konfiguration der Merkmale. Die Shape-Context-Deskriptoren beschreiben Histogramme dieser lokalen Verteilung von Merkmalen um ein gegebenes Merkmal herum. Da die Werte einer Achse im Winkelmaß vorliegen, kann durch geeignete Vergleichsoperationen eine Winkel-Invarianz erreicht werden.

Der Deskriptor erlaubt es zudem, weitere Eigenschaften des punktförmigen Merkmals mit einzubeziehen. Belongie et al. (2000) schlagen beispielsweise vor, dass der Tangentenvektor eines Punktes mit in die Vergleichsberechnungen zur Ausrichtung des Shape-Context verwendet werden kann. Dies erfordert allerdings eine Form, auf deren Rand der Punkt liegt und anhand dessen eine Tangentenrichtung definiert werden kann. Da für die Signaturen der Oberflächenfilme im Allgemeinen keine geschlossene Form vorliegt, auf der sich eine Tangente definieren ließe, wurde der Tangentenvektor in der obigen Definition ausgelassen. Für den Ähnlichkeitsvergleich zweier Shape-Context-Deskriptoren wählen Belongie et al. (2000) die  $\chi^2$ -Distanz als Vergleichsmethode aus.

Rückblickend auf die Anforderung, dass die Bewegungsschätzung auch über größere Entfernungen zwischen den Merkmalen erfolgen muss, stellt diese für die Vergleichsverfahren des merkmalsbasierten Ansatzes kein generelles Problem dar. Statt komplexer Anpassungen muss lediglich der Suchraum der Merkmale entsprechend vergrößert werden. Allerdings folgt aus der Vergrößerung des Suchraumes gleichzeitig eine quadratisch erhöhte Zeitkomplexität der Berechnungen.

### 4.2.3 Merkmalszuordnung

Die Verfahren zur Ermittlung der Merkmalsähnlichkeit liefern noch keine Zuordnung von Merkmalen untereinander. Sie resultieren in einer Liste von infrage kommenden Merkmalskandidaten, denen jeweils Ähnlichkeitswerte geordnet worden ist. Um die Korrespondenzen zwischen den Merkmalen zu bestimmen, müssen Zuordnungsverfahren ausgewählt und angewendet werden. Einer der am häufigsten verwendeten Ansätze basiert darauf, dass dem lokalen Ähnlichkeitsvergleich, mit welchem die Merkmale verglichen worden sind, voll vertraut wird. Somit muss derjenige Kandidat der Zuordnungsliste ausgewählt werden, bei dem der lokale Ähnlichkeitswert maximal ist.

**Definition 4.7 (Maximum-Likelihood-Zuordnung)**

Sei  $\vec{m}$  ein Merkmal, zu dem  $n$  unterschiedliche mögliche Korrespondenzen  $\vec{k}_i \in \{1, \dots, n\}$  gefunden wurden, die jeweils mit einem Ähnlichkeitsmaß von  $\text{sim}(\vec{m}, \vec{k}_i)$  gewichtet sind. Dann entspricht die Maximum-Likelihood-Zuordnung folgender Auswahl:

$$\text{assign}_{\text{ml}}(\vec{m}) = \arg \max_{\vec{k}_i} \text{sim}(\vec{m}, \vec{k}_i)$$

Da sich die Maximum-Likelihood-Zuordnung allein auf die Schätzung der Ähnlichkeit durch das Vergleichsverfahren verlässt, wird die Verteilung der verschiedenen möglichen Korrespondenzen nicht berücksichtigt. Somit können Randbedingungen, wie zum Beispiel eine lokale Glattheit, durch diese Verfahren nicht erfüllt werden. Das oben genannte Verfahren wird in der Literatur häufig im Zusammenhang mit der Kreuzkorrelation (CC) verwendet. Dieses Vorgehensweise wird in derartigen Untersuchungen mit dem Namen MCC abgekürzt.

Im Anwendungsgebiet dieser Arbeit kann aufgrund der Bewegung der Meeresoberfläche von einer Glattheit der zu ermittelten Strömungsfelder ausgegangen werden. Daher müssen neben der Maximum-Likelihood-Zuordnung weitere Zuordnungsverfahren untersucht werden, die nicht nur lokale, sondern auch globale Ähnlichkeitsmaße minimieren. Diese Verfahren werden in der Literatur als Relaxationsverfahren bezeichnet. Prominente Vertreter der Relaxationsverfahren sind beispielsweise das Optimierungsverfahren von Thompson u. Barnard (1981), welches über einen iterativen Optimierungsansatz versucht, die lokalen Merkmale so zuzuordnen, dass sie in ihrer Umgebung die Variation minimieren, sowie das darauf aufbauende Verfahren von Dreschler (1981), in welchem die Autoren zur Lösung des Zuordnungsproblems ein neues Konsistenzkriterium vorschlagen.

Bei den Relaxationsverfahren darf nicht unerwähnt bleiben, dass sie für den Fall entworfen worden sind, dass Merkmale einer Menge auf Merkmale einer anderen Menge abgebildet werden können. Im Rahmen des Anwendungsgebietes muss hierfür zunächst geklärt werden, ob Merkmale innerhalb der Bildfolge stabil ermittelt werden können. Falls dies nicht der Fall ist, müssen andere Verfahren der Zuordnung entworfen und erprobt werden, die auch unter diesen erschwerten Randbedingungen in der Lage sind, globale Randbedingungen in der Zuordnung zu etablieren.

### 4.3 Differentielle Lösung des Korrespondenzproblems

Neben den merkmalsbasierten Verfahren stellen die differentiellen Verfahren eine explizitere Möglichkeit der Lösung des Korrespondenzproblems dar. Sie benötigen im Gegensatz zu den merkmalsbasierten Verfahren weder Merkmalerkennung noch Ähnlichkeitsvergleiche oder Zuordnungsstrategien. Stattdessen wird der sogenannte Optische Fluss für die gesamte raumzeitliche Domäne der Bildfolge bestimmt (siehe Horn u. Schunck (1981)). Unter dem Optischen Fluss wird hierbei die, auf die Bildebene projizierte, Bewegung innerhalb der Szene verstanden. Unter der Annahme, dass sich die gesamte aufgenommene Meeresoberfläche nur mit der Strömung bewegt, korrespondiert dieser folglich mit der Oberflächenströmung.

Den Ausgangspunkt dieser Ansätze stellt die sogenannte „Optical Flow Constraint Equation“ (OFCE) dar, die einen Zusammenhang zwischen der bereits definierten Bildfolge und dem Optischen Fluss beschreibt. Die grundlegenden Annahmen dieser sind:

- eine konstante Beleuchtung der Szene,
- eine konstante Intensität der im Bild abgebildeten Objekte und
- Verdeckungsfreiheit.

Falls alle Randbedingungen gelten, lässt sich jede lokale Änderung von Intensitäten im Bild durch Einflüsse des Optischen Flusses erklären. Dies ist bei dem Datenmaterial dieser Arbeit lediglich näherungsweise und nur für Bilder gleicher Sensormodalität gegeben. Der Zusammenhang zwischen den Gradienten der Bildfolge und dem Optischen Fluss wird durch folgende Grundgleichung beschrieben:

**Definition 4.8 (Optical Flow Constraint Equation)**

Sei  $IS$  eine Bildfolge, der Optische Fluss sei gegeben durch ein Verschiebungsvektorfeld  $\vec{d} = (u \ v)^T$ , welches die Verschiebung an jedem Raumzeitpunkt definiert. Die Optical Flow Constraint Equation (OFCE) ist:

$$\frac{dIS}{dt} = 0$$

Mithilfe des totalen Differentials folgt:

$$IS_x u + IS_y v + IS_t = 0 \Leftrightarrow \nabla_2 IS \cdot \vec{d} + IS_t = 0 \Leftrightarrow \nabla IS \cdot (u \ v \ 1)^T = 0$$

Anhand der Basisgleichung ist ersichtlich, dass zur Bestimmung des Flusses  $\vec{d}$  beziehungsweise der beiden Komponenten  $u$  und  $v$  nur eine Gleichung zur Verfügung steht. Damit ist das obige Gleichungssystem unterbestimmt und nicht eindeutig lösbar. Es lässt sich zeigen, dass dies in direktem Zusammenhang mit dem Blendenproblem steht, was besagt, dass es aufgrund einer lokalen Blende unmöglich sein kann, alle Bewegungskomponente zu ermitteln (siehe Horn u. Schunck (1981)). Um dennoch eine Lösung der

OFCE zu erreichen, müssen weitere Randbedingungen an die zu erwartende Bewegung eingebettet werden.

Das Anwendungsgebiet dieser Arbeit, die Bestimmung der Strömung an der Meeresoberfläche, erfordert einen Vergleich der oben genannten Grundgleichung mit der Physik der Fluidmechanik. Hierzu wird im Folgenden der Masseerhaltungssatz für Fluide untersucht. Dieser Vergleich folgt den Euler'schen Gleichungen, welche die Strömungen ohne Berücksichtigung von Reibung beschreiben.

Die Erhaltung der Masse ist eine grundlegende physikalische Gesetzmäßigkeit bei der Betrachtung der Strömung von Fluiden. Sie wird in der Physik auch als Kontinuitätsgleichung bezeichnet. Unterteilt man das Vorkommen des Fluids in dreidimensionale Volumina, so beschreibt die Kontinuitätsgleichung die zeitliche Änderung der Masse in einem Volumenelement als die Differenz zwischen der Summe aller einströmenden Massenströme und der Summe aller ausströmenden Massenströme (vgl. Oertel et al. (2008)). Bei der Annahme einer Kontinuität der Masse ist diese zeitliche Änderung gleich Null zu setzen, was zu folgender Grundgleichung führt:

**Definition 4.9 (Masseerhaltungssatz für Fluide)**

*Die allgemeine Form des Masseerhaltungssatzes für (kompressible) Fluide lautet:*

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho \vec{d}) = 0$$

wobei  $\rho$  die Stoffdichte und  $\vec{d}$  die Bewegung des Partikels beschreibt.

Für den hier betrachteten Fall von Strömungen der Meeresoberfläche lässt sich der Masseerhaltungssatz vereinfachen, indem man annimmt, dass Wasser ein inkompressibles Fluid mit konstanter Dichte  $\rho = 1$  ist. In diesen Fall vereinfacht sich der Masseerhaltungssatz aus Definition 4.9 zu:

$$\nabla \cdot \vec{d} = 0$$

Für den Fall eines zweidimensionalen kartesischen Koordinatensystems erhält man mit obiger Gleichung und der Partikelbewegung  $\vec{d} = (u \ v)^\top$  beispielsweise folgende Formel für die Masseerhaltung:

$$\frac{\partial u}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial y} = 0$$

Vergleicht man den Masseerhaltungssatz für inkompressible Fluide in seiner zweidimensionalen Ausprägung mit der Grundgleichung des Optischen Flusses aus Definition 4.8, so stellt man eine Analogie beider fest. Während in obiger Gleichung die Masse innerhalb eines Volumenelementes erhalten bleibt, wird dies bei der Grundgleichung des Optischen Flusses für die Bildintensität gefordert. Setzt man die Intensität mit der Masse gleich, so sind beide Gleichungen äquivalent.

Sprengel u. Dreschler-Fischer (1988) weisen außerdem darauf hin, dass die resultierende Divergenzfreiheit des Flusses nur dann gilt, wenn sich Bildintensität wie eine Dichte

verhält. Dies ist für das Anwendungsgebiet dieser Arbeit nur dann der Fall, wenn jede Bewegung der Meeresoberfläche in der Bildebene stattfindet.

Nach diesem Exkurs in die Fluidmechanik werden die unterschiedlichen Verfahren zur Bestimmung des Optischen Flusses in verschiedene Kategorien unterteilt. Eine derartige Unterteilung ist nötig, um die Übersichtlichkeit der Verfahren zu erhöhen, da sich seit Beginn der Forschungen auf diesem Gebiet ein nahezu unüberschaubarer Fundus von Verfahren entwickelt hat. Es existieren:

- lokale Verfahren, die den Optischen Fluss aufgrund lokaler Annahmen schätzen,
- globale Verfahren, die globale Bedingungen an den Optischen Fluss stellen, und
- hybride Verfahren, die die obigen beiden Ansätze kombinieren.

Allen Verfahrensklassen ist gemein, dass die Bewegung der Signaturen von Bild zu Bild klein genug sein muss, um anhand des Gradienten abgeleitet werden zu können. Dies ist allerdings keine Anforderung der OFCE. Vielmehr ist sie notwendig, um eine geeignete Schätzung der Gradienten der Bildfolge  $IS$  bestimmen zu können. Sobald diese nicht präzise ermittelt werden können, sind auch die Verfahren, die aufbauend auf Definition 4.8 arbeiten, nicht mehr in der Lage den Fluss korrekt zu bestimmen.

Obwohl im Rahmen der vorliegenden Bilddaten die zeitliche Abtastung sehr gering ist, sollen die differentiellen Verfahren dennoch zur Bestimmung der Meeresoberflächenströmung eingesetzt werden. Sie bieten den Vorteil hochauflösender Strömungsfelder und unterstützen zudem implizit Randbedingungen an die Strömung wie beispielsweise eine zu erwartende Glattheit. In diesem Abschnitt werden daher ausgewählte Vertreter jeder Verfahrensklasse vorgestellt. Eine notwendige Anpassung dieser Verfahren an das Anwendungsgebiet dieser Arbeit findet hingegen in Kapitel 6 statt. Erst durch dort entwickelten Anpassungen können die Verfahren in den Fallstudien von Kapitel 9 zur Messung der Oberflächenströmung eingesetzt werden.

### 4.3.1 Lokale Verfahren

Die elementarste weitere Annahme, die an den Optischen Fluss zur Lösung des Blendenproblems gestellt werden kann, ist, dass er innerhalb einer gewissen räumlichen Umgebung konstant ist. Diese Annahme ist zwar sehr restriktiv, sie erlaubt es aber das unterbestimmte Gleichungssystem aus Definition 4.8 in ein potenziell überbestimmtes umzuwandeln, das lösbar beziehungsweise optimierbar ist. Diese Annahme ist die Grundlage für das Verfahren von Lucas u. Kanade (1981).

#### Definition 4.10 (Verfahren von Lucas und Kanade)

Ist der Optische Fluss an einem Punkt  $\vec{m} = (x, y)^\top$  zum Zeitpunkt  $t$  innerhalb einer räumlichen Umgebung  $\Omega_m$  konstant, so gilt:

$$\forall_{\vec{m} \in \text{dom}(I)} \quad \forall_{\vec{m}' \in \Omega_m} \quad (IS_x(\vec{m}', t), IS_y(\vec{m}', t))^\top \cdot d(\vec{m}', t) = -IS_t(\vec{m}', t)$$

mit  $IS_x$ ,  $IS_y$  und  $IS_t$  aus Definition 4.8.

Durch diese Definition entstehen  $n = |\Omega_m|$  Gleichungen für zwei Unbekannte für jeden raumzeitlichen Punkt der Bildfolge. Falls  $n \geq 2$  gilt, lässt sich  $\vec{d}$  durch die Minimierung der Fehlerquadrate bestimmen:

$$\forall_{m \in \text{dom}(I)} \begin{pmatrix} \sum_{\vec{m}' \in \Omega_{\vec{m}}} IS_x(\vec{m}', t)^2 & \sum_{\vec{m}' \in \Omega_{\vec{m}}} IS_x(\vec{m}', t) IS_y(\vec{m}', t) \\ \sum_{\vec{m}' \in \Omega_{\vec{m}}} IS_x(\vec{m}', t) IS_y(\vec{m}', t) & \sum_{\vec{m}' \in \Omega_{\vec{m}}} IS_y(\vec{m}', t)^2 \end{pmatrix} \cdot \vec{d} = - \begin{pmatrix} \sum_{\vec{m}' \in \Omega_{\vec{m}}} IS_x(\vec{m}', t) IS_t(\vec{m}', t) \\ \sum_{\vec{m}' \in \Omega_{\vec{m}}} IS_y(\vec{m}', t) IS_t(\vec{m}', t) \end{pmatrix}$$

Für die obige Gleichung kann die Lösung geschlossen berechnet werden. Ist das Gleichungssystem also in einem Bildpunkt lösbar, kann anhand der Differentiale seiner raumzeitlichen Nachbarschaft  $\Omega_m$  ein Verschiebungsvektor  $\vec{d}$  bestimmt werden.

Einen anderen Weg zur Bestimmung des Optischen Flusses schlägt das Verfahren von Verri et al. (1990) ein. Im Gegensatz zu den bisher vorgestellten Verfahren geht dieses Verfahren nicht von der Grundgleichung aus Definition 4.8 aus, die eine konstante Helligkeit forderte. Stattdessen wird eine neue Grundgleichung formuliert, die einen konstanten räumlichen Gradienten (konstanten Kontrast) über die Zeit fordert.

**Definition 4.11 (Verfahren von Verri)**

Sei  $IS$  eine Bildfolge mit den zweiten räumlichen Ableitungen  $IS_{xx}$ ,  $IS_{xy}$  und  $IS_{yy}$  sowie den zweiten raumzeitlichen Ableitungen  $IS_{xt}$  und  $IS_{yt}$ . Der Optische Fluss durch die Annahme des konstanten Gradienten ist definiert als:

$$\frac{d\nabla IS}{dt} = 0$$

Mittels des totalen Differentials folgt:

$$\begin{aligned} IS_{xx}u + IS_{xy}v &= IS_{xt} \\ IS_{xy}u + IS_{yy}v &= IS_{yt} \\ \Leftrightarrow H_{IS} \cdot \vec{d} &= \frac{\partial \nabla_2 IS}{\partial t} \end{aligned}$$

wobei  $H_{IS}$  die Hesse-Matrix der räumlichen Ableitungen von  $IS$  zum Zeitpunkt  $t$  ist.

Im Gegensatz zur Grundgleichung aus Definition 4.8 ergeben sich aus der Definition 4.11 bereits zwei Gleichungen für die beiden zu ermittelnden Unbekannten, womit das Gleichungssystem ohne weitere Randbedingungen gelöst werden kann. Damit aber tatsächlich beide Komponenten des Flusses bestimmt werden können, muss sichergestellt sein, dass  $I_{xx}I_{yy} - (I_{xy})^2 \neq 0$  ist (siehe Verri et al. (1990)). Neben dem Vorteil, dass keine weiteren Randbedingungen definiert werden müssen, birgt dieser Ansatz entwurfsbedingt eine Schwäche: Durch die benötigten Berechnungen der zweiten Ableitungen der Bildfunktion wird das Verfahren wesentlich rauschempfindlicher als diejenigen Verfahren, die mit den ersten Ableitungen der Bildfolge arbeiten. Um dieses Problem zu lösen, schlagen Verri et al. (1990) vor, dass der berechnete Optische Fluss durch eine abschließende Glättung von dem Rauschen bereinigt werden sollte.

Einen weiteren Ansatz stellt das von Farnebäck (2003) entwickelte Verfahren dar. Es basiert im Gegensatz zu den bisher vorgestellten Verfahren nicht auf den partiellen raumzeitlichen Ableitungen der Bildfolge, sondern ausschließlich auf der Analyse zweier aufeinander folgender Bilder einer Bildfolge.

In dieser Arbeit erscheint es aufgrund der geringen zeitlichen Datenlage sinnvoll, ein differentielles Verfahren zu betrachten, das nicht vom Entwurf her auf viele Bilder innerhalb der Bildfolge angewiesen ist, sondern formal für je zwei Bildern definiert ist. Eine weitere Neuerung an diesem Verfahren ist der Ansatz der Lösung des Korrespondenzproblem über die sogenannte polynomielle Expansion eines Bildpunktes.

**Definition 4.12 (Polynomielle Expansion)**

Sei  $I$  ein Bild, mit einem Bildpunkt  $\vec{m} \in \text{dom}(I)$ . Dann beschreibt  $f(\vec{m})$  die polynomielle Expansion an dem Bildpunkt  $\vec{m}$ :

$$f(\vec{m}) = \vec{m}^T A \vec{m} + b^T \vec{m} + c$$

wobei  $A$  eine symmetrische Matrix,  $b$  einen Vektor und  $c$  einen Skalarwert beschreibt.

Der Vektor  $\vec{b}$  stellt den linearen Verlauf in  $(x \ t)^T$  dar, der Term  $c$  beschreibt den konstanten Anteil der Funktion. Ausgehend von der Definition 4.12 müssen für jeden Bildpunkt die Koeffizienten  $A$ ,  $b$  und  $c$  bestimmt werden. Farnebäck schlägt die Methode der geringsten Fehlerquadrate vor, um diese Koeffizienten lokal zu ermitteln. Die polynomielle Expansion kann hierbei effizient berechnet werden, zum Beispiel durch die Verwendung einer hierarchisch separierten Faltung der Bildfunktion mit angepassten polynomiellen Stützfunktionen.

**Definition 4.13 (Verfahren von Farnebäck)**

Seien  $I_1(\vec{m})$  und  $I_2(\vec{m})$  aufeinander folgende Bilder einer Bildfolge mit den polynomiellen Expansionen  $A_1(\vec{m})$ ,  $\vec{b}_1(\vec{m})$  und  $c_1(\vec{m})$  sowie  $A_2(\vec{m})$ ,  $\vec{b}_2(\vec{m})$  und  $c_2(\vec{m})$ .

Falls  $A_1(\vec{m}) = A_2(\vec{m})$  angenommen werden kann, wird der Optische Fluss  $\vec{d}(\vec{m})$  eines Bildpunktes  $\vec{m}$  definiert als:

$$\vec{d}(\vec{m}) = \frac{1}{2} (A_1(\vec{m}))^{-1} \begin{pmatrix} \vec{b}_2 & \vec{b}_1 \end{pmatrix}$$

Gilt lediglich  $A_1(\vec{m}) \approx A_2(\vec{m})$ , so wird der Optische Fluss  $\vec{d}(\vec{m})$  eines Bildpunktes  $\vec{m}$  definiert als:

$$\vec{d}(\vec{m}) = \frac{1}{2} (A(\vec{m}))^{-1} \begin{pmatrix} \vec{b}_2 & \vec{b}_1 \end{pmatrix}$$

mit  $A(\vec{m}) = \frac{A_1(\vec{m}) + A_2(\vec{m})}{2}$ .

Mittels der Definition 4.13 kann der Optische Fluss für jeden Bildpunkt bestimmt werden, da durch die polynomielle Expansion ausreichend viele Werte für die zu ermittelnden Unbekannten der OFCE bereitstehen.

Das Verfahren von Farneböck kann, ähnlich wie das vorgestellte Verfahren von Verri et al. (1990), recht rauschempfindlich sein. Dies liegt darin begründet, dass zur Berechnung der polynomiellen Expansion je nach Grad des Polynoms höhere Ableitungen der Bildfunktion betrachtet werden. Um den Einfluss des Rauschens auf die Schätzung des Optischen Flusses zu vermindern, schlägt Farneböck (2003) eine iterative Strategie vor, bei der pro Iterationsschritt eine gewichtete Mittelung aller ermittelten Teilgleichungen der polynomiellen Expansion innerhalb einer zu wählenden Nachbarschaft durchgeführt wird. Je größer diese Nachbarschaft ist, und je mehr Iterationen gewählt werden, desto glatter werden die resultierenden Vektorfelder (siehe Farneböck (2003)).

Erlaubt man in der Grundgleichung des Optischen Flusses auch multispektrale Bilddaten, so existiert noch eine weitere intuitive Möglichkeit um den Optischen Fluss anhand einer Bildfolge zu ermitteln. Dazu werden die multispektralen Gradientendefinitionen der Bildfolge aus Definition 3.4 herangezogen. Durch die Annahme, dass  $IS$  multispektral ist, verändert sich die Grundgleichung des Optischen Flusses so, dass sich anstatt einer Gleichung ein lineares Gleichungssystem ergibt:

$$\begin{pmatrix} IS_{1_x} & IS_{1_y} \\ \vdots & \vdots \\ IS_{n_x} & IS_{n_y} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} = - \begin{pmatrix} IS_{1_t} \\ \vdots \\ IS_{n_t} \end{pmatrix}$$

Dieses lineare Gleichungssystem lässt sich genau dann lösen, wenn die Determinante der räumlichen Ableitungen ungleich Null ist:  $\det(\nabla_2 IS) \neq 0$ . Für den Spezialfall von  $n = 2$  ausgewählten Bändern ergibt sich somit unter linearer Unabhängigkeit der Bänder eine direkte Lösbarkeit des Gleichungssystems. In diesem Fall stellt die Determinante  $\det(\nabla_2 IS)$  gleichzeitig ein Maß zur Bewertung der Ergebnisse dar.

Falls  $n > 2$  Bänder existieren, ist das Gleichungssystem überbestimmt und muss, zum Beispiel mit der Methode der kleinsten Fehlerquadrate, approximativ gelöst werden. Dies ist vergleichbar mit der Vorgehensweise des Verfahrens von Lucas und Kanade (siehe Definition 4.10) und führt zu folgendem Gleichungssystem:

$$\begin{pmatrix} \sum_{i \in \mathcal{N}} IS_{i_x}^2 & \sum_{i \in \mathcal{N}} IS_{i_x} IS_{i_y} \\ \sum_{i \in \mathcal{N}} IS_{i_x} IS_{i_y} & \sum_{i \in \mathcal{N}} IS_{i_y}^2 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} = - \begin{pmatrix} \sum_{i \in \mathcal{N}} IS_{i_x} IS_{i_t} \\ \sum_{i \in \mathcal{N}} IS_{i_y} IS_{i_t} \end{pmatrix}$$

### 4.3.2 Globale Verfahren

Eines der ersten globalen Verfahren wurde von Horn u. Schunck (1981) vorgestellt. Zusätzlich zur Grundgleichung des Optischen Flusses wird bei diesem Verfahren eine globale Glattheitsannahme an den Optischen Fluss gestellt: Die Stärke der partiellen Ableitungen des Optischen Flusses soll möglichst gering sein. Kombiniert man diese Forderung mit der Grundgleichung, so erhält man folgendes Funktional für das Fehlermaß des Optischen Flusses nach Horn und Schunck:

**Definition 4.14 (Optische Flussgleichung nach Horn und Schunck)**

Sei  $IS$  eine Bildfolge, der Optische Fluss sei gegeben durch ein Verschiebungsvektorfeld  $\vec{d} = (u \ v)^\top$ , welches die Verschiebung an jedem Raumzeitpunkt definiert. Dann ist das Fehlermaß des Optischen Flusses nach Horn und Schunck definiert als:

$$E_{HS}(\vec{d}) = \int \int \left( (\nabla_2 IS \cdot \vec{d} + I_t)^2 + \alpha^2 \operatorname{tr} \left( (\nabla \vec{d}) \cdot (\nabla \vec{d})^\top \right) \right) dx dy$$

wobei die räumlichen Ableitungen  $IS_x$  und  $IS_y$ , die zeitliche Ableitung  $IS_t$  und die räumlichen Gradienten zum Zeitpunkt  $t$  in Definition 4.8 angegeben sind.

Löst man die Vektornotation in Definition 4.14 auf, so erhält man:

$$E_{HS}(u, v) = \int \int \left( (IS_x u + IS_y v + IS_t)^2 + \alpha^2 (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) \right) dx dy$$

wobei  $u_{x,y}$  und  $v_{x,y}$  die ersten partiellen Ableitungen der ermittelten Vektoren des Optischen Flusses in x- beziehungsweise y-Richtung sind.

Zudem wurde von Horn und Schunck noch ein zusätzlicher Parameter  $\alpha$  eingeführt, der das Verhältnis der Glattheit des Flusses mit der Grundgleichung gewichtet. Je größer dieser Parameter ist, desto stärker wird folglich die Glattheit, und desto weniger die Grundgleichung des resultierenden Flussfeldes berücksichtigt.

Im Anwendungsgebiet dieser Arbeit ist es wichtig zu analysieren, welche Art von Glattheitsforderung die Verfahren an die ermittelten Vektorfelder stellen. Nur wenn die postulierten Glattheitsforderungen einen Bezug zur realen Strömung aufweisen, führt diese Verfahrensklasse durch die Glättung keine neuen Fehler ein. Dies soll für das Verfahren von Horn und Schunck nun am Beispiel der Navier-Stokes-Gleichungen für inkompressible Fluide untersucht werden. Diese Gleichungen beschreiben im Rahmen der Fluidmechanik die Impulserhaltung von Strömungen.

**Definition 4.15 (Navier-Stokes-Gleichungen für inkompressible Fluide)**

Die Navier-Stokes-Gleichungen für inkompressible Newton'sche Fluide lauten:

$$\rho \left( \frac{\partial \vec{d}}{\partial t} + (\vec{d} \cdot \nabla) \vec{d} \right) = -\nabla p + \mu \nabla^2 \vec{d} + \vec{F}$$

wobei  $\rho$  die Fluiddichte,  $\mu$  und  $\lambda$  die Viskosität in erster und zweiter Ordnung beschreiben,  $\vec{d}$  bezeichnet die Bewegung des Partikels und  $\vec{F} = \rho \cdot \vec{g}$  repräsentiert den Kraftterm, der die äußeren Kräfte beschreibt, die auf das System wirken.

Ist zusätzlich noch eine konstante Dichte des Fluids gegeben, gilt:

$$\frac{\partial \vec{d}}{\partial t} + (\vec{d} \cdot \nabla) \vec{d} = -\nabla p + \mu \nabla^2 \vec{d} + \vec{F}$$

Um mit einer formalen Analyse des Verfahrens Horn und Schunck beginnen zu können, müssen die zu lösenden Euler-Lagrange-Gleichungen, die aus der Minimierung des Fehlerintegrals von Horn und Schunck entstehen, betrachtet werden. Da die Herleitung der

Euler-Lagrange-Gleichungen im entsprechenden Abschnitt von Horn u. Schunck (1981) sehr knapp ausfällt, wurde im Rahmen dieser Arbeit eine komplette formale Herleitung durchgeführt und im Anhang B hinterlegt. Nach dieser lauten die Euler-Lagrange-Gleichungen in vektorwertiger Schreibweise:

$$\begin{aligned} & \begin{pmatrix} IS_x^2 & IS_x IS_y \\ IS_y IS_x & IS_y^2 \end{pmatrix} \cdot \vec{d} + \begin{pmatrix} IS_x \\ IS_y \end{pmatrix} \cdot IS_t = \alpha^2 \nabla^2 \cdot \vec{d} \\ \Leftrightarrow & (\nabla_2 IS) (\nabla_2 IS)^\top \cdot \vec{d} + \nabla_2 IS \cdot \frac{\partial IS}{\partial t} = \alpha^2 \nabla^2 \cdot \vec{d} \end{aligned}$$

In dieser Gleichung lassen sich zwei Terme erkennen, die den Optischen Fluss  $\vec{d}$  beeinflussen. Der erste Term  $((\nabla_2 IS) (\nabla_2 IS)^\top)$  stellt eine lineare Bedingung an den Fluss dar, die allein aufgrund der räumlichen Gradienten der Bildfolge berechnet wird. Der zweite interessante Term der Euler-Lagrange-Gleichungen  $(\alpha^2 \nabla^2 \cdot \vec{d})$  ähnelt der nichtlinearen Komponente der Navier-Stokes-Gleichungen  $(\mu \nabla^2 \vec{d})$ . Unter Verwendung der in Definition 4.15 verwendeten Notation kann festgestellt werden, dass der quadrierte Glättungsterm im Verfahren von Horn und Schunck auch als Viskositätsterm des sich bewegenden Fluids aufgefasst werden kann. Der dritte Term der Euler-Lagrange-Gleichungen, für den sich eine Entsprechung in den Navier-Stokes-Gleichungen finden lässt, ist das Produkt der partiellen raumzeitlichen Ableitungen  $(\nabla_2 IS \cdot \frac{\partial IS}{\partial t})$ . Dieses verbindet die räumlichen mit den zeitlichen Gradienten und kann im Sinne der Navier-Stokes-Gleichungen als externe Kraft  $\vec{F}$  bezeichnet werden, die auf den Fluss einwirkt. Die externe Kraft wirkt folglich in Richtung des räumlichen Gradienten der Bildfolge, wobei dieser jeweils mit dem zeitlichen Gradienten gewichtet wird. Insgesamt korrespondiert das Fehlermaß von Horn und Schunck mit den Navier-Stokes-Gleichungen.

Zur Bestimmung des Optische Flusses muss das Fehlerintegral  $E_{HS}$  minimiert werden. Horn und Schunck schlagen ausgehend von den Euler-Lagrange-Gleichungen vor, Lösungen durch Gauß-Seidel-Iterationen zu bestimmen:

$$\begin{aligned} u^{i+1} &= \bar{u}^i - IS_x \frac{IS_x \bar{u}^i + IS_y \bar{v}^i + IS_t}{\alpha^2 + IS_x^2 + IS_y^2} \\ v^{i+1} &= \bar{v}^i - IS_y \frac{IS_x \bar{u}^i + IS_y \bar{v}^i + IS_t}{\alpha^2 + IS_x^2 + IS_y^2} \end{aligned}$$

wobei  $\bar{u}^i$  und  $\bar{v}^i$  die räumlichen Mittelwerte des Flusses der  $i$ -ten Iterationen sind.

Diese Gauß-Seidel-Iterationen führen in der Praxis zu einem interessanten Verhalten während der Optimierung: Der Fluss, der anhand der partiellen Differentiale berechnet wird, wird von Gebieten stärkeren Flusses in Gebiete schwächeren Flusses propagiert. Horn und Schunck bezeichnen diesen Effekt als „filling-in“ also Auffüllen des Flusses in Gebieten, in denen er sich nur sehr schwach aus der Schätzung ergibt. Dies führt dazu, dass mit ansteigender Anzahl an Iterationen der Optische Fluss für immer größere Bildbereiche ermittelt werden kann.

Obwohl das Verfahren von Horn und Schunck theoretisch sehr fundiert ist und einige positive Eigenschaften wie beispielsweise die Fluss-Propagierung mit sich bringt, führt Nagel (1983) folgende Kritikpunkte an:

1. Die Glattheitsbedingung wird für den gesamten Raum und die gesamte Bewegung als uniform angenommen.
2. Die Diskretisierung, die von Horn und Schunck vorgeschlagen wurde, kann für manche Anwendungsgebiete nicht ausreichend sein.

In diesem Abschnitt soll lediglich der erste der beiden Punkte angesprochen werden. Der zweite Punkt ist allgemeingültig für alle hier vorgestellten Verfahren zu klären, da er den Übergang von der kontinuierlichen Definition hin zur diskreten Approximation betrifft.

Die Kritikpunkte von Nagel (1983) führen zu einer Erweiterung des Ansatzes von Horn und Schunck. Anstatt einer uniformen Glattheitsannahme, verfolgt Nagel den Ansatz einer orientierten Glattheit des Flussfeldes. Demnach wird eine Veränderung im Optischen Fluss nur durch diejenige Grauwertveränderung bestimmt, die rechtwinklig zur Flussrichtung verläuft. Da Nagel in Zusammenarbeit mit Enkelmann das Verfahren nach dem ersten Entwurf einige Male überarbeitet und verfeinert hat, wird hier lediglich die überarbeitete Version aus Nagel (1989) dargestellt. Definitionen anderer Veröffentlichungen führen gegebenenfalls zu anderen Gleichungen. Durch die obige Annahme verändert sich die Definition des Fehlerintegrals von Horn und Schunck so, dass auch die zweiten Ableitungen der Bildfolge mit einfließen:

**Definition 4.16 (Optische Flussgleichung nach Nagel und Enkelmann)**

Sei  $IS$  eine Bildfolge, der Optische Fluss sei gegeben durch ein Verschiebungsvektorfeld  $\vec{d} = (u \ v)^\top$ , welches die Verschiebung an jedem Raumzeitpunkt definiert. Dann ist das Fehlermaß des Optischen Flusses nach Nagel und Enkelmann definiert als:

$$E_N(\vec{d}) = \int_{\Omega} \left( \left( \nabla_2 IS \cdot \vec{d} + I_t \right)^2 + \alpha^2 \operatorname{tr} \left( (\nabla \vec{d}) \cdot W \cdot (\nabla \vec{d})^\top \right) \right) dx dy$$

wobei  $W$  die Gewichtungsmatrix bezeichnet:

$$W = \frac{\begin{pmatrix} IS_y^2 + \gamma & -IS_x IS_y \\ -IS_x IS_y & IS_x^2 + \gamma \end{pmatrix}}{IS_x^2 + IS_y^2 + 2\gamma}$$

Analog zum Verfahren von Horn und Schunck wird auch diese Glattheitsforderung in Bezug auf das Anwendungsgebiet dieser Arbeit untersucht. Dieser Vergleich erfolgt ebenfalls am Beispiel der Navier-Stokes-Gleichungen für inkompressible Fluide. Hierbei muss beachtet werden, dass die Glättung des Vektorfeldes bei dem Verfahren von Nagel und Enkelmann nicht isotrop, sondern in Abhängigkeit von der jeweiligen Grauwertstatistik, ausgedrückt durch die Matrix  $W$ , innerhalb der Bildfolge geschieht. Somit entsteht eine

wesentlich komplexere Herleitung der Euler-Lagrange-Gleichungen. Um die Übersichtlichkeit dieses Abschnittes zu wahren, werden die Herleitungen aus Nagel u. Enkelmann (1986) übernommen:

$$-IS_t \cdot (\nabla_2 IS \cdot \vec{d}) = \alpha^2 \left( \begin{array}{c} \frac{d}{dx} \\ \frac{d}{dy} \end{array} \right)^\top \cdot C^{-1} \cdot \nabla \vec{d}$$

Hierbei bezeichne  $IS$  eine Bildfolge,  $\vec{d} = (u \ v)^\top$  den Verschiebungsvektor mit den partiellen Ableitungen der Komponenten  $u_x, u_y, v_x, v_y$  sowie der Matrix  $C$ :

$$\begin{aligned} C &= \begin{pmatrix} IS_x^2 + b^2 (IS_{xx}^2 + IS_{xy}^2) & IS_x IS_y + b^2 IS_{xy} (IS_{xx} + IS_{yy}) \\ IS_x IS_y + b^2 IS_{xy} (IS_{xx} + IS_{yy}) & IS_y^2 + b^2 (IS_{xy}^2 + IS_{yy}^2) \end{pmatrix} \\ &= (\nabla_2 IS) (\nabla_2 IS)^\top + b^2 (\nabla_2 \nabla_2 IS) (\nabla_2 \nabla_2 IS)^\top \end{aligned}$$

sowie

$$\begin{aligned} C^{-1} &= \frac{F}{\det(F)} \quad \text{mit:} \\ F &= \begin{pmatrix} IS_y \\ -IS_x \end{pmatrix} \begin{pmatrix} IS_y \\ -IS_x \end{pmatrix}^\top + b^2 \begin{pmatrix} IS_{yy} & -IS_{xy} \\ -IS_{xy} & IS_{xx} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} IS_{yy} & -IS_{xy} \\ -IS_{xy} & IS_{xx} \end{pmatrix}^\top \end{aligned}$$

Unter der Annahme, dass die Komponenten von  $C$  nur leicht von Bildpunkt zu Bildpunkt variieren, lassen sich die Euler-Lagrange-Gleichungen vereinfachen zu:

$$-IS_t \cdot (\nabla_2 IS \cdot \vec{d}) = \alpha^2 \operatorname{tr} \left( C^{-1} \cdot \nabla^2 \vec{d} \right)$$

wobei  $\nabla^2 \vec{d} = (\nabla^2 u \ \nabla^2 v)^\top$  die Laplace'schen partiellen Ableitungen von  $\vec{d}$  beziehungsweise  $u$  und  $v$  repräsentieren.

Auch in diesen partiellen Differentialgleichungen lassen sich Ähnlichkeiten zu den Navier-Stokes-Gleichungen für inkompressible Fluide erkennen. Ähnlich wie für den Fall des Verfahrens von Horn und Schunck können die Terme  $\operatorname{tr} (C^{-1} \cdot \nabla^2 u)$  beziehungsweise  $\operatorname{tr} (C^{-1} \cdot \nabla^2 v)$  als Viskositätsterme der Navier-Stokes-Gleichungen aufgefasst werden. Allerdings ist diese Viskosität nun nicht mehr von einem konstanten Term ( $\alpha^2$ ) abhängig. Sie verändert sich in Abhängigkeit von der lokalen Grauwertverteilung innerhalb der Bildfolge. Diese Veränderung, die durch die Matrixmultiplikation mit  $C^{-1}$  erreicht wird, führt dazu, dass das angenommene Fluid beispielsweise in der Nähe linienartiger Kanten eine andere gerichtete Viskosität als an stark gekrümmten Kanten der Bildfunktion aufweist.

In der Realität ist die Veränderung der Viskosität, wie sie durch das Verfahren von Nagel und Enkelmann modelliert wird, für ein Fluid wie Wasser keine plausible Annahme. Sie resultiert allerdings aus dem Grundgedanken von Nagel und Enkelmann, dass der Optische Fluss an gekrümmten Kanten der Bildfunktion als stabiler zu bewerten ist, als derjenige, der an linearen Strukturen ermittelt wird (siehe Definition 4.16). Dies ist durch das Blendenproblem motiviert.

Um den Optischen Fluss zu bestimmen, muss auch für das Verfahren von Nagel und Enkelmann das Fehlerintegral minimiert werden. Analog zum Verfahren von Horn und Schunck werden auch für dieses Verfahren, ausgehend von den Euler-Lagrange-Gleichungen, iterative Lösungen mittels Gauß-Seidel-Iterationen bestimmt. Die Darstellung der Gauß-Seidel-Iterationen orientiert sich an der Schreibweise von Barron et al. (1994), in der das Kriterium von Nagel als Regularisierungsterm aufgefasst wird. Diese Darstellung enthält allerdings ein Erratum, das in den folgenden Gleichungen entfernt wurde:

$$u^{i+1} = \xi(u^i) - IS_x \frac{IS_x \xi(u^i) + IS_y \xi(u^i) + IS_t}{\alpha^2 + IS_x^2 + IS_y^2}$$

$$v^{i+1} = \xi(v^i) - IS_y \frac{IS_x \xi(v^i) + IS_y \xi(v^i) + IS_t}{\alpha^2 + IS_x^2 + IS_y^2}$$

mit dem Regularisierungsterm  $\xi$ :

$$\xi(u^i) = \bar{u}^i - \frac{2IS_x IS_y u_{xy}}{IS_x^2 + IS_y^2 + 2\gamma} - \vec{q}(\nabla u^k)$$

$$\xi(v^i) = \bar{v}^i - \frac{2IS_x IS_y v_{xy}}{IS_x^2 + IS_y^2 + 2\gamma} - \vec{q}(\nabla v^k)$$

mit:

$$\vec{q} = \frac{1}{IS_x^2 + IS_y^2 + 2\gamma} \nabla_2 IS \left[ \begin{pmatrix} IS_{yy} & -IS_{xy} \\ -IS_{xy} & IS_{xx} \end{pmatrix} + 2 \begin{pmatrix} IS_{xx} & IS_{xy} \\ IS_{xy} & IS_{yy} \end{pmatrix} W \right]$$

und der Matrix  $W$  aus Definition 4.16.

Anhand dieser Darstellung des Verfahrens lässt sich sehr gut erkennen, wie Nagels Optimierungsschritte einer Regularisierung des ursprünglichen Verfahrens von Horn und Schunck entsprechen.

Nagel u. Enkelmann (1986) haben theoretisch untersucht, wie sich ihr Verfahren in Bildregionen verhält, die bestimmte Eigenschaften aufweisen. Da bei ihrem Verfahren die zweiten Ableitungen der Bildfunktion sowie des Verschiebungsvektors Verwendung finden, haben sie sich in den Analysen vor allem auf Eckpunkte (Corner-Points) beschränkt, an denen die zweiten Ableitungen als Krümmung der Bildfunktion eindeutig bestimmt werden können. Diese werden erwartungsgemäß höher bewertet als lineare raumzeitliche Bildstrukturen.

### 4.3.3 Hybride Verfahren

Die dritte Klasse der differentiellen Verfahren versucht durch eine Verfahrenskombination die Vorzüge beider vorher beschriebenen Verfahrensklassen zu kombinieren und gleichzeitig die Nachteile zu minimieren. Daher werden die Vor- und Nachteile noch einmal zusammengefasst:

- Die lokalen Verfahren sind sehr adaptiv. Das heißt, dass sie lokal veränderliche Phänomene sehr gut abbilden können. Sie bieten meist Maße zur Validität eines Flussfeldes an. Zugleich sind sie aber sehr rausch- beziehungsweise lokal fehleranfällig, da sie den Optischen Fluss rein aufgrund lokaler Informationen schätzen. Außerdem führen sie aufgrund des Blendenproblems oder singulärer Gleichungssysteme meist zu einem dünn besetzten Flussfeld.
- Die globalen Verfahren sind lediglich so adaptiv, wie dies der verwendete Regularisierungsterm erlaubt. Im Allgemeinen ist die Adaptivität allerdings deutlich geringer als die der lokalen Verfahren. So ist bei dem Ansatz von Horn und Schunck die allgemeine Glattheit des Flussfeldes der Regularisierungsterm (siehe Definition 4.14). Durch die globalen zusätzlichen Bedingungen ergeben sich aber auch positive Konsequenzen, wie der Effekt des „filling-in“ in dem Verfahren von Horn und Schunck sowie eine bessere Unempfindlichkeit gegenüber Bildrauschen.

Ein Verfahren, welches aus der Kombination von Vorteilen beider Verfahrensklassen entsteht, müsste demnach folgende positiven Eigenschaften aufweisen:

1. die Erzeugung eines dichten Flussfeldes,
2. eine hohe lokale Adaptivität,
3. relative Unempfindlichkeit gegenüber Bildrauschen und
4. ein Validitätsmaß für das Fluss-Feld.

Die Forschungsrichtung der hybriden Verfahren ist noch recht jung und wurde vor allem von der Gruppe um Joachim Weickert, Andrés Bruhn sowie Christoph Schnörr begründet sowie vorangetrieben (siehe Bruhn et al. (2005); Bruhn (2006)). Die Definitionen der Verfahren dieses Abschnitts orientieren sich an Bruhn et al. (2005), verwenden jedoch einheitlich die Notation der vorigen Abschnitte, um ein konsistentes theoretisches Rahmenwerk zu erhalten.

Bei der Herleitung des hybriden Ansatzes wird mit dem gewichteten Verfahren von Lucas und Kanade begonnen (siehe Lucas (1985)). Unter der Einschränkung, dass sich die Gewichtung eines jeden raumzeitlichen Punktes durch eine Faltung mit einem Faltungskern darstellen lässt, erhält man folgende Darstellung für das quadratische Fehlermaß des gewichteten Verfahrens von Lucas und Kanade:

$$E_{LK}(u, v) = (u \ v \ 1) \cdot J_\rho \cdot (u \ v \ 1)^T$$

wobei  $J_\rho = K_\rho * (\nabla IS)(\nabla IS)^T$  die mit dem Faltungskern  $K_\rho$  gewichtete dreidimensionale Tensormatrix von  $IS$  ist.

Analog zu dieser Matrix-Darstellung kann auch das Fehlermaß des Verfahrens von Horn und Schunck definiert werden, wobei die folgende Gleichung mit der aus Definition 4.14 äquivalent ist:

$$E_{HS}(u, v) = \int_{\Omega} (u \ v \ 1) \cdot (\nabla IS)(\nabla IS)^T \cdot (u \ v \ 1)^T + \alpha (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) \, dx dy$$

In dieser Form der Darstellung der beiden Fehlermaße  $E_{LK}$  und  $E_{HS}$  ist leicht zu erkennen, dass sich beide Verfahren in ein gemeinsames Referenzsystem überführen lassen, da sich der erste Summand des Integrals aus  $E_{HS}$  als  $E_{LK}$  mit  $\rho = 0$  darstellen lässt. Dadurch ergibt sich für die Kombination beider Verfahren folgendes Fehlermaß:

**Definition 4.17 (Fehlermaß der hybriden Methode)**

Sei  $IS$  eine Bildfolge, der Optische Fluss sei gegeben durch ein Verschiebungsvektorfeld  $\vec{d} = (u, v)^\top$ , welches die Verschiebung an jedem Raumzeitpunkt definiert. Dann ist das Fehlermaß der hybriden Methode nach Bruhn et al. (2005) definiert als:

$$E_{CLG}(u, v) = \int_{\Omega} (u \ v \ 1) \cdot J_{\rho} \cdot (u \ v \ 1)^\top + \alpha (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) \, dx dy$$

wobei  $\rho$  ein Skalarwert mit  $\rho \geq 0$  ist.

Aus der Definition des Fehlermaßes für das kombinierte lokale und globale Verfahren (CLG) lässt sich erkennen, dass aus der lokalen Bedingung die Faltung mit einfließt. Dies führt dazu, dass sich das Verfahren bis auf die Berechnung der Tensormatrix auf einer gegebenen Skala nicht von der von Horn und Schunck vorgestellten Methode unterscheidet. Somit verändert sich durch die Integration der Bedingung von Lucas und Kanade in den Fehlerterm aus Definition 4.17 auch der Schwierigkeitsgrad der Lösung dieser Gleichungen nicht (vgl. Bruhn et al. (2005)).

Neben dieser Erweiterung schlagen Bruhn et al. (2005) ein weiteres Verfahren vor, welches von der Optimierung eines nicht-quadratischen Funktionals ausgeht. Dazu ersetzen sie die quadratischen Fehlerterme aus Definition 4.17 durch konvex funktional veränderte Terme. Als Fehlermaß für diese nicht-quadratische Methode ergibt sich:

**Definition 4.18 (Fehlermaß der nicht-quadratischen hybriden Methode)**

Aufbauend auf der hybriden Methode ist das Fehlermaß der nicht-quadratischen hybriden Methode definiert als:

$$E_{CLG_{nl}}(u, v) = \int_{\Omega} \psi_1((u, v, 1)J_{\rho}(u, v, 1)^\top) + \psi_2(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) \, dx dy$$

wobei die Regularisierungsfunktionen  $\psi_i$  mit  $i \in \{1, 2\}$  definiert sind als:

$$\psi_i(s^2) = 2\beta_i^2 \sqrt{1 + \frac{s^2}{\beta_i^2}}$$

mit den Skalierungsparametern  $\beta_1$  und  $\beta_2$ .

Aus diesem nicht-quadratischen Fehlermaß resultieren nicht-lineare Euler-Lagrange-Gleichungen und somit auch nicht-lineare Optimierungsstrategien. Dies führt insgesamt zu recht unübersichtlichen Euler-Lagrange-Gleichungen und zu komplexen iterativen Minimierungsschritten, weshalb hier auf eine Darstellung dieser Schritte verzichtet wird. Stattdessen sei an dieser Stelle auf Bruhn et al. (2005) verwiesen.

## 4.4 Evaluierung und Interpretation von Strömungsfeldern

Im Rahmen der systematischen Untersuchung von Verfahren zur Schätzung von Bewegung auf der Meeresoberfläche werden Methoden benötigt, die es erlauben verschiedene Strömungsfelder zu vergleichen. Daher werden im folgenden Abschnitt zwei Maße eingeführt über deren Statistik Aussagen zum Vergleich getroffen werden können.

Zudem wird in dieser Arbeit erstmalig ein wissenschaftlicher Ansatz entwickelt mit dessen Hilfe es möglich ist, die berechneten Oberflächenströmungen anhand von weiterem Szenen- und Expertenwissen auf Plausibilität zu prüfen. Da zu diesem Zweck eine explizite Modellierung des vorhandenen Wissens wünschenswert ist, erfolgt die Wissensrepräsentation durch ein beschreibungslogisches System. Die benötigten Grundlagen der Beschreibungslogik werden daher im zweiten Teilabschnitt eingeführt.

### 4.4.1 Evaluierung anhand von Modellergebnissen

Die Abwesenheit von hochaufgelösten realen Messungen führt dazu, dass eine „Ground Truth“ für die Evaluierung nicht zur Verfügung steht. Da eine Evaluierung der Verfahren sowie eine Interpretation der ermittelten Strömungsfelder für diese Arbeit allerdings unbedingt erforderlich ist, müssen die Ergebnisse der Verfahren mit einem sogenannten „Gold Standard“ verglichen werden. Unter diesem Begriff wird in dieser Arbeit ein Maß verstanden, das nicht exakt einer realen Messung entspricht, diese aber näherungsweise beschreibt.

Einen solchen Gold Standard stellen Modellergebnisse von Strömungsmodellen der entsprechenden Gebiete dar. Sie basieren auf hochkomplexen numerischen Modellen, die im Laufe der Modellierung immer wieder an realen Messergebnissen geeicht werden. Allerdings muss für den Fall der Verwendung derartiger Daten genau untersucht werden, wie die Ergebnisse einer solchen Evaluierung zu bewerten sind. Besonders kritisch ist der Vergleich für den Fall, dass die Abtastung der Strömungsfelder deutlich größer als die modellierte ist. Für diesen Fall stellt sich die Frage, ob berechneten Abweichungen der mesoskaligen Strömungen als Fehler zu werten sind, oder ob diese Strömungseigenschaften unterhalb der räumlichen Modellierungsdichte der Strömungsmodelle liegen.

Um die gröber aufgelösten modellierten Strömungsfeldern mit den ermittelten vergleichen zu können, müssen zunächst Annahmen gemacht werden, die einem Vergleich zugrunde gelegt werden können. Im Rahmen dieser Arbeit werden zwei unterschiedliche Interpretationsarten modelliert. Beide erlauben eine Vergleichbarkeit von ermittelten Strömungsfeldern mit den Ergebnissen numerischer Modelle. Allerdings erfolgt die Interpretation jeweils auf unterschiedliche Art.

#### **Annahme 4.1 (Annahme der geringen Dynamik)**

*Die tatsächliche Dynamik der Meeresströmung ist durch die Interpolation der Werte der Abtastpunkte der Strömungsmodelle exakt rekonstruierbar.*

Mit dieser Annahme folgt, dass das ermittelte Flussfeld direkt mit einer gegebenenfalls interpolierten Variante des modellierten Feldes verglichen werden, da beide Vektorfelder die tatsächliche Strömung an der Meeresoberfläche exakt beschreiben.

Allerdings erscheint es nicht sehr realistisch, dass unterhalb des Auflösungsvermögens des Modells keine Strömungsdynamik mehr stattfindet. Kleinskalige Phänomene wie beispielsweise submesoskalige Wirbel (siehe Mityagina et al. (2010)) lassen sich ohne das Vorhandensein von Strömungsdynamik auf diesen Skalen nicht erklären. Daher wird eine weitere Annahme entwickelt, die die ein Variation unterhalb der Modellauflösung zulässt und somit die Realität besser abbildet:

**Annahme 4.2 (Annahme der niedrig abgetasteten hohen Dynamik)**

*Die Dynamik der Meeresströmung ist auf der Skala der Modellauflösung durch die Interpolation der Werte der Abtastpunkte der Strömungsmodelle exakt rekonstruierbar.*

Diese Annahme abstrahiert davon, dass das Modell in der Lage ist, die Meeresoberflächenströmung auf einer beliebig feinen Skala zu beschreiben. Stattdessen sind die Modellergebnisse durch eine geeignete Tiefpassfilterung der ermittelten Strömung sowie einer anschließenden Unterabtastung zu verstehen. Somit erklären die Modellergebnisse die Meeresströmung nur auf der Skala auf der sie selbst vorliegen. Diese Annahme ist, obwohl immer noch idealisiert, wesentlich realistischer als Annahme 4.1 und wird daher in dieser Arbeit zur Evaluierung verwendet. Sie erlaubt in Analogie zum Abtasttheorem die Existenz kleinskaliger Phänomene, auch wenn diese durch das Modellergebnis nicht beschrieben werden können.

Die Verwendung der Annahme 4.2 führt bei dem Vergleich von modellierten und berechneten Strömungen zu einem Problem: Die Vergleichbarkeit des berechneten Vektorfeldes ist ebenfalls nur auf der Skala des Modells gegeben. Abweichungen in der ermittelten Strömung auf feineren Skalen können nicht mit in die Evaluierung einbezogen werden. Dieses Problem lässt sich nicht beseitigen, da es direkt aus der notwendigen Annahme 4.2 folgt. Daher muss das ermittelte Strömungsfeld auf zwei unterschiedliche Arten mit den Modellergebnissen evaluiert beziehungsweise interpretiert werden:

1. Korrespondieren die ermittelten Strömungsfelder auf der Skala der Modellergebnisse mit diesen und
2. stellen sie unterhalb des Auflösungsvermögens des Modells einen plausiblen Verlauf der Meeresströmung dar?

Der erste dieser beiden Punkte lässt sich durch die im Folgenden beschriebenen Verfahren zur Ermittlung einer Fehlerstatistik leicht klären. Der zweite Punkt ist allerdings in der Überprüfung wesentlich aufwändiger und aufgrund fehlender Messungen nicht automatisiert durchführbar. Einzig Domänenexperten, wie zum Beispiel Meereskundler mit sehr viel Fachwissen über das betrachtete Untersuchungsgebiet, sind in der Lage derartige Aussagen zu treffen.

Zum Vergleich werden in dieser Arbeit zwei Maße verwendet, mit denen die Abweichung von Vektoren jeweils paarweise gemessen werden kann. Die Ähnlichkeit zweier Vektorfelder ergibt sich als die Statistik dieser Fehlermaße. Das erste Fehlermaß beschreibt die Abweichung der Ausrichtung der Vektoren:

**Definition 4.19 (Winkelfehler zweier Vektoren)**

Seien  $\vec{a}$  und  $\vec{b}$  Vektoren in  $\mathbb{R}^2$ . Für den Winkelfehler  $\angle(\vec{a}, \vec{b})$  zwischen  $\vec{a}$  und  $\vec{b}$  gilt:

$$\angle(\vec{a}, \vec{b}) = \arccos \left( \frac{\vec{a} \cdot \vec{b}}{\|\vec{a}\| \cdot \|\vec{b}\|} \right)$$

Durch die Bildmenge der Arkuscosinus-Funktion liegen die Winkelfehler zwischen zwei Vektoren stets im Intervall  $[0, \dots, \pi]$  beziehungsweise  $[0^\circ, \dots, 180^\circ]$ . Eine weitere Möglichkeit des Vergleichs ist die Abweichung der Längen der Vektoren zueinander:

**Definition 4.20 (Längendifferenz zweier Vektoren)**

Seien  $\vec{a}$  und  $\vec{b}$  Vektoren in  $\mathbb{R}^2$ . Für die Längendifferenz  $L(\vec{a}, \vec{b})$  zwischen  $\vec{a}$  und  $\vec{b}$  gilt:

$$L(\vec{a}, \vec{b}) = \left| \|\vec{a}\| - \|\vec{b}\| \right|$$

Zusammen beschreiben beide Fehlermaße ein quantitatives Maß, das anschaulich repräsentiert wie stark je zwei Vektoren voneinander abweichen.

**4.4.2 Wissensrepräsentation mit Beschreibungslogiken**

Neben der quantitativen Evaluierung wird in dieser Arbeit erstmals für das Anwendungsgebiet eine automatische wissensbasierte Interpretation der Ergebnisse angestrebt. Hierbei wird durch ein wissensbasiertes System und der Modellierung von Experten-, Domänen- und Szenenwissen ermittelt, ob ein Strömungsfeld im Kontext des weiteren vorhandenen Wissens konsistent ist. In der bisherigen Forschung sind zwei verschiedene Vorgehensweisen bei der Repräsentation von Wissen weit verbreitet, die gegensätzliche Ansichten darstellen:

- Implizite Repräsentation

Diese Art der Wissensrepräsentation findet verborgen statt. Das zur Verfügung stehende Wissen wird bei dieser Repräsentation direkt in die Algorithmen eingebettet. Sie steuern bereits auf niederen Verarbeitungsebenen die Ergebnisse. In diesem Fall ist es oft schwierig, das vorhandene Wissen zu erkennen, zu extrahieren oder zu verändern, ohne dass ein unerwartetes Programmverhalten auftritt. Es kann allerdings sinnvoll sein, einige Annahmen bereits in die niederen Bildverarbeitung zu integrieren, um beispielsweise die Performanz zu steigern.

- Explizite Repräsentation

Bei dieser Art der Wissensrepräsentation wird das vorhandene Wissen unabhängig von der niederen Bildverarbeitung gespeichert und verwaltet. Die Repräsentation ist zudem von den Schlussfolgerungsmechanismen entkoppelt. Die Schlüsse eines solchen Systems folgen meist logischen Inferenzregeln.

Viele Punkte der impliziten Repräsentation können in dieser Arbeit direkt an die Parameter der Algorithmen zur Bestimmung der Meeresoberflächenströmung gekoppelt werden. Um das Wissen aus unterschiedlichen Bereichen allerdings universell zugänglich zu machen, wird zur Modellierung der unterschiedlichen Fakten jedoch eine explizite Wissensrepräsentation benötigt. Dies hat zudem den Vorteil, dass das modellierte Wissen separat von den Algorithmen bereitsteht. Somit kann es von Domänenexperten und Wissensmodellierern ohne Anpassung der Algorithmen geändert und somit auf neue Anforderungen und Situationen angepasst werden.

In dieser Arbeit wird ein beschreibungslogisches System zur Modellierung und Schlussfolgerung verwendet, da diese Systeme eine hohe formale Ausdrucksstärke besitzen. Da ein beschreibungslogisches System im Kontext dieser Arbeit erstmalig zur Interpretation von Strömungsergebnissen eingesetzt wird, erfolgt nun eine kurze Einführung in Beschreibungslogiken, die eine Familie von Wissensrepräsentationssprachen bilden.

Ihren Ursprung haben diese Sprachen in den 1970er Jahren, als Verfahren entwickelt worden sind, um Klassen- und Konzeptwissen zu repräsentieren, wie zum Beispiel der Frame-Ansatz von Minsky (1974). Heutzutage haben sich Beschreibungslogiken als eine universelle Repräsentationsform durchgesetzt – sie bilden zum Beispiel im Rahmen der OWL-Repräsentationssprache die Basis des sogenannten Semantic Web, bei dem Internet-Inhalte mit semantischen Informationen verknüpft werden. Die folgenden Beschreibungen stammen aus Baader (2003), wurden aber zur besseren Übersichtlichkeit deutlich zusammengefasst.

Die meisten Beschreibungslogiken modellieren Teilmengen der Prädikatenlogik erster Ordnung und verfügen dank deren Entscheidbarkeit über die Möglichkeit logische Inferenzen aus den Wissensbasen abzuleiten. Eine Besonderheit der Beschreibungslogiken ist, dass sie das vorhandene Wissen zusätzlich unterteilen:

- In der TBox wird Wissen über die Konzepte der Domäne (terminologisches Wissen) abgelegt.
- In der ABox wird Wissen über die Individuen dieser Konzepte sowie deren Beziehungen gespeichert.

Um Individuen miteinander in Bezug zu setzen, existieren binäre Relationen, die über die jeweiligen Konzeptbeschreibungen definiert werden, die sogenannten Rollen. Falls  $C$  und  $D$  Konzept- und  $R$  Rollenbeschreibungen sind, so folgt die elementare Beschreibungslogik  $\mathcal{ALC}$  mit atomaren Konzepten folgender Syntax:

$$\begin{aligned} \text{concept} &::= \text{atomic-concept} \mid \text{top} \mid \text{bottom} \\ \text{concept} &::= (\text{and } C \ D) \mid (\text{or } C \ D) \mid (\text{some } R \ C) \mid (\text{all } R \ D) \mid (\text{not } C) \end{aligned}$$

Ein Beispiel für ein Konzept ist „(and frau (some hat-kind person))“. Die Semantik dieser Konzepte ist über die Menge der Individuen der Domäne durch eine Interpretationsfunktion  $I$  gegeben, die von Konzepten auf Teilmengen eines nicht leeren Universums  $\Delta$  ab (vgl. Tarski (1956)).

Mithilfe dieser Interpretationsfunktion  $I$  werden beschreibungslogische Rollen als binäre Relationen über  $\Delta$  definiert:

$$\begin{aligned} I((and\ C\ D)) &= I(C) \cap I(D) \\ I((or\ C\ D)) &= I(C) \cup I(D) \\ I((some\ R\ C)) &= \{i | \exists j \in I(C) : (i, j) \in I(R)\} \\ I((all\ R\ C)) &= \{i | \forall j \in \Delta : (i, j) \in I(R) \Rightarrow j \in I(C)\} \\ I((not\ C)) &= \Delta \setminus I(C) \end{aligned}$$

Ein Konzept  $C$  ist genau dann erfüllbar wenn wenigstens eine Interpretation  $I(C)$  existiert, die in eine nicht leere Teilmenge von  $\Delta$  abbildet. Ansonsten ist  $C$  unerfüllbar.

Eine weitere wichtige Beziehung zwischen Konzepten ist die Subsumption, die Aussagen über die Spezifität von Konzepten trifft:  $C$  ist von  $D$  subsummiert, falls  $I(C) \subset I(D)$  für alle Modelle vom  $C$  und  $D$  gilt. In diesem Fall ist  $C$  das spezifischere Konzept.

In der Prädikatenlogik erster Ordnung entspricht eine Konzeptbeschreibung einer Formel mit einer freien Variable, zum Beispiel:

$$frau(x) \wedge \exists y : hat-kind(x, y) \wedge person(y)$$

weshalb die prädikatenlogische Erfüllbarkeit geprüft werden kann.

Die TBox (terminologische Box) setzt Konzeptbeschreibungen miteinander in Beziehung und enthält Axiome zur Konzeptdefinition sowie Konzeptspezialisierungen, die die Untersuchungsdomäne beschreiben. Als ein Beispiel für ein Axiom zur Konzeptdefinition stellt

$$(equivalent\ mutter\ (and\ frau\ (some\ hat-kind\ person)))$$

die Gleichheit der Interpretation beider Konzepte in allen Modellen der Wissensbasis sicher. Eine Konzeptspezialisierung wäre hingegen:

$$(implies\ frau\ person)$$

Die Notation von Modellen wird auf TBoxen erweitert, indem gefordert wird, dass ein Modell die Gleichungen der verschiedenen axiomatischen Typen erfüllen muss. Notiert man dies für die Beispiele in Prädikatenlogik erster Ordnung, ergibt sich:

$$\begin{aligned} \forall x : mutter(x) &\leftrightarrow frau(x) \wedge \exists y : hat-kind(x, y) \wedge person(y) \\ \forall x : frau(x) &\rightarrow person(x) \end{aligned}$$

Die wichtigsten Inferenzen für TBoxen sind die Erfüllbarkeit, die angibt, ob die TBox ein Modell erlaubt, sowie die Kohärenz, die angibt, ob es außer *top* noch weitere unerfüllbare Konzepte gibt. Die TBox-Klassifizierung beschreibt eine Taxonomie der TBox als einen gerichteten azyklischen Graphen, der die gerichtete Subsumption der Konzepte beinhaltet.

Im Gegensatz zur TBox, in der das konzeptuelle Wissen beschrieben wird, werden in der ABox Annahmen beziehungsweise Zusicherungen beschrieben. Formal betrachtet besteht eine ABox lediglich aus einer Menge von ABox-Zusicherungen. Seien  $i$  und  $j$  ABox-Individuen,  $R$  eine Rolle und  $C$  ein Konzept, so gilt folgende Syntax:

$$\begin{aligned} \textit{assertion} &::= \textit{concept-assertion} \mid \textit{role-assertion} \\ \textit{concept-assertion} &::= (\textit{instance } i \ C) \\ \textit{role-assertion} &::= (\textit{related } i \ j \ R) \end{aligned}$$

Aus der ABox  $\{tina : \textit{frau}, (tina, lola) : \textit{hat-kind}\}$  folgt beispielsweise auch, dass  $tina$  eine Instanz des Konzeptes  $\textit{mutter}$  ist.

Im Rahmen einer prädikatenlogischen Betrachtung ist die ABox eine Sammlung von grundlegenden Fakten, wobei die Interpretationsfunktion so erweitert wird, dass ABox-Individuen zu Domänen-Individuen in  $\Delta$  abgebildet werden.

Ein Modell einer ABox erfüllt alle Zusicherungen. Eine Zusicherung gilt als erfüllt, falls das Individuum, das durch die ABox genannt wird, auch Teil der Interpretation der Konzept- und Rollenzusicherungen ist.

Die wichtigsten Inferenzdienste einer ABox sind die Konsistenzprüfung und das Beantworten von Anfragen, jeweils in Bezug auf eine bestimmte TBox. Aktuelle beschreibungslogische Systeme unterstützen hierbei meist konjunktive Anfragen, wie zum Beispiel:

$$\textit{ans}(?x, ?y) \leftarrow \textit{mother}(?x), \textit{hat-kind}(?x, ?y)$$

Die obige Anfrage würde zur Antwort  $\{\textit{ans}(tina, lola)\}$  führen. Zur Beantwortung von Fragen werden bereits Schlussfolgerungen benötigt, da in der ursprünglichen ABox das Konzept  $\textit{mutter}$  nicht mit  $tina$  instanziiert wurde. Daher erfordern diese Anfragen immer die Betrachtung der ABox unter Berücksichtigung der TBox-Axiome.

Spezielle Mechanismen, um beispielsweise Konzeptähnlichkeit ausdrücken, besitzen diese Systeme nicht. Da dies aber in der automatischen Interpretation der Ergebnisse benötigt wird, müssen Möglichkeiten der Modellierung innerhalb der Beschreibungslogik gefunden werden, mithilfe derer dies erreicht werden kann.





## **Teil II**

# **Entwicklung einer Prozesskette zur Strömungsbestimmung**



# Anpassung der Prozesskette an die geringe Datenverfügbarkeit

Das Problem erkennen ist wichtiger als die Lösung finden, denn die genaue Darstellung des Problems führt fast automatisch zur richtigen Lösung.

---

Albert Einstein

Durch den Wechsel des Anwendungsgebiets von der Videoanalyse zu hochaufgelösten Fernerkundungsbildern müssen die Verfahren zur Lösung des Korrespondenzproblems mit der wesentlich geringeren Datenverfügbarkeit und somit großen raumzeitlichen Distanzen umgehen können. Hierbei treten unterschiedliche Probleme auf:

- Bei den merkmalsbasierten Ansätzen vergrößert sich der Suchraum und die Verwechslungsgefahr steigt,
- eine Anwendung der differentiellen Verfahren ist bei derart großen raumzeitlichen Distanzen noch nicht untersucht worden.

Da in dieser Arbeit die Ergebnisse unterschiedlicher Ansätze zur Lösung des Korrespondenzproblems verglichen werden, ist eine Spezialisierung einzelner Verfahren nicht zielführend. Hierdurch würde die Vergleichbarkeit der zugrunde liegenden formal untersuchten Verfahrenseigenschaften erschwert werden. Statt dessen wird, analog zum einleitenden Zitat, das Problem genau untersucht und dargestellt. Dies ist notwendig, da sich die Datenverfügbarkeit zurzeit nicht ändern lässt, und führt schließlich zur Entwicklung eines universellen Rahmens. In diesen können sowohl merkmalsbasierte als auch differentielle Verfahren eingebettet werden, um im Anwendungsgebiet der Arbeit mit der geringen Datenverfügbarkeit umgehen zu können.

Der entwickelte Rahmen verfeinert die bisherige Prozessstruktur, bietet für beide Verfahrensklassen sowohl individuelle als auch gemeinsame Verbesserungen und führt schließlich zu einer Anwendbarkeit der Verfahren bei hohen raumzeitlichen Distanzen. Die Erweiterungen sind nicht auf das Anwendungsgebiet dieser Arbeit, sondern lediglich auf die Datenlage beschränkt.

## 5.1 Einfluss großer raumzeitlicher Distanzen

Je nach verwendeter Vorgehensweise bei der Lösung des Korrespondenzproblems treten unterschiedliche Arten von Problemen auf, falls zwischen den einzelnen Aufnahmen große raumzeitliche Distanzen der zu verfolgenden Signaturen vorliegen. Diese Unterschiede bilden den Kern der entwickelten Vorgehensweisen.

### 5.1.1 Erschwerte Zuordnung bei merkmalsbasierten Verfahren

Die Verwendung von merkmalsbasierten Verfahren ist prinzipiell nicht auf eine geringe raumzeitliche Distanz zwischen den zu verfolgenden Signaturen angewiesen. Allerdings gilt, dass die Größe des Suchraumes quadratisch mit der maximalen Distanz der Signaturen steigt. Falls sich die Signaturen nicht oder nur geringfügig über die Zeit hinweg verändern, stellt dies noch keine schwerwiegende Einschränkung dar, da die Merkmale in diesem Fall auch innerhalb des stark vergrößerten Suchraumes noch auffindbar sind.

In dieser Arbeit verändern sich die Signaturen der Oberflächenfilme allerdings aufgrund ihrer hohen Morphodynamik über die Zeit hinweg deutlich. Dies führt bei einem großen Suchraum, wie er durch die geringe Datenverfügbarkeit vorliegt, gleichzeitig zu einer erhöhten Verwechslungsgefahr der Merkmale in den Schritten des Merkmalsvergleichs sowie der Merkmalszuordnung. Unter der Annahme der hohen Dynamik der Merkmale ist der einzige Weg, dieses Problem zu beseitigen, die gezielte Reduktion des Suchraums durch geeignete Annahmen an die Bewegung.

### 5.1.2 Fehlende Anwendbarkeit differentieller Verfahren

Während die erheblich größeren Suchräume im Fall der merkmalsbasierten Verfahren dazu führen, dass das Problem generell lösbar ist, allerdings mit erheblich größerer zeitlicher Komplexität, bedeuten große Distanzen für differentielle Verfahren substantielle Probleme. Diese Probleme liegen darin begründet, dass bei großen Verschiebungen die partiellen Ableitungen der Bildfolge, welche die differentielle Grundannahme aus Definition 4.8 bilden, nicht korrekt rekonstruiert werden können. Dieser Zusammenhang soll anhand eines Beispiels verdeutlicht werden:

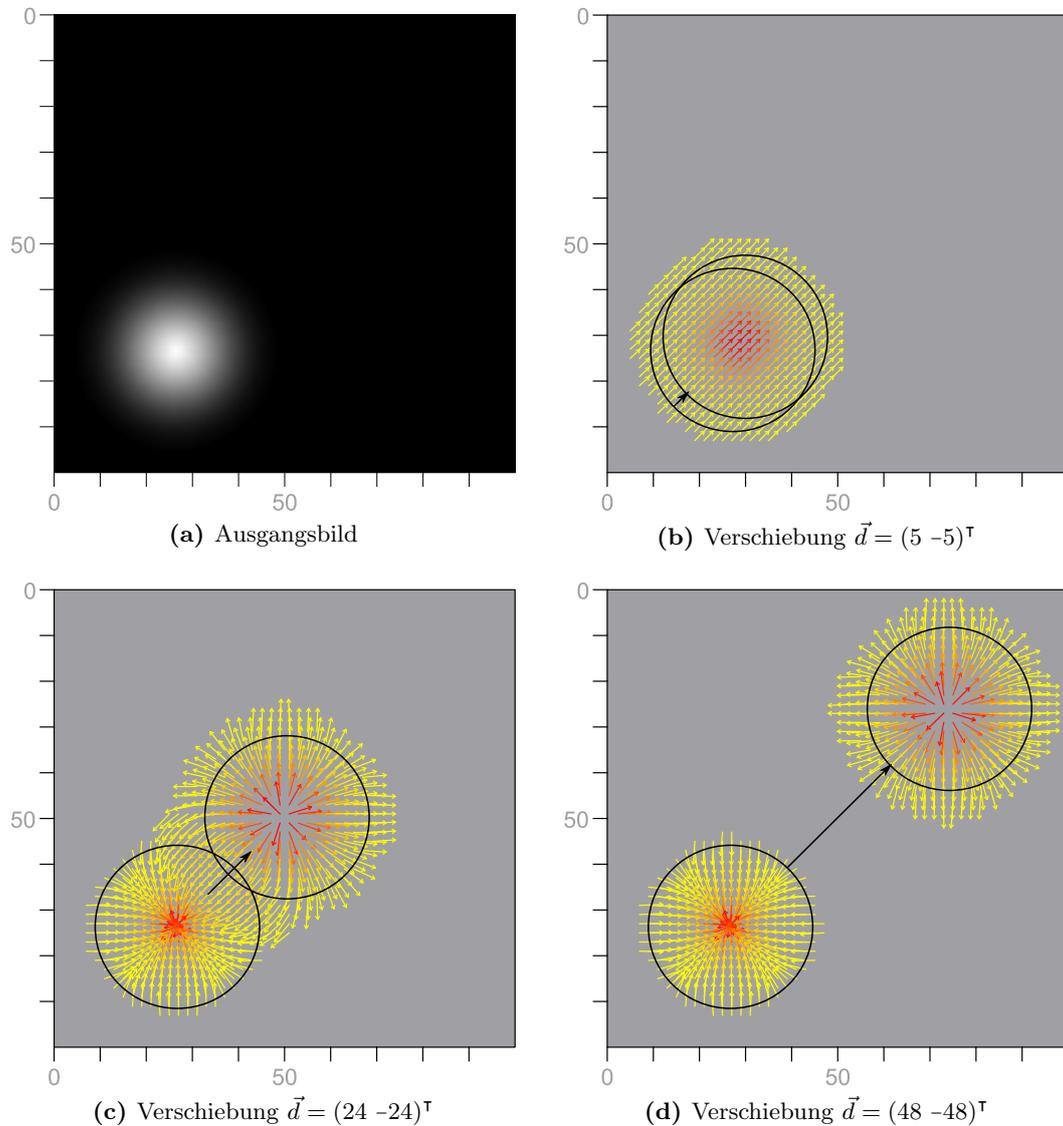
Angenommen, die Bildfolge besteht aus zwei Bildern, die außer einer beleuchteten Scheibe keine weiteren Objekte abbilden. Zu Beginn des Experiments zeigen beide Bilder die Scheibe an der gleichen Position. Der Optische Fluss würde für diesen Fall als nicht vorhanden ermittelt werden. Verschiebt man die Scheibe nun auf einer Abbildung leicht nach rechts oben, so werden sich raumzeitliche Gradienten überall dort ergeben, wo die Scheibe der einen Abbildung die der anderen nicht mehr überlappt. Ausgehend von diesen Gradienten kann der Optische Fluss und somit die Bewegung rekonstruiert werden (vgl. Abbildung 5.1b).

Verschiebt man die Scheibe auf der zweiten Abbildung nun so weit, dass sie mit der des ersten Bildes nun nicht mehr überlappt, so erhält man zwei räumlich getrennte Bereiche gleich hoher raumzeitlicher Gradientenstärke. Der Optische Fluss dieses Falls würde

einer Kontraktion der ersten Scheibe in eine Singularität entsprechen, während die zweite, verschobene Scheibe aus einer solchen Singularität expandiert werden würde (vgl. Abbildung 5.1d).

Falls die Bewegung zwischen dem ersten und dritten Fall liegt, so kann dies zu einem weiteren unerwünschten Phänomen führen: Die Expansion der Scheibe an der Position im zweiten Bild kann in die Kontraktion der Scheibe im ersten Bild übergehen und somit ein in sich konsistentes Vektorfeld ergeben. Dieses ist allerdings genau im Bereich des minimalen Überlappens in die inverse Richtung der tatsächlichen Bewegung ausgerichtet. Das Ergebnis dieses Falls suggeriert somit ein vollständig falsches Bild der Bewegung (siehe Abbildung 5.1c).

Mit diesem Beispiel wird deutlich, dass Verfahren des Optischen Flusses auch auf Bildfolgen, die große raumzeitliche Distanzen aufzeigen, angewendet werden können. Allerdings verliert man bei dieser Vorgehensweise jeglichen Bezug zwischen Optischem Fluss und der tatsächlichen Bewegung. Da die Meeresoberflächenströmung aber aus der Bewegung an der Oberfläche bestimmt werden soll, müssen Wege gefunden werden, die zum einen den Suchraum für merkmalsbasierte Verfahren einschränken und zum anderen die Anwendbarkeit von Verfahren des Optischen Flusses unter den gegebenen Bedingungen ermöglichen.



**Abbildung 5.1:** Probleme differentieller Verfahren bei großen raumzeitlichen Distanzen am Beispiel unterschiedlicher Verschiebungen eines Testbildes. Zur Bestimmung des Optischen Flusses wurde das Verfahren von Lucas und Kanade mit einer Maskengröße von  $11 \times 11$  Bildpunkten verwendet. Der Gradient wurde mittels einer abgeleiteten Gaußfunktion mit Standardabweichung  $\sigma = 1$  ermittelt. Von gelb nach rot ist die Gewichtung der ermittelten Vektoren dargestellt (kleiner Eigenwert der Matrix aus Definition 4.10).

## 5.2 Analyse und Separierung der Bewegungskomponenten

Um die beschriebenen Probleme der geringen zeitlichen Abtastung zu beseitigen, ist das Festlegen von einschränkenden Bedingungen an die Bewegung, die zwischen beiden Bildern stattfinden darf, notwendig. In dieser Arbeit werden zwei verschiedene Strategien verwendet, um die Bewegung zu unterteilen. Bei der ersten Strategie wird die Bewegung in eine globale und eine lokale Komponente aufgeteilt, bei der zweiten Strategie wird die Bewegung in unterschiedliche Skalen eines Skalenraums zerlegt.

Durch die jeweiligen Zerlegungen der gesamten Bewegung können die Verfahren profitieren beziehungsweise erst wieder anwendbar werden. Dies liegt darin begründet, dass die Bestimmung der wesentlich geringeren Teilbewegungen, die nach der Zerlegung der gesamten Bewegung zu ermitteln sind, für die einzelnen Verfahren nicht mehr problematisch ist.

### 5.2.1 Trennung von globaler und lokaler Bewegungskomponente

Zunächst wird angenommen, dass sich die Gesamtbewegung als Komposition von zwei verschiedenen Bewegungskomponenten ergibt. Dabei wird vorausgesetzt, dass es ein globales Modell gibt, aufgrund dessen die Bewegung grob beschrieben werden kann. Dieses Modell führt in der Summe mit den variablen Abweichungen schließlich zur Gesamtbewegung:

#### Definition 5.1 (Modellbasierte Separierbarkeit)

Bezeichne  $\vec{d}(x, y) = (u(x, y) \ v(x, y))^T$  die Bewegung innerhalb eines zeitlich eng begrenzten Intervalls für einen räumlichen Abschnitt  $(x \ y)^T \in \text{dom}(d) = \text{dom}(u) = \text{dom}(v)$ . Dann lässt sich die Bewegung  $\vec{d}$  wie folgt separieren:

$$\vec{d}(x, y) = D_{global} \cdot (x \ y)^T + \vec{d}_{flex}(x, y)$$

wobei  $D_{global}$  eine affine Matrix beschreibt, die ein globales Bewegungsmodell der Bildfolge enthält.  $\vec{d}_{flex}(x, y)$  beschreibt die lokal variable Bewegungskomponente.

Die Schätzung eines globalen Bewegungsmodells erfolgt in dieser Arbeit analog zu der von Sun (1996) vorgeschlagenen Methode. Diese Methode ist anhand zweier aufeinander folgender Bilder in der Lage ein globales Rotations- und Translationsmodell zu ermitteln, falls die strukturelle Veränderung innerhalb der Bildfolge gering genug und hauptsächlich durch oben genannte Transformationen entstanden ist:

#### Algorithmus 5.1 (Ermittlung der globalen Bewegung)

Seien  $I_0$  und  $I_1$  zwei aufeinander folgende Bilder einer Bildfolge, für die die globale Bewegungskomponente bestimmt werden soll:

1. Bestimmung der Rotation von  $I_1$  nach  $I_0$   
Beide Bilder werden in den Frequenzraum transformiert. Da dieser translationsinvariant aber rotationsvariant ist, lässt sich hier die Rotationskomponente ermitteln.

Dazu werden die beiden transformierten Bilder in Polarkoordinaten überführt. Anschließend wird mittels einer Kreuzkorrelation festgestellt, an welchem Winkel beide Frequenzspektren die höchste Korrelation erreichen.

2. Korrektur des Winkels in  $I_1$

Nachdem der Winkel festgestellt wurde, wird dieser notiert. Anschließend wird das Bild  $I_1$  um den errechneten Winkel rotiert, sodass  $I'_1$  das rotierte Bild bezeichnet.

3. Bestimmung der Translation zwischen  $I'_1$  und  $I_0$

Zur Ermittlung der Translation wird zwischen den Bildern eine Kreuzkorrelation bestimmt. Damit dies auch bei größeren Bildern effizient ist, werden beide Bilder in den Frequenzraum transformiert, in dem die Korrelation lediglich einer komplex konjugierten Multiplikation entspricht. Der Wert der höchsten Korrelation wird schließlich als Parameter der Translation notiert.

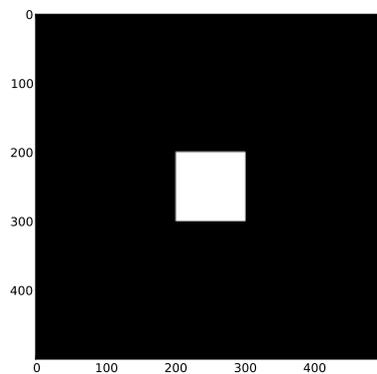
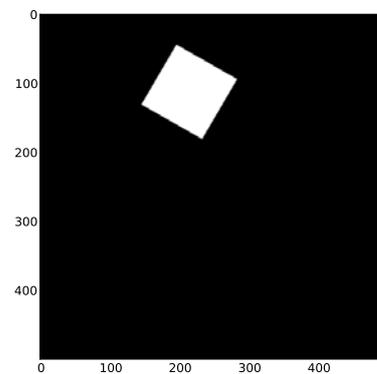
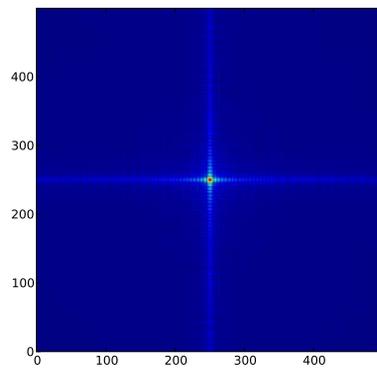
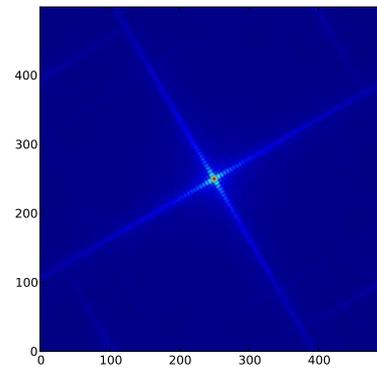
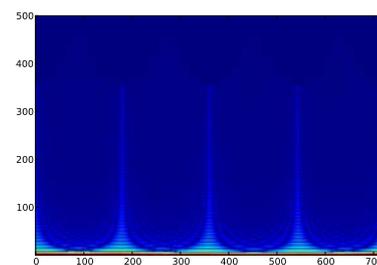
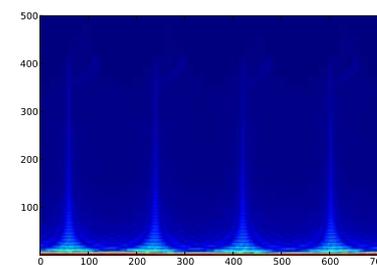
4. Korrektur der Translation in  $I'_1$

Nachdem die Translation festgestellt wurde, wird diese notiert. Anschließend wird das Bild  $I'_1$  um den errechneten Vektor verschoben, sodass  $I''_1$  das rotierte und verschobene Bild bezeichnet.

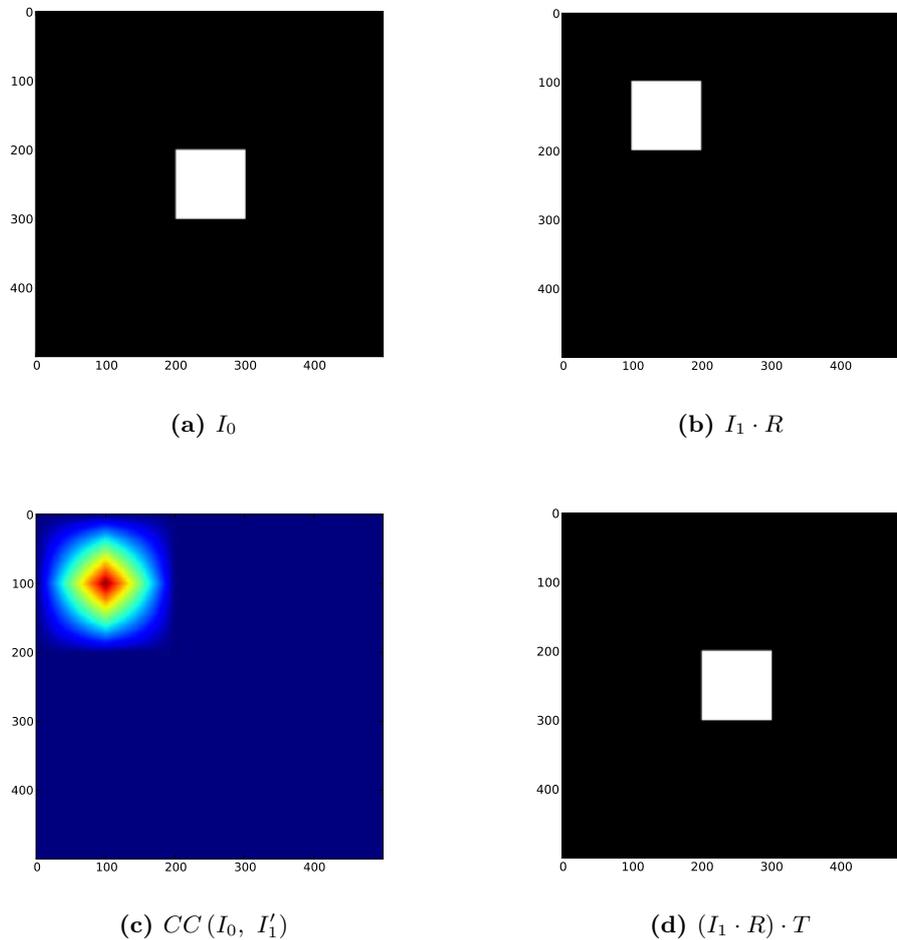
Eine anschauliche Darstellung dieses Algorithmus' ist durch die Abbildungen 5.2 sowie 5.3 gegeben. Da in dem ursprünglichen Entwurf von Sun (1996) allerdings lediglich unnormierte Kreuzkorrelationen eingesetzt worden sind, ist die Wahl geeigneter Parameter zur Fehlerabwägung nahezu unmöglich. Daher wurde das Verfahren im Rahmen dieser Arbeit so erweitert, dass es mit der schnellen normierten Kreuzkorrelation arbeitet (siehe Definition 6.4). Hierdurch ist eine normierte Aussage über die Güte der globalen Bewegungsschätzung möglich.

Sun (1996) beschreibt die Anwendung dieses Verfahrens als Unterstützung eines speziell optimierten differentiellen Verfahrens. Außerdem wurde dieses Verfahren für ein anderes Anwendungsgebiet – die Bestimmung der Eisdrift – entworfen. In diesem herrscht im Allgemeinen eine bessere Strukturhaltung der Signaturen sowie eine geringere Morphodynamik der abgebildeten Objekte.

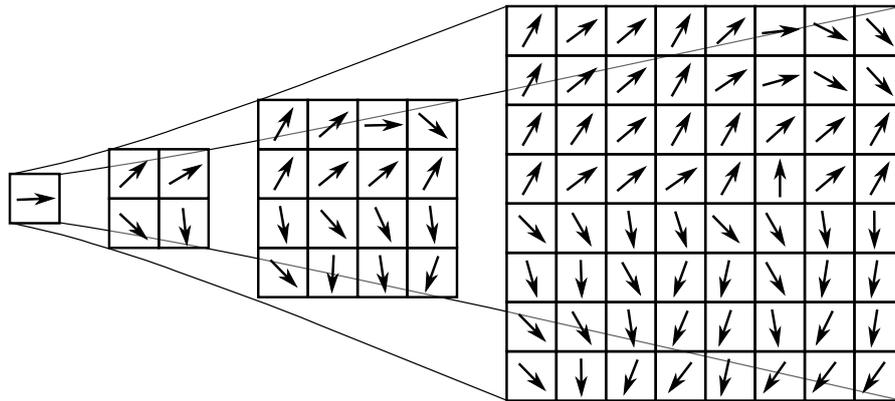
In dieser Arbeit wird das erweiterte Verfahren erstmals für das Anwendungsgebiet der Strömungsmessung anhand von Oberflächenfilmen erprobt. Zudem dient es im Rahmen dieser Arbeit nicht zur Spezialisierung eines bestimmten Verfahrens, sondern wird als universelles Kontrollelement allen vorgestellten differentiellen Verfahren vorangestellt. Somit werden die einzelnen Verfahren nicht nur anwendbar, falls die globale Bewegung den größten Anteil der Strömung beschreibt, sie bleiben auch vergleichbar.

(a)  $I_0$ (b)  $I_1$ (c)  $FFT(I_0)$ (d)  $FFT(I_1)$ (e)  $FFT(I_0) \rightarrow pol.Koord.$ (f)  $FFT(I_1) \rightarrow pol.Koord.$ 

**Abbildung 5.2:** Erster Schritt der globalen Bewegungskomponenten nach Sun (1996): Erkennung und Korrektur der globalen Rotationskomponente. Für beide Bilder (obere Zeile) werden zunächst die Amplitudenbetragspektren berechnet (zweite Zeile). Die werden in polare Koordinaten umgerechnet (dritte Zeile). Anschließend wird mittels Kreuzkorrelation der polar-transformierten Spektren der Rotationsunterschied bestimmt. Im obigen Beispiel beträgt dieser  $30^\circ$ , das Bild  $I_1$  muss also um  $-30^\circ$  rotiert werden.



**Abbildung 5.3:** Zweiter Schritt der globalen Bewegungskorrektur nach Sun (1996): Erkennung und Korrektur der globalen Translationskomponente. Für das erste Bild und das rotationskorrigierte zweite Bild (obere Zeile) wird mittels Kreuzkorrelation der Korrelationskoeffizient berechnet (Teilabbildung 5.3c). Das Korrelationsmaximum bestimmt die Translationskomponente. Anschließend wird die Translation auf das rotationskorrigierte Bild  $(I_1 \cdot R)$  angewendet, sodass das um die globale Bewegung bereinigte Bild  $(I_1 \cdot R) \cdot T$  entsteht (siehe Teilabbildung 5.3d). Im obigen Beispiel liegt der maximale Korrelationskoeffizient bei den Koordinaten  $(100, 100)$ , sodass das rotationskorrigierte Bild  $(I_1 \cdot R)$  um jeweils 100 Bildpunkte nach rechts und unten verschoben werden muss.



**Abbildung 5.4:** Grafische Darstellung der Skalenraum-basierten Zerlegung am Beispiel eines Vektorfeldes, welches in 4 Skalen zerlegt wurde. Von links nach rechts:  $D_3$ ,  $D_2$ ,  $D_1$  sowie  $D_0$ . Je größer die Skala, desto mehr Details des Vektorfeldes verschwinden.

### 5.2.2 Zerlegung der Bewegung in Gitter unterschiedlicher Auflösungen

Die zweite Möglichkeit der Zerlegung von Strömungsfeldern, bei der die Bildung eines globalen Modells nicht erfolgt, ist der sogenannte Mehrgitter-Ansatz. Im Gegensatz zur modellbasierten Separierung wird durch diese Art der Zerlegung die Bewegung rekursiv unterteilt, wobei mit jedem Rekursionsschritt die Skala erhöht wird. Die oberste Pyramidenstufe entspricht der mittleren Bewegung, darunter liegende Ebenen verfeinern jeweils die Bewegung, wie sich an Abbildung 5.4 beispielhaft erkennen lässt.

#### Definition 5.2 (Skalenraum-basierte Separierbarkeit)

Bezeichne  $\vec{d}(x, y) = (u(x, y) \ v(x, y))^T$  die Bewegung innerhalb eines zeitlich eng begrenzten Intervalls für einen räumlichen Abschnitt  $(x \ y)^T \in \text{dom}(d) = \text{dom}(u) = \text{dom}(v)$ . Dieses Vektorfeld kann als Gauß-Pyramide der Höhe  $n$ , mit den Ebenen  $D^i$ ,  $0 \leq i \leq n$  beschrieben werden:

$$D_0 = D$$

$$D_{i+1} = \text{UA}_2(G_\sigma * D_i)$$

wobei  $\text{UA}_p(D)$  eine  $p$ -fache Unterabtastung des Vektorfeldes  $D$  beschreibt.

Da jede einzelne Stufe der Pyramide die Bewegung auf einer speziellen Skala repräsentiert, kann die Bestimmung der gesamten Strömung auch auf die Teilaufgabe der Bestimmung der Strömung auf unterschiedlichen Skalen abgebildet werden.

Die optimierenden Verfahren, die diese Multiskalen- beziehungsweise Mehrgitterprobleme lösen, benötigen allerdings noch ein weiteres Hilfsmittel, um von der Bewegungsschätzung einer Ebene  $D_i$  zu einer benachbarten Ebene  $D_{i\pm 1}$  zu gelangen. Um nur den

Anteil der Bewegung auf der niederen Skala zu erhalten, muss die Bewegung, die auf der höheren Skala bereits ermittelt wurde, korrigiert werden.

Diese Klasse von Verfahren besteht aus der Kombination mehrerer Konzepte zur Lösung von Gleichungssystemen:

- Beschreibung des Lösungsraums durch Gitter unterschiedlicher Skalen
- Bestimmung der Lösungen auf jeweils einem Gitter
- Traversieren der Gitter und Propagierung der einzelnen Lösungen

Der Lösungsraum besteht im Fall der Bewegungsschätzung in der Skalen-Separierung des Vektorfeldes. Diese Separierung kann beispielsweise durch Gauß'sche Pyramiden erfolgen. Die Traversierungsstrategien beschreiben, in welcher Reihenfolge die Gitter abgelaufen werden. Die bekannteste Methode ist die sogenannte Coarse-to-Fine-Strategie, bei der zunächst der Skalenraum aufgebaut wird, bevor er, beginnend mit der größten Skala, zur feinsten Skala hin abgelaufen wird. Für die Propagierung der einzelnen Lösungen der Gitterebenen gibt es unterschiedliche Ansätze, die in zwei Kategorien unterteilt werden können:

- Bei der *intrinsischen Propagierung* werden die bereits berechneten Ergebnisse der vorherigen Gitter reskaliert und als initiale Startwerte der Verfahren  $\vec{d}_0$  der nächsten Stufe verwendet.
- Bei der *extrinsischen Propagierung* übernimmt die Verwaltung und Verwendung eine externe Kontrolleinheit. Diese korrigiert die Bilder der nächsten Stufe anhand des zuletzt berechneten Vektorfeldes und ruft anschließend das Verfahren der nächsten Stufe mit einem unbestimmten Startwert  $\vec{d}_0$  auf.

Bei der intrinsischen Vorgehensweise hängt die Güte der Optimierung vor allem von den eingesetzten Verfahren beziehungsweise deren iterativer Optimierungsstrategien ab. Korrigieren diese den ermittelten Wert des vorigen Gitters auf das aktuelle, so geht jegliche Information auf dieser vorangegangenen Stufe verloren. Die extrinsische Vorgehensweise eignet sich hingegen verfahrensübergreifend, da eine externe Kontrolleinheit das Bildmaterial je nach Gitter und vorher ermittelter Bewegung korrigiert. Hierbei muss berücksichtigt werden, mit welchem Warming-Verfahren die einzelnen Gitter korrigiert werden, da dies einen erheblichen Einfluss auf die Ergebnisse haben kann.

Zur Korrektur der bisher ermittelten Bewegung können beispielsweise die in Abschnitt 4.1.1 beschriebenen Registrierungsverfahren verwendet werden. Diese müssen dann als Eingangsdaten das jeweils unterabgetastete Vektorfeld sowie das anzupassende Bild der Bildfolge verarbeiten. Die Flexibilität der verwendeten Warming-Verfahren bestimmt im Rahmen einer Mehrgitterverarbeitung maßgeblich die Qualität der Ergebnisse. Wird zum Beispiel eine affine Registrierung für das Warming zwischen den Gittern verwendet, so kann jeweils nur ein grobes Modell der auf der vorigen Gitterebene ermittelten Bewegung korrigiert werden. Aus diesem Grund werden für die Fallstudien dieser Arbeit für die Mehrgitterverarbeitung Thin-Plate-Spline-Verfahren eingesetzt, die ein wesentlich flexibleres Warming erlauben.

## 5.3 Erweiterungen der Prozesskette

In diesem Abschnitt wird beschrieben, wie die beiden Verfahren zur Separierung der Bewegung in die bestehende Prozesskette zur mesoskaligen Strömungsbestimmung integriert werden. Diese Integration ermöglicht im Rahmen dieser Arbeit erstmals Verbesserungen der merkmalsbasierten Verfahren und stellt zugleich eine generische Basis bereit, die übergreifend für alle differentiellen Verfahren anwendbar ist.

### 5.3.1 Fokussierte Merkmalsuche

Es wird angenommen, dass sich die Bewegung an der Meeresoberfläche in eine lokale und eine globale Komponente trennen lässt und dass die globale Bewegung deutlich größer ist als die lokale Komponente. Mit dieser Annahme ist es möglich, den flexiblen Teil der Bewegung bereits vor dem Merkmalsvergleich enger zu begrenzen. Falls beispielsweise eine maximale Strömungsgeschwindigkeit von  $30\text{ m/s}$  vorliegt und durch die Methode zur Bestimmung der globalen Bewegung eine Bewegung von  $15\text{ m/s}$  festgestellt werden konnte, so muss lediglich der Bereich nach Merkmalen durchsucht werden, der um die verbleibenden  $15\text{ m/s}$  von den transformierten Koordinaten abweicht.

Diese fokussierte Merkmalsuche wird in dieser Arbeit erstmalig beschrieben und verwendet. Sie wird als universeller Rahmen für alle merkmalsbasierten Verfahren so umgesetzt, dass folgende verfeinerte Prozesskette resultiert:

1. Bestimme die globale Bewegungskomponente anhand der Bilder der Bildfolge.
2. Falls eine globale Bewegungskomponente ermittelt werden konnte:
  - a) Korrigiere die Größe des Suchraums anhand des Betrags der ermittelten globalen Bewegungskomponente,
  - b) führe das merkmalsbasierte Verfahren auf den um die globale Bewegung korrigierten Bildern durch und
  - c) transformiere die Ergebnisvektoren in den ursprünglichen Bildraum zurück.
3. Falls keine globale Bewegungskomponente ermittelt werden konnte:  
Führe das merkmalsbasierte Verfahren auf den ursprünglichen Bildern durch.

Kann keine globale Bewegung ermittelt werden, oder ist die Bewegung zu groß als dass sie festgestellt werden könnte, so bleibt das Grundproblem weiterhin bestehen. Gleiches gilt für den Fall, dass die globale Bewegung deutlich kleiner ist als die lokale Komponente. Die Bilddaten der Fallstudien, die für diese Arbeit untersucht worden sind, bestätigen hingegen die oben genannte Annahme und ermöglichen somit oftmals eine Anwendbarkeit der verfeinerten Prozesskette.

Die Verwendung von Mehrgitterverfahren für die merkmalsbasierte Strömungsbestimmung wird in dieser Arbeit nicht betrachtet. Da die Anzahl der Merkmale sehr viel kleiner als die Größe des Bildraums ist, ist eine Gitterpropagierung nicht möglich. Zudem sind die Merkmale nicht skaleninvariant, wodurch nicht auf jeder Skala die Bewegung merkmalsbasiert korrekt ermittelt werden kann.

### 5.3.2 Ein hybrider Prozessrahmen für differentielle Verfahren

Im Gegensatz zu den merkmalsbasierten Verfahren besitzen die differentiellen Verfahren keinen expliziten Suchraum. Dennoch lohnt sich, unter den gleichen Annahmen wie im vorigen Abschnitt, der Einsatz der globalen Bewegungsermittlung, um die Bilder vor einer Bestimmung der Bewegung um die globale Bewegung zu korrigieren. Somit sinkt auch für diese Verfahrensklasse die Distanz zwischen den abgebildeten Signaturen, was eine stabilere Schätzung der partiellen Ableitung der Bildfolge und somit eine Anwendbarkeit der differentiellen Verfahren ermöglicht.

Falls die Entfernungen zwischen den Signaturen auch nach dem Schritt der globalen Bewegungskorrektur noch zu groß sind, können alle Mehrgitteransätze mit der modellbasierten Separierbarkeit des Strömungsfeldes kombiniert werden. Im Gegensatz zu Sun (1996), wo ein Verfahren verbessert wird, wird in dieser Arbeit eine externe und generische Prozesskette entwickelt, die verfahrensübergreifend anwendbar ist und somit eine Vergleichbarkeit der Ergebnisse sicherstellt.

1. Bestimme die globale Bewegungskomponente anhand der Bilder der Bildfolge.
2. Falls eine globale Bewegungskomponente ermittelt werden konnte:
  - a) Verwende die um die globale Bewegung korrigierten Bilder,
  - b) erstelle jeweils eine Bildpyramide bis zur Startebene.
  - c) Solange die aktuelle Ebene noch nicht der Zielebene entspricht:
    - i. Führe das differentielle Verfahren aus,
    - ii. reskaliere die Bewegung auf der folgenden Ebene der ersten Bildpyramide,
    - iii. verzerrte das entsprechende Bild auf der folgenden Ebene der ersten Bildpyramide gemäß der reskalierten ermittelten Bewegung und
    - iv. setze die aktuelle auf die (teilweise korrigierte) folgende Ebene.
  - d) Transformiere die Ergebnisvektoren in den ursprünglichen Bildraum zurück.
3. Falls keine globale Bewegungskomponente ermittelt werden konnte:  
Führe lediglich Schritt 2.c) aus.

Die oben genannte Vorgehensweise entspricht hierbei der extrinsischen Propagierung der Bewegung. Um eine möglichst flexible Verzerrung im Rahmen der Korrektur der jeweils folgenden Bildebenen zu erhalten, wurde hierzu ein Thin-Plate-Spline-basiertes Verfahren eingesetzt (vgl. Abschnitt 4.1.1). Neben der Generizität des Ansatzes wird auch der Einsatz eines derartigen Warping-Verfahrens zur Bildtransformation erstmals in dieser Arbeit dazu verwendet, das Problem der Anwendbarkeit differentieller Verfahren bei großen raumzeitlichen Distanzen zu lösen.

# Konzeption generischer Verfahren zur Strömungsbestimmung

Since the sea surface is only partially covered by biogenic slicks, surface current features [...] become visible [...] because the surface current re-distributes the slick material and, thus, the slicks act as tracers for the surface current field.

---

W. Alpers & H. Espedal, 2004

Wie bereits im obigen Zitat zu erkennen ist, stellen Oberflächenfilme ideale Tracer der Oberflächenströmung dar. In diesem Abschnitt wird untersucht wie die unterschiedlichen Verfahren zur Lösung des Korrespondenzproblems in dieser Domäne angewendet werden können, beziehungsweise erweitert werden müssen um anwendbar zu werden.

Eine Hauptidee, die in diesem Abschnitt eingeführt wird, ist die Trennung von Algorithmus und Diskretisierung. Um die entwickelten Verfahren und Verfahrensoptimierungen generisch zu formulieren, wird Diskretisierung des raumzeitlichen Gradienten von den Verfahren entkoppelt.

Für die merkmalsbasierten Verfahren muss untersucht werden, welche Merkmalsdetektoren verwendet werden können, und ob die Merkmale auch bei Verwendung unterschiedlicher Sensoren über die Zeit stabil bleiben. Falls dies nicht gegeben ist, müssen effiziente Verfahren gefunden werden, um dennoch eine valide Strömung bestimmen zu können. Abschließend wird für die merkmalsbasierten Verfahren untersucht wie Glattheitskriterien in der Zuordnung berücksichtigt werden können.

Für die differentiellen Verfahren wird hingegen untersucht wie alle Verfahren so erweitert werden können, dass die Verdeckung einzelner Bildbereiche durch Wolken für sie kein Problem mehr darstellt. Außerdem wird ausgehend von dem Verfahren von Lucas und Kanade das Strukturtensor-Verfahren hergeleitet, welches eine steuerbare Glattheitsforderung beinhaltet. Den Abschluss der differentiellen Verfahren bildet die multispektrale Erweiterung des Verfahrens von Horn und Schunck.

## 6.1 Kapselung und Diskretisierung des Gradientenoperators

Sowohl die Verfahren zur kantenbasierten Merkmalsdetektion als auch die differentiellen Verfahren zur Lösung des Korrespondenzproblems benötigen Gradienteninformation der Bilddaten. In den formalen Grundlagen dieser Arbeit wurde in Definition 3.2 der Gradientenoperator  $\nabla$  eingeführt, der das Fundament nahezu aller differentieller Verfahren bildet. Anstatt die von den Autoren der jeweiligen Verfahren vorgeschlagenen Diskretisierungen beziehungsweise Definitionen der Gradientenoperatoren zu verwenden, wird die formale Definition des Gradientenoperators in dieser Arbeit von der Implementierung der jeweiligen Algorithmen entkoppelt. Unabhängig vom Verfahren werden somit die gleichen Bild- sowie Bildfolgengradienten verwendet.

In diesem Abschnitt findet eine begründete Auswahl der Diskretisierung dieses entkoppelten Operators statt. Schon in der frühen Bildverarbeitung wurden Gradientenoperatoren definiert, die die kontinuierliche Definition der partiellen Ableitungen der Bildfunktionen für den diskreten Fall des Digitalbildes approximieren. Da zu dieser Zeit noch vergleichsweise wenig Speicher- und Rechenkapazität zur Verfügung standen, wurden vor allem lokale, schnell zu berechnende Approximationen gewählt, wie beispielsweise der Sobel-Operator, der durch die Faltung mit einem Filterkern realisiert wird:

$$K_{Sobel} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}$$

Der von Sobel vorgeschlagene Faltungskern ist sehr kompakt. Er bezieht lediglich eine  $3 \times 3$ -Bildpunktumgebung in den Berechnungsschritt eines Gradientenwertes mit ein. Zudem werden näher benachbarte Bildpunkte doppelt so stark gewichtet wie weiter entfernte. Dennoch gibt es zwei Kritikpunkte: Zum einen ist die Gewichtung der Distanzen nicht korrekt (1 zu 2 statt 1 zu  $\sqrt{2}$ ), zum anderen fließt der Wert des aktuellen Bildpunkts nicht mit in die Berechnung ein. Dennoch birgt dieser Operator einen entscheidenden Vorteil: Die partiellen Ableitungen werden für den aktuellen Bildpunkt symmetrisch bestimmt. Somit ist das Ergebnis nicht um einen halben Bildpunkt verschoben, wie dies beispielsweise bei einfacheren Verfahren der Fall ist, die Filterkerne der Größe  $2 \times 2$  verwenden. Zudem lässt sich der Sobel-Filter auch generisch auf mehrere Dimensionen erweitern.

Horn u. Schunck (1981) schlagen zur Berechnung des raumzeitlichen Gradienten eine andere Vorgehensweise vor, die auf einem Würfel von  $2^3$  Bildpunkten einer Bildserie  $IS$  basiert, und lediglich Additionen und Subtraktionen der Werte dieser Bildpunkte zur Berechnung verwendet. Der raumzeitliche Gradient nach Horn u. Schunck (1981) besitzt den Vorteil, dass pro partieller Ableitung lediglich 8 Bildpunkte ausgewertet werden müssen und er somit sehr schnell berechnet werden kann. Allerdings neigt dieser Operator durch die kompakte Bildpunktumgebung dazu, sehr rauschanfällig zu sein. Zudem tritt durch die Asymmetrie der verwendeten Nachbarschaft der Effekt der Verschiebung des ermittelten Gradienten um einen halben Bildpunkt auf.

In dieser Arbeit werden zur Bestimmung der Gradienten von Bildern und Bildfolgen Gauß-Filter eingesetzt. Diese garantieren die Optimierung einiger theoretischer Eigenschaften bei der Anwendung auf Bilddaten und modellieren zudem die kontinuierliche

Definition des Gradienten sehr gut für den diskreten Fall der Digitalbilder (siehe Köthe (2007)[Kapitel 7]). Außerdem lassen sich zweidimensionale Gauß-Filterkerne, deren Verteilungen nicht innerhalb der Bildebene rotiert sind, in zwei eindimensionale Filterkerne separieren. Diese können separiert mit einem Bild gefaltet werden, wodurch je nach Filtergröße eine erheblich höhere Verarbeitungsgeschwindigkeit erreicht wird. Um mithilfe von Gauß-Filtern den Gradienten zu approximieren, kann folgende Eigenschaft der Faltung ausgenutzt werden:

**Definition 6.1 (Gauß-Approximation des Gradienten eines Bildes)**

Sei  $I$  ein Bild,  $G_\sigma$  eine zweidimensionale rotationsinvariante Gauß-Funktion mit der Standardabweichung  $\sigma$ . Dann beschreibt:

$$G_\sigma * I$$

ein, mit dem Gauß-Filter geglättetes Bild, wobei  $*$  der Faltungsoperator ist. Mithilfe der Faltungsalgebra gilt dann für die Gauß-geglättete Ableitung eines Bildes:

$$G_\sigma * \nabla I = \nabla G_\sigma * I$$

wobei  $\nabla G_\sigma$  die partiellen Ableitungen der zweidimensionalen Gauß-Funktion beschreibt.

Die Berechnung des Gradienten über die diskrete Faltung mit einem abgeleiteten Gauß-Kern wurde im Rahmen dieser Arbeit mithilfe der Bildverarbeitungsbibliothek VIGRA realisiert (siehe Köthe (2000)). Die bietet den Vorteil, dass die Faltungskerne automatisch für ein gegebenes  $\sigma$  erzeugt werden, und die Größe zudem auf das jeweilige  $\sigma$  angepasst werden. Dies ist notwendig, damit der Faltungskern einerseits über einen kompakten Träger verfügt, andererseits der Informationsverlust aber so gering wie möglich bleibt. Der Radius des Filterkerns beträgt hierbei für die  $n$ -te Ableitung der eindimensionalen Gaußfunktion mit der Standardabweichung  $\sigma$  stets  $r = \lceil 3\sigma + 1/2n \rceil$ . Somit bleiben mehr als 99% der Informationen der Gaußfunktion im Filterkern erhalten.

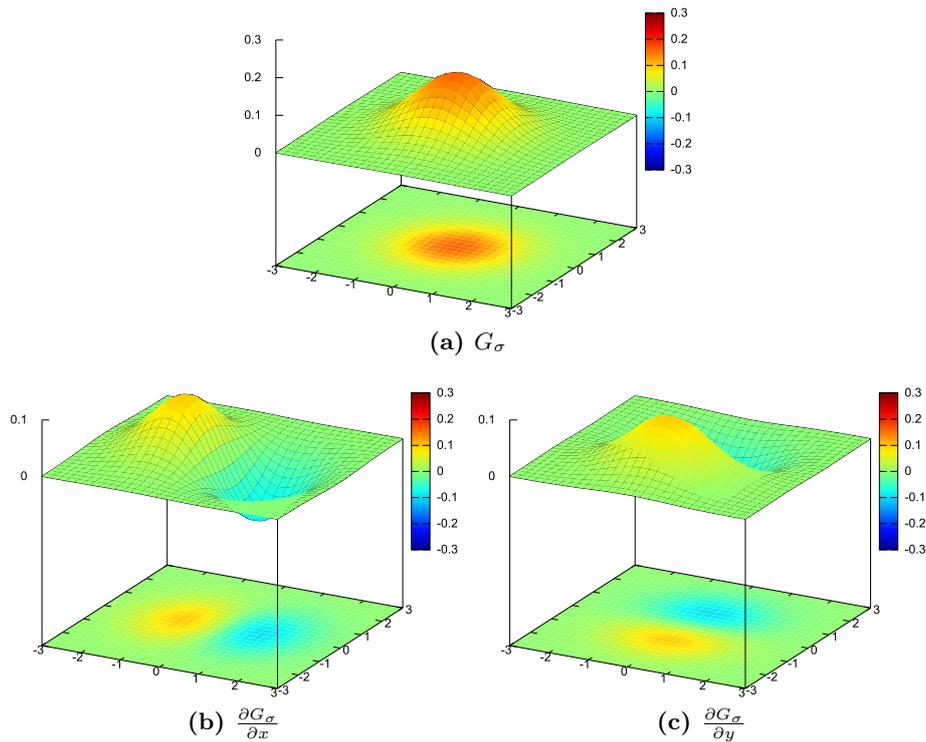
Für die Definition des raumzeitlichen Gradienten von Bildfolgen gelten die gleichen Randbedingungen wie in Definition 6.1, außer dass für die Berechnung dieses Gradienten eine dreidimensionale abgeleitete Gauß-Funktion verwendet werden muss. Dieses Vorgehen ist nur durchführbar, wenn die Anzahl der Bilder der Bildfolge sehr viel größer als  $3\sigma_t$  ist, wobei  $\sigma_t$  die Standardabweichung in die zeitliche Dimension beschreibt. Für den Fall, dass die zeitliche Achse minimal abgetastet ist, also beispielsweise nur zwei Bilder existieren, wird in dieser Arbeit folgende Annäherung für die Gauß'sche Gradientenberechnung verwendet:

**Definition 6.2 (Raumzeitlicher Gradient einer 2-Bild-Bildfolge)**

Sei  $IS(x, y, t)$  eine Bildfolge mit  $t \in \{0, 1\}$ , die nur aus zwei Bildern  $I_0$  und  $I_1$  besteht. Dann wird der raumzeitliche Gradient  $\nabla IS = (\nabla_2 IS \ IS_t)^\top$  definiert als:

$$\nabla_2 IS = \nabla G_\sigma * \left( \frac{I_0 + I_1}{2} \right)$$

$$IS_t = G_\sigma * (I_1 - I_0)$$



**Abbildung 6.1:** Visualisierung unterschiedlicher Funktionen zur Erzeugung Gauß'scher Faltungskerne mit fest gewählter Standardabweichung  $\sigma = 1$ . Oben: zweidimensionaler Gauß'scher Glättungskern. Unten links und rechts: Faltungskerne zur Bestimmung des Gauß'schen Gradienten in x- und y-Richtung.

Sofern nicht anders angegeben, wird in dieser Arbeit für die Standardabweichung der Gauß-Filterkerne  $\sigma=1$  angenommen, was in einem Filter mit einem Radius von 3 Bildpunkten für die Gauß-Funktion sowie einem Radius von 4 Bildpunkten für die erste Ableitung der Gauß-Funktion resultiert. Die korrespondierenden Funktionen, die zur Erzeugung der Werte der diskreten Faltungskerne verwendet werden, sind in Abbildung 6.1 dargestellt.

Durch die Verwendung von höheren Standardabweichungen steigt die Umgebung der Bildpunkte, die zur Berechnung herangezogen werden, wodurch im Bild implizit Gradienten niederer Frequenzen ermittelt werden (vgl. Abbildung 4.2).

Zusammengefasst ergeben sich durch diese Diskretisierung des Gradienten als Verbesserungen eine höhere Rauschunempfindlichkeit sowie eine explizite und flexible Skalenvwahl. Zudem ist dieser Ansatz theoretisch fundiert und nicht heuristisch motiviert. Dadurch, dass die Verbesserungen bereits auf der Ebene des Gradienten stattfindet, können alle darauf aufbauenden Verfahren im selben Maße profitieren.

## 6.2 Merkmalsbasierte Strömungsmessung

Die merkmalsbasierte Lösung des Korrespondenzproblems lässt sich als eine Prozesskette auffassen (vgl. Abschnitt 4.2). Diese lautet im Anwendungsgebiet dieser Arbeit:

1. Erkennung der Signaturen von Oberflächenfilmen,
2. Vergleich der erkannten Signaturen und
3. Zuordnung der Signaturen untereinander.

In diesem Abschnitt werden die entwickelten Verfahrensschritte erläutert, die nötig sind, um die oben genannte Verarbeitungskette im Anwendungsgebiet dieser Arbeit abzudecken. Der Schwerpunkt der entworfenen Verfahren liegt hierbei in der Verwendung multimodaler Daten beziehungsweise der multimodalen Erkennung von Signaturen von Oberflächenfilmen sowie dem Vergleich von erkannten Merkmalen unterschiedlicher Bilddaten. Zudem werden Zuordnungsverfahren entwickelt, die für das Anwendungsgebiet adäquatere Lösungen als bereits existierende Verfahren bieten.

Insgesamt müssen die entwickelten Vorgehensweisen Lösungsmöglichkeiten für alle Probleme bieten, die im Rahmen der merkmalsbasierten Strömungsbestimmung bewältigt werden müssen. Für die Probleme, die durch die hohen raumzeitlichen Distanzen hervorgerufen werden, wurden hingegen bereits im vorigen Kapitel Lösungsmöglichkeiten entwickelt und vorgestellt.

### 6.2.1 Merkmalsdetektion bei biogenen Oberflächenfilmen

Bisher findet im Rahmen der Forschung zur Erdbeobachtung keine Überwachung von biogenen Oberflächenfilmen statt. In den folgenden Abschnitten werden daher Verfahren untersucht, mit denen die Signaturen biogener Oberflächenfilme auf multispektralen und SAR-Bilddaten erkannt werden können. Dabei findet eine Zweiteilung statt. Zunächst wird beschrieben, wie die Signaturen innerhalb der jeweiligen Bilddaten vorklassifiziert werden können. Anschließend werden Verfahren beschrieben, die aus diesen vorklassifizierten Bilddaten punktförmige Merkmale extrahieren.

#### Signaturen auf multispektralen Bilddaten

In Abschnitt 2.4.1 wurde bereits erwähnt, dass biogene Oberflächenfilme zu erhöhten Intensitäten im (nahen) Infrarotbereich führen. Daher liegt es nahe, diese Bänder multispektraler Daten zu untersuchen. Im Folgenden soll dies beispielhaft an Aufnahmen der nördlichen Ostsee erfolgen, welche im Rahmen der ersten Fallstudie dieser Arbeit verwendet werden..

Die zur Verfügung stehenden Bilddaten wurden von dem TM-Sensor eines Landsat-Satelliten aufgenommen und liegen in 4 Bändern vor. Diese Szene wurde ausgewählt, da auf ihr verschiedene Signaturen unterschiedlicher Phänomene abgebildet sind, die im Rahmen der Merkmalerkennung unterschieden werden müssen. Dies sind Wolken, biogene Oberflächenfilme sowie die freie Wasseroberfläche.

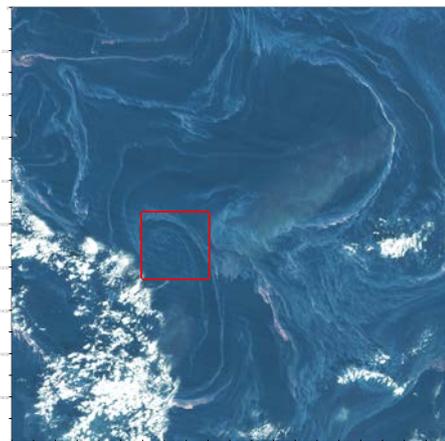
Band	1	2	3	4
untere Schwelle	62	21	17	10
obere Schwelle	$\infty$	$\infty$	$\infty$	$\infty$
Wolken	✓	✓	✓	✓
Biogene Oberflächenfilme (bOF)	–	✓	✓	✓
(freie) Wasseroberfläche	–	–	–	–

**Tabelle 6.1:** Ermittelte Schwellwerte der multispektralen Klassifikation biogener Oberflächenfilmen anhand von Landsat-TM-Bilddaten. Die einzelnen Bänder liegen 8-Bit-codiert vor (mit Intensitäten von jeweils 0 bis 255). Positive Klassifikationen sind durch „✓“ gekennzeichnet, negative durch „–“.

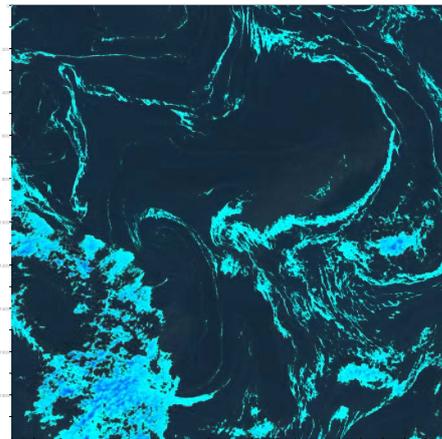
Zu diesem Bild liegt keine Wolkenmaske der Betreibergesellschaft vor, weshalb im Rahmen der Klassifikation alle drei Arten von Signaturen unterschieden werden müssen. Da die unterschiedlichen Phänomene jeweils unterschiedliche spektrale Reflektanzen in den einzelnen Bändern erzeugen, wird in hierfür ein multispektrales Klassifikationsverfahren verwendet. Bei diesem werden die Intensitäten der einzelnen Bänder zur Klassifikation verwendet. Da insgesamt vier Bänder vorliegen, erfolgt die Unterscheidung der Signaturen innerhalb des vierdimensionalen Raums der Bildintensitäten.

Für die vorliegenden Bilddaten wird zunächst ein multispektraler Teilraum der Bilddaten bestimmt, in dem sich die Signaturen der biogenen Oberflächenfilme sowie die der Wolken befinden. Beide Arten führen zu ähnlichen, lokal hohen Reflektanzen. Anschließend wird ein weiterer Teilraum bestimmt, der lediglich die Signaturen der Wolken beinhaltet. Diese beiden Teilräume ermöglichen durch eine Kombination die Separierung der Bildpunkte in die drei oben genannten Klassen. Die Grenzen des multispektralen Teilraums wurden für diese Arbeit empirisch ermittelt (siehe Tabelle 6.1).

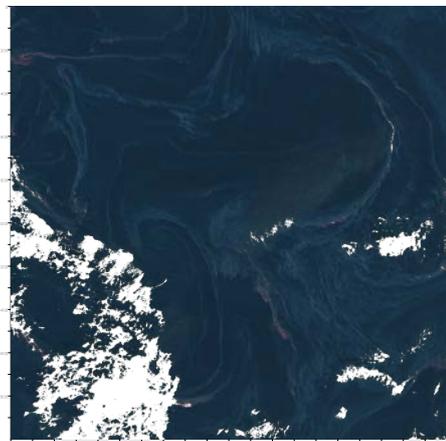
In den Abbildungen 6.2 beziehungsweise 6.3 ist das Vorgehen der Klassifikation für jedes Band einzeln aufgezeigt. Anhand der Teilabbildungen der rechten Spalte lässt sich erkennen, dass die Klassifikation abweichend zur einleitend genannten Annahme nicht nur im nahen Infrarotbereich, sondern zusätzlich auch in den Bändern 2 und 3 der Abbildung Beiträge zur Klassifikation der Oberflächenfilme liefert. In der Komposition der Ergebnisse (Teilabbildung 6.2e) sind die Beiträge dieser Bänder in den Farben Cyan und Grün dargestellt. Vergleicht man diese mit der Klassifikation anhand des nahen Infrarotbereichs (Band 4, Teilabbildung 6.2f), so wird deutlich, dass die Bänder 2 und 3 einen erheblichen Anteil an der Fläche haben, die als biogener Oberflächenfilm klassifiziert worden ist. Eine wichtige weitere Beobachtung ist die Detektion von Wolken anhand des ersten Bands. Nötig wird diese separate Klassifikation, da die Klassifikatoren für Oberflächenfilme ebenfalls Wolken als Oberflächenfilme klassifizieren (siehe Abbildung 6.2, rechte Spalte). In Abbildung 6.2e ergibt sich das Gesamtergebnis der multispektralen Klassifikation wie folgt: Die Wolken werden in Weiß und die Oberflächenfilme in den Farben Cyan, Grün und Magenta dargestellt. Die verbleibende Fläche ist als (freie) Meeresoberfläche zu interpretieren.



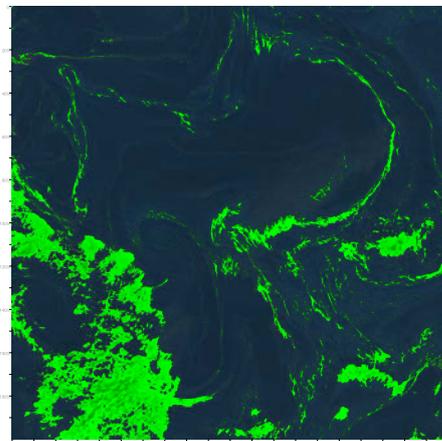
(a) Bänder (4,3,2) und Sub-ROI



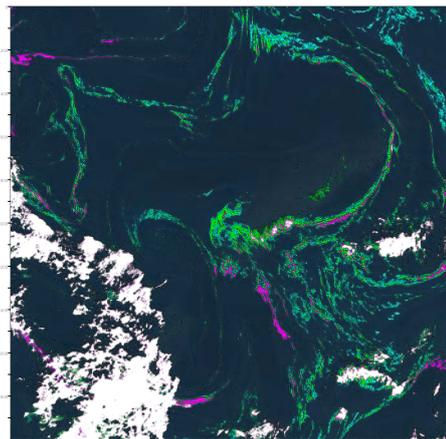
(b) Bd. 2 &gt; 21 → bOF und Wolken



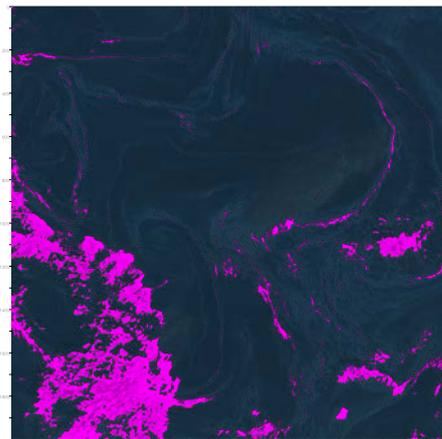
(c) Bd. 1 &gt; 62 → Wolken



(d) Bd. 3 &gt; 17 → bOF und Wolken

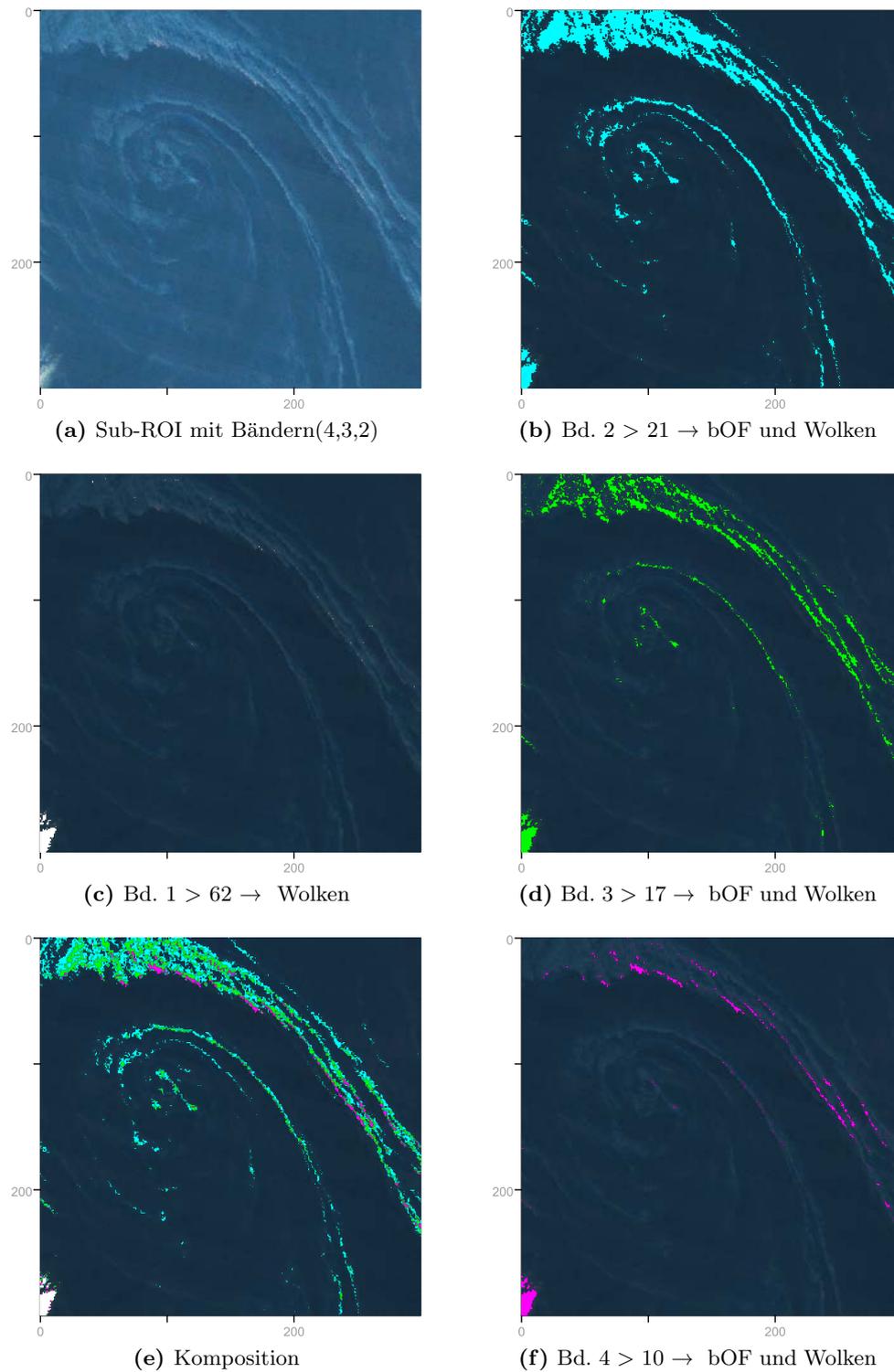


(e) Komposition

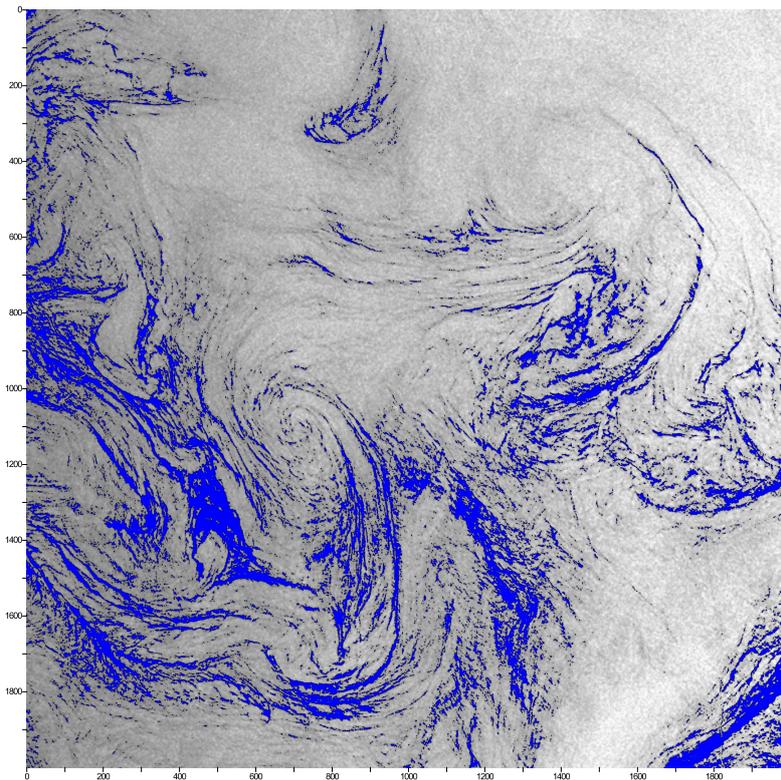


(f) Bd. 4 &gt; 10 → bOF und Wolken

**Abbildung 6.2:** Multispektrale Klassifikation von biogenen Oberflächenfilmen (bOF) und Wolken am Beispiel einer Landsat TM-Aufnahme der zweiten ROI der ersten Fallstudie. Die Klassifikationen der einzelnen Bänder (6.2b - 6.2d und 6.2f) ermöglichen in der Komposition (6.2e) eine Trennung in Wolken (Weiß), bOF (Magenta, Grün, Cyan) und der freien Wasseroberfläche (nicht markierte Fläche).



**Abbildung 6.3:** Multispektrale Klassifikation von biogenen Oberflächenfilmen (bOF) und Wolken anhand eines Szenenausschnitts der TM-Aufnahme von Abbildung 6.2. Sowohl Farbkodierungen als auch Schwellenwerte entsprechen denen aus Abbildung 6.2.



**Abbildung 6.4:** Ergebnisse des Schwellenwert-Verfahrens zur Bestimmung von Bildpunkten geringer Radarrückstreuung anhand der Gamma-MAP-gefilterten ROI der ersten Fallstudie, aufgenommen vom ERS2 SAR-Sensor, deckungsgleich zu Abbildung 6.2. Bildpunkte geringer Radarrückstreuung sind blau überlagert dargestellt.

### Signaturen auf SAR-Bilddaten

Nach der Filterung und der Normierung der SAR-Bilddaten beschreiben die Intensitäten der einzelnen Bildpunkte die normierte Radarrückstreuung. Im Gegensatz zu den multispektralen Bilddaten liegt in diesem Fall nur ein Band vor. Analog zu der Vorgehensweise der multispektralen Klassifikation ist es möglich, die Bildpunkte durch die Wahl einer Schwelle in zwei Klassen zu unterteilen: Punkte mit hoher und Punkte mit geringer Radarrückstreuung. Abbildung 6.4 zeigt ein Beispiel für diese Vorgehensweise.

Ohne die Zuhilfenahme weiterer Daten ist es allerdings nicht möglich zu unterscheiden, welches Phänomen ursächlich für die niedrige Radarrückstreuung ist. Vergleicht man die verschiedenen Look-Alikes, die ebenfalls zu einer lokal verminderten Radarrückstreuung führen, so stellt man fest, dass diese nahezu ausschließlich flächige Regionen geringerer Rückstreuung erzeugen (siehe Abschnitt 2.4.2). Lediglich die Schiffspuren erzeugen ähnlich schmale Strukturen wie die biogenen Oberflächenfilme.

Auch biogene Oberflächenfilme können sich flächig ausbreiten und somit größere Areale geringer Rückstreuung hinterlassen, allerdings eignen sich Punkte innerhalb beziehungsweise am Rand solcher Regionen aufgrund der hohen Morphodynamik der Filme nicht als Merkmale. Der Grund hierfür ist, dass im Inneren dieser Regionen zu wenig markante Strukturen vorliegen und die Randgebiete zu instabil sind. Aufbauend auf diesen Beobachtungen wurde daher ein Verfahren entworfen, welches ausgehend von den Formmerkmalen der Regionen geringer Rückstreuung in der Lage ist flächige Regionen zu erkennen und zu verwerfen. Dadurch verringert sich die Vollständigkeit der erkannten Merkmale. Gleichzeitig erhöht sich aber die Korrektheit, da unklar ist wodurch die flächigen Regionen geringer Rückstreuung entstanden sind.

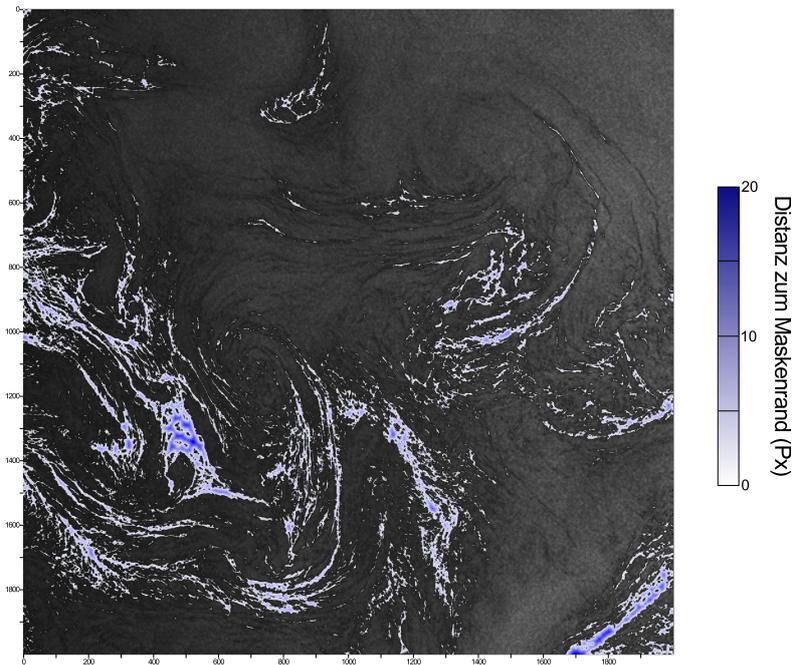
Zur Erkennung flächiger Regionen wird in dem entwickelten Ansatz ein Maß für die Ausdehnung der jeweiligen Regionen benötigt. Hierzu wird die Distanztransformation verwendet, die für jeden maskierten Bildpunkt den Abstand dieses Punktes zum nicht maskierten Bereich bestimmt (siehe Jähne (2001)[Kapitel 15]). Das Ergebnis an linienartigen Strukturen entspricht somit näherungsweise dem minimalen Radius der Struktur an dem jeweiligen Bildpunkt. Würde man die so erhaltenen Werte direkt zur Klassifizierung verwenden, beispielsweise um maskierte Bildpunkte mit großen Distanzmaßen zu verwerfen, so ergibt sich ein gravierender Nachteil (vgl. Abbildung 6.5). Auch an den Rändern der großflächig ausgeprägten Areale niedrigerer Radarrückstreuung würden passende Distanzen ermittelt.

Um zusammenhängende Bereiche als solche zu betrachten, wird daher ein regionsbasierten Ansatz entwickelt, der zusätzlich zur Distanztransformation die Bestimmung von Zusammenhangskomponenten der markierten Bildbereiche verwendet. Die Zusammenhangskomponenten beschreiben hierbei markierte Bereiche die entweder über Kanten oder Ecken von Bildpunkten zusammenhängen. Somit können ganze Regionen verworfen werden, falls die Statistik der Distanzen innerhalb der jeweiligen Region nicht mit den Eigenschaften der zu erwartenden Signaturen korrespondiert.

### Algorithmus 6.1 (Regionsbasierte Maskierung nicht-flächiger Regionen)

Sei  $I$  ein digitales Bild, auf welchem die zu erkennenden Signaturen eine Intensität von weniger als  $t$  besitzen und eine mittlere Breite von weniger als  $d = 2r$  aufweisen. Dann können diese als Maske  $K$  klassifiziert werden:

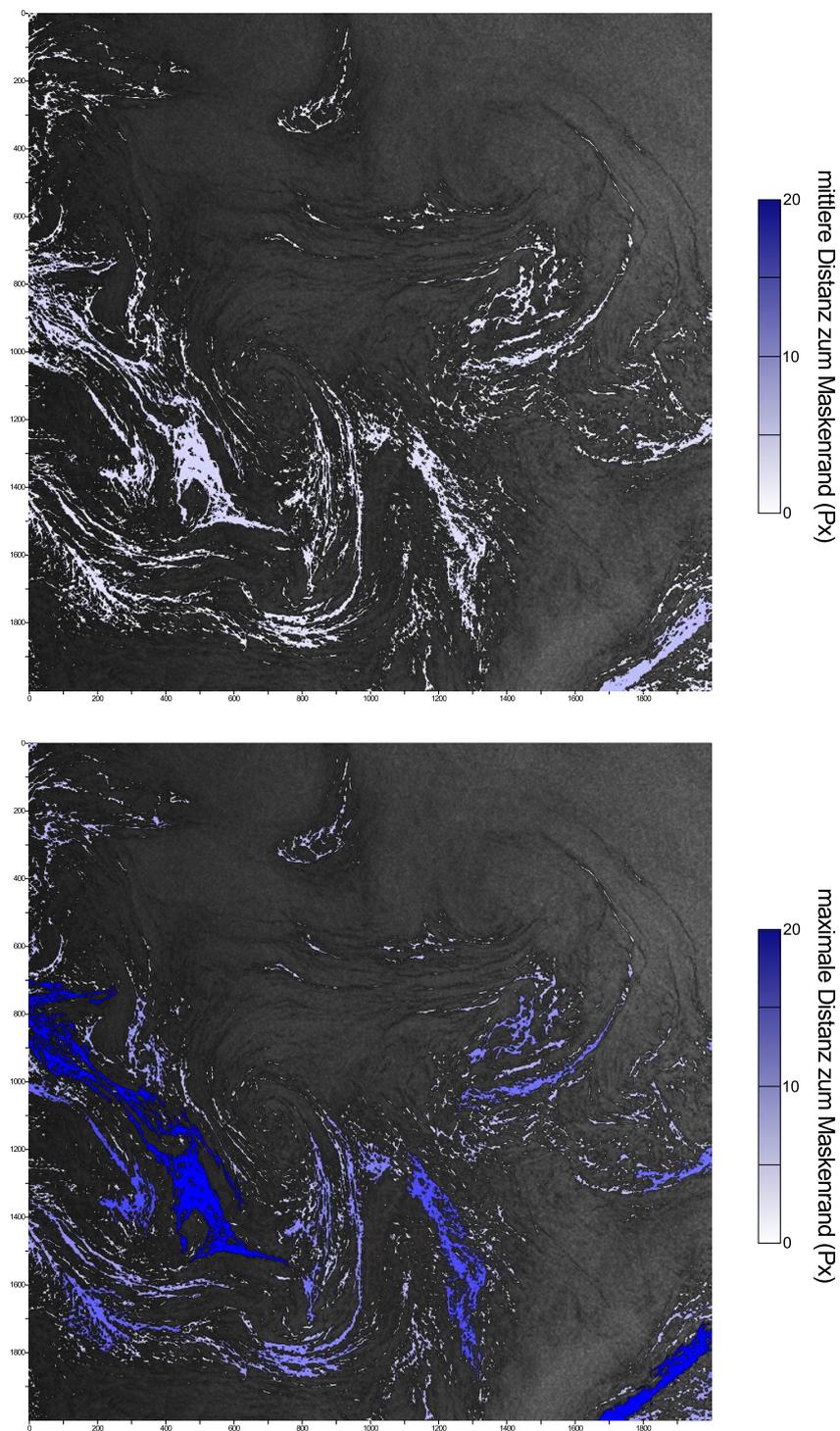
1. Erstelle ein Maskenbild durch Schwellenwertbildung:  $M = I < t$ .
2. Führe auf  $M$  eine Distanztransformation durch:  $M' = \text{dist}(M)$ .
3. Bestimme die Zusammenhangskomponenten  $C_1 \dots C_n$  von  $M$ .
4. Für jede Zusammenhangskomponente  $C_i$ : ermittle den mittleren (maximalen) Radius  $r_i$  anhand von  $M'$ .
5. Liefere in  $K$  die Bildpunkte aller Zusammenhangskomponenten  $C_i$  zurück, für die gilt:  $r_i < r$ .



**Abbildung 6.5:** Ergebnis der Distanztransformation auf der Maske geringer Rückstreuwerte aus Abbildung 6.4. Im Zentrum der flächig ausgeprägten Gebiete werden die höchsten Distanzen ermittelt. Geringe Distanzen treten sowohl an den Rändern flächiger Gebiete als auch auf nicht-flächigen Gebieten auf.

In Algorithmus 6.1 ist nicht explizit festgelegt, welches statistische Maß zum Vergleich mit dem maximal zulässigen Radius gewählt werden muss. In Abbildung 6.6 sind die jeweils resultierenden Distanzmaße dargestellt, die sich unter Verwendung des Mittelwertes sowie des maximalen Wertes der Distanz der Zusammenhangskomponenten ergeben. Hierbei fällt auf, dass die Unterscheidbarkeit bei der Verwendung der mittleren Distanzen deutlich geringer ausfällt als bei Verwendung der maximalen Distanzen. Der Grund hierfür liegt darin, dass die flächig ausgeprägten Regionen in größeren Zusammenhangskomponenten enthalten sind, die wiederum genügend feinere Strukturen enthalten. Somit wird der Mittelwert für diese Regionen zu gering, als dass er sich für eine Vorklassifikation der Signaturen eignet.

Gleichzeitig zeigt dieses Beispiel, dass die Schwellenwerte zur Bestimmung geringer Radarrückstreuung nicht zu hoch angesetzt werden dürfen. Falls dies nicht beachtet wird, resultieren viele verbundene Bildpunkte innerhalb der Maske und somit wenige Zusammenhangskomponenten. Tritt an beliebiger Stelle innerhalb einer Zusammenhangskomponente ein zu hoher Distanzwert auf, so wird die gesamte Region verworfen. Für das vorliegende Beispiel aus Abbildung 6.6 (unten) ist beispielsweise ein maximaler Radius von 15 Bildpunkten sinnvoll. Hierdurch werden Bildpunkte innerhalb der beiden dunkelblauen Regionen bei der Merkmalsdetektion nicht berücksichtigt.



**Abbildung 6.6:** Regionsweise berechnete statistische Distanzmaße für die geringen Radarrückstreuwerte aus Abbildung 6.4. Zur Bestimmung der einzelnen Distanzen wurde die Distanztransformation aus Abbildung 6.5 verwendet. Oben: mittlere Regionsdistanzen, unten: maximale Regionsdistanzen (jeweils zum Rand der Maske).

### Auswahl von markanten Punkten

Durch die bisher vorgestellten Verfahren werden innerhalb der Bilder unterschiedlicher Modalität Bereiche ausgewählt, in denen (nicht-flächige) Signaturen von biogenen Oberflächenfilmen enthalten sind. Vor dem merkmalsbasierten Vergleich müssen die Merkmale extrahiert werden. Da in dieser Arbeit ausschließlich punktförmige Merkmale verwendet werden, müssen diese bestimmt werden (vgl. Abschnitt 4.2). Der einfachste Ansatz zur Auswahl markanter Punkte ist es, alle klassifizierten Bildpunkte als markante Punkte zu betrachten. Dieser Ansatz ist in der gewählten Domäne allerdings aus zwei Gründen nicht anwendbar:

1. Es würden zu viele punktförmige Merkmale entstehen und
2. die Merkmale würden auch wenig signifikante Bildinhalte repräsentieren.

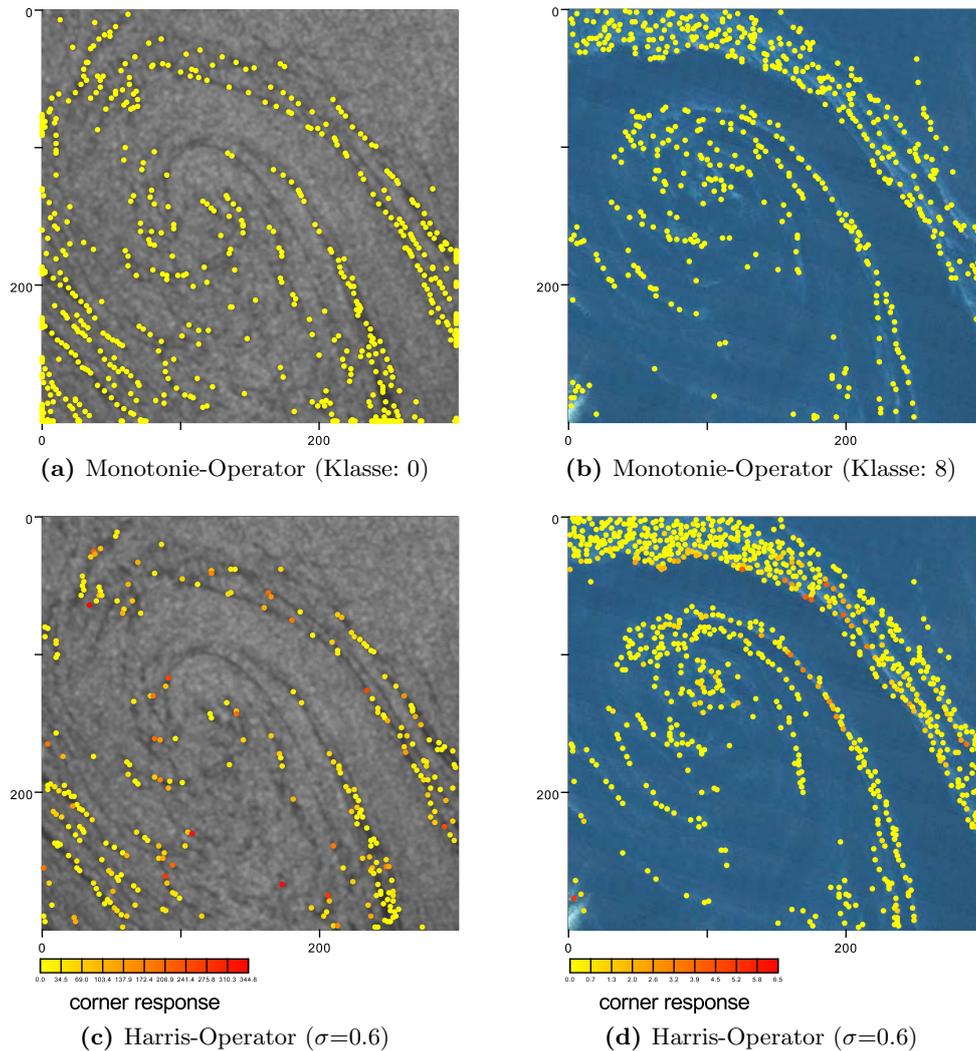
Der erste Punkt betrifft vor allem die Komplexität der darauf folgenden Schritte der Ähnlichkeitsbestimmung sowie der Merkmalszuordnung. Die Komplexität der Zuordnung steigt jeweils mit der Größe beider Merkmalsmengen. Der zweite Punkt führt zurück zum Korrespondenzproblem und zum Blendenproblem. Dadurch, dass alle klassifizierten Bildpunkte als markante Punkte ausgewählt werden, ist mit Sicherheit auch eine Vielzahl solcher Merkmale enthalten, für die sich die oben genannten Probleme nicht lösen lassen.

In dieser Arbeit werden zwei verschiedene Arten von Punktdetektoren untersucht: Der Monotonie-Operator (siehe Enkelmann et al. (1988)) zur Detektion lokaler Extremwerte sowie Harris-Operator (siehe Harris u. Stephens (1988)) zur Detektion von Eckkonfigurationen in der Bildintensität. Beide führen zu einer deutlichen Reduktion der Merkmalsmenge und repräsentieren zudem signifikante Bildinhalte.

Abbildung 6.7 zeigt beispielhaft die Ergebnisse der Detektion markanter Punkte durch die beiden Verfahren unter Verwendung multimodaler Bilddaten. Für den Fall der SAR-Bilddaten (linke Teilbilder) reduzieren beide Verfahren die Menge von 4952 klassifizierten Bildpunkten deutlich: Mittels des Monotonie Operators werden 613 lokale Minima gefunden, die in Teilabbildung 6.7a dargestellt sind. Noch restriktiver geht das Verfahren von Harris in der Extraktion von Merkmalen vor. Aus den klassifizierten Bildpunkten werden lediglich 300 markante Bildpunkte extrahiert (siehe Teilabbildung 6.7c).

Insgesamt erscheint der Harris-Operator für den Fall der SAR-Bilddaten etwas zu restriktiv, da er insbesondere im mittleren Bereich des Bildes, wo eine wirbelartige Struktur ihr Zentrum besitzt, nur sehr wenige Punkte extrahiert. Der Monotonie-Operator reduziert die Größe der Merkmalsmengen ebenfalls sehr gut. Er verwirft aber in diesem Bereich deutlich weniger Punkte und ist daher für die Extraktion markanter Punkte aus SAR-Bildern besser geeignet.

Für den Fall der multispektralen Daten zeigt sich ein abweichendes Ergebnis in der rechten Spalte von Abbildung 6.7. Aufgrund der unterschiedlichen Art der Bildgebung, der höheren radiometrischen Qualität und der vorangegangenen Klassifikation repräsentieren 13294 Bildpunkte Oberflächenfilme. Dies ist deutlich mehr als die 4952 Bildpunkte, die für die SAR-Aufnahme bestimmt worden sind.



**Abbildung 6.7:** Vergleich unterschiedlicher Verfahren zur Extraktion von markanten Punkten für SAR-Bilddaten (links) und multispektrale Bilddaten (rechts). Für den multispektralen Fall wurde Band 3 verwendet, da auf diesem die Signaturen der Oberflächenfilme differenziert abgebildet werden. Es sind nur diejenigen markanten Punkte dargestellt, die innerhalb der jeweils klassifizierten Bereichen liegen (vgl. Abbildungen 6.3 sowie 4.4).

Der Monotonie-Operator erreicht mit einer Extraktion von 538 Merkmalen auch für die multispektralen Daten einen ähnlichen Wert wie dies bei den SAR-Bilddaten der Fall war, allerdings werden jeweils unterschiedliche Merkmale ausgewählt. Der Harris-Operator liefert auf den multispektralen Bildern ebenfalls gute Ergebnisse, reduziert die

Merkmalsmenge jedoch nur auf 857 markante Punkte. Für multispektrale Bilddaten ist der Monotonie-Operator daher ebenfalls gut geeignet.

An diesem Beispiel wird ein erhebliches Problem deutlich. Die extrahierten punktförmigen Merkmale besitzen im Allgemeinen keine multimodale temporale Konstanz. Trotz Vorverarbeitung werden in den SAR-Bilddaten deutlich weniger und andere markante Punkte gefunden als dies bei den multispektralen Bilddaten der Fall ist. Das Verfahren, das in dieser Arbeit zur Lösung der fehlenden Merkmalsstabilität entwickelt worden ist, wird in Abschnitt 6.2.3 vorgestellt.

### 6.2.2 Merkmalsdetektion bei anthropogenen Oberflächenfilmen

Im Gegensatz zum vorigen Abschnitt, in dem die Erkennung von biogenen Oberflächenfilmen mittels multimodaler Sensoren beschrieben wurde, beschränkt sich diese Arbeit auf die Analyse von SAR-Bildern zur Erkennung von anthropogenen Oberflächenfilmen (vgl. Abschnitt 2.4.1).

Das Forschungsgebiet der Klassifikation von anthropogenen Oberflächenfilmen, insbesondere von Mineralölfilmen, besitzt bereits eine lange Historie. Diese hat dazu geführt, dass Ölfilme auf der Meeresoberfläche mittlerweile systematisch und semi-automatisch erkannt werden können. Durch die SAR-Technik erfolgt diese semi-automatische Klassifikation zudem weitgehend unabhängig von der Wetterlage.

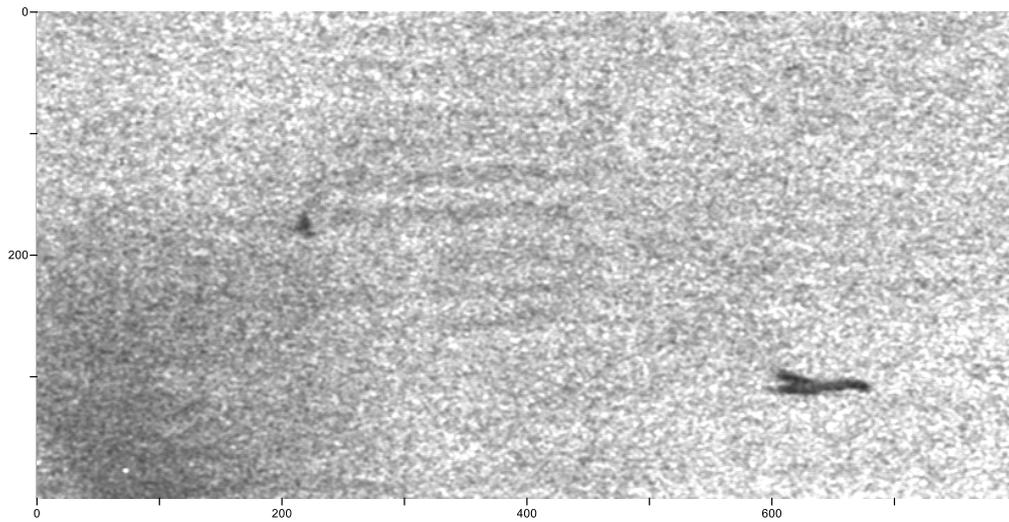
Einige ausgewählte Ansätze zur Detektion finden sich in Espedal (1999) und Brekke u. Solberg (2005). Die semi-automatische Vorgehensweise ist der Tatsache geschuldet, dass anhand eines SAR-Bildes bestenfalls Oberflächenfilme, nicht aber die Art der Oberflächenfilme bestimmt werden kann. Robinson (2004)[Seite 551] gibt einige Hinweise darauf, wie sich Ölfilme von biogenen Filmen in der Abbildung unterscheiden können. Bei anthropogenen Filmen werden für die Signaturen folgende Eigenschaften erwartet:

1. kompakte Formen und
2. eine klare Abgrenzung zur Umgebung.

Die unterschiedliche Abbildung von Ölfilmen und der rauen Meeresoberfläche ist in Abbildung 6.8 zu erkennen. Die Signaturen dieser Filme stellen im Gegensatz zu den Signaturen, die durch biogene Oberflächenfilme entstehen, flächige Merkmale dar. Merkmale innerhalb dieser flächigen Signaturen sind in Hinblick auf die Verfolgung der Strukturen zur Ermittlung der Oberflächenströmung ungeeignet, da sich lediglich an den Rändern der Flächen interessante, markante Strukturen in den Bildern abzeichnen.

Aus diesem Grund wird eine Klassifikation der Meeresoberfläche zur Unterscheidung zwischen anthropogenen Filmen und der Meeresoberfläche nicht verwendet. Stattdessen wird eine kantenbasierte Vorgehensweise entwickelt, um geeignete markante Punkte auf dem Rand der Signaturen der Filme direkt zu extrahieren. Für diese Aufgabe wurde der Canny-Operator verwendet, der anhand eines Hystereseverfahrens auf dem Gradienten des Bildes Kantenzüge erkennt (vgl. Canny (1986)).

Durch die Entkopplung des Gradienten und die verbesserte Diskretisierung durch abgeleitete Gauß-Funktionen kann das Canny-Verfahren ohne Mehraufwand für verschie-



**Abbildung 6.8:** Ergebnis der Gamma-MAP-Filterung am Beispiel des SAR-Bildes aus Abbildung 2.8, welches zwei Ölfilme zeigt. Zur besseren Darstellung wurde der Kontrast erhöht

dene Skalen des Bildraums durchgeführt werden. Abbildung 6.9 zeigt die Ergebnisse des Canny-Kantenfinders in Abhängigkeit der Operatorskala (gegeben durch die Standardabweichung  $\sigma$  der abgeleiteten Gauß-Funktion) auf einem Gamma-MAP-gefilterten SAR-Bild. Ähnlich zu den Fenstergrößen der Filter im Abschnitt 4.2 muss auch hier eine passende Skala gefunden werden. Mit ansteigender Skala verändert sich das Ergebnis des Canny-Kantenfinders so, dass Kanten, die sehr feine Details im Bild widerspiegeln, nach und nach verloren gehen.

In Abhängigkeit von der Skala müssen durch geeignete Schwellenwertbildung diejenigen Kantenzüge ausgewählt werden, die jeweils die höchste Gradientenstärke haben. Diese stellen die Trennlinien zwischen den Ölfilmen und dem umgebenden (raueren) Meer dar. Um den Schwellenwert festzulegen, erfolgt bei dem entwickelten Verfahren eine Histogrammanalyse der Kantengewichte der Edgel.

#### **Algorithmus 6.2 (Histogrammbasierte Schwellenwertbestimmung)**

Seien  $e_i \in \mathbb{R}^2$  die ermittelten Canny-Edgel, mit Kantengewichten  $w(e_i) \in \mathbb{R}$ . Es wird angenommen, dass nicht signifikante Edgel normalverteilt um einen geringen Gewichtungswert sind und dass die meisten Edgel mit Rauschen korrespondieren. Dann lässt sich ein Schwellenwert  $t$  bestimmen, sodass  $E_t = \{e_i | w(e_i) > t\}$  die Menge aller signifikanten Edgel beschreibt:

1. Erstelle ein Histogramm  $h$  der Gewichte  $w_i$  der Edgel.
2. Schätze Mittelwert  $\mu_h$  und Standardabweichung  $\sigma_h$  des Histogramms.

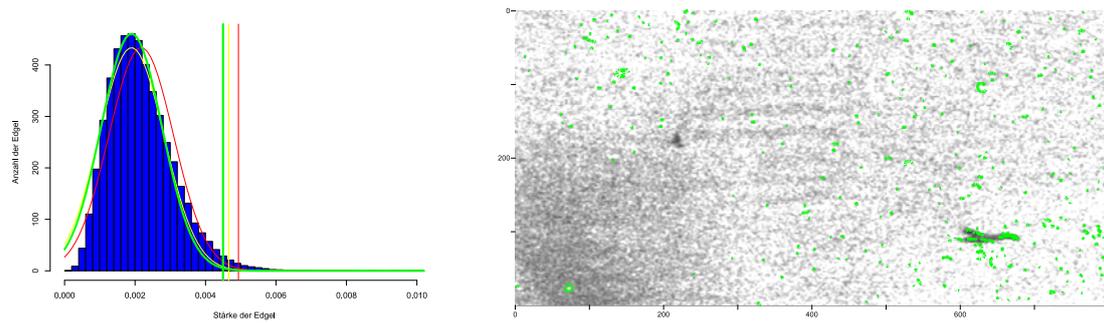
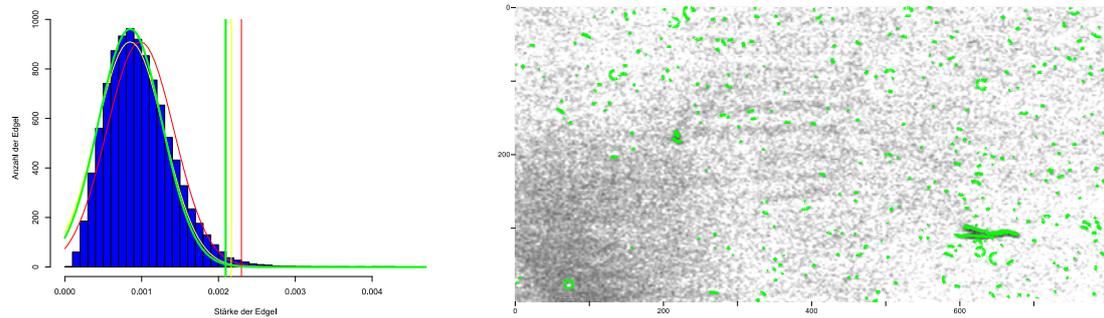
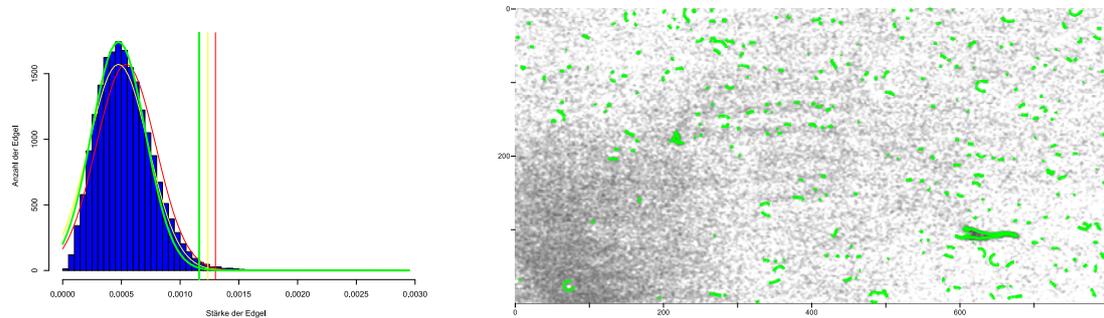
3. Verschiebe den Mittelwert zu dem Wert  $\mu_w$ , der das Maximum des Histogramms  $max_h$  repräsentiert.
4. Passe die Standardabweichung  $\sigma_w$  so an, dass die Normalverteilung  $G_{\mu_w, \sigma_w}(\mu_w) = max_h$  ist. Hieraus folgt  $\sigma_w = \frac{1}{max_h \cdot \sqrt{2\pi}}$ .
5. Falls die Abweichungen der geschätzten Normalverteilung vom Histogramm mit jedem Schritt geringer wurden, liegt mit  $t = \mu_w + 3\sigma_w$  der gesuchte Schwellenwert vor.

In Abbildung 6.9 sind in der linken Spalten die Histogramme sowie die angepassten Normalverteilungen dargestellt. Hierbei sind jeweils die einzelnen Anpassungsschritte in Rot (Schritt 2), Gelb (Schritt 3) und Grün (Schritt 4) hervorgehoben. Rechts sind jeweils die signifikanten Edgel nach Ablauf des Algorithmus' dargestellt.

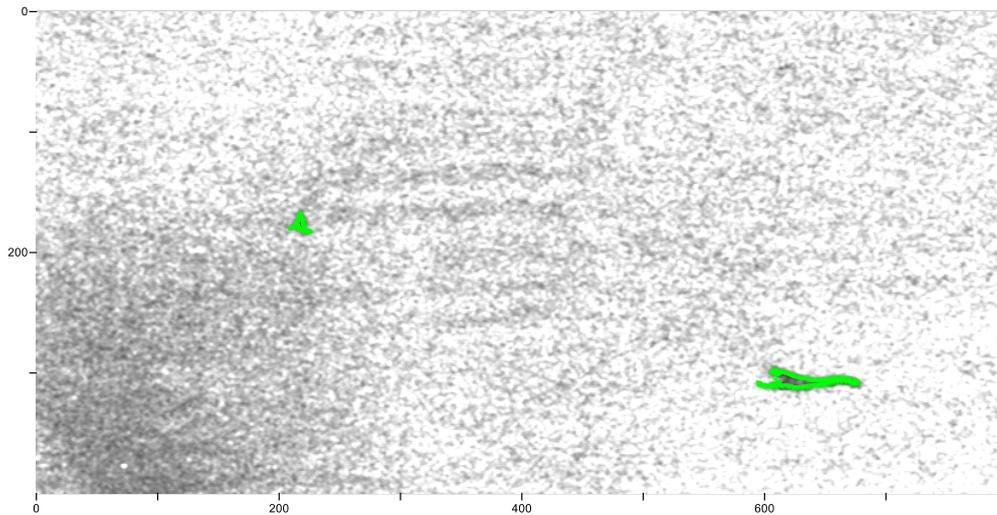
In dem hier gezeigten Beispiel ist zur Merkmalsdetektion eine Skala von  $\sigma = 3$  am besten geeignet. Im Allgemeinen hängt die Wahl der Skala von der Auflösung des Bildes und dem Kontrast der zu erkennenden Signaturen ab. Für die nächsten Verarbeitungsschritte wird daher eine Skala von  $\sigma = 3$  mit einem korrespondierenden Schwellenwert von  $t = 0.001$  gewählt. Nach der Erkennung von Kanten durch den Canny-Kantenfinder lässt sich auf der Skala  $\sigma = 3$  erkennen, dass auch einige unerwünschte Kantenelemente im Bild erkannt worden sind. Diese entstehen an Kontrastkanten des Bildes, die nicht mit den Kanten der Ölflecken korrespondieren. Um diese unerwünschten Kantenelemente zu unterdrücken, wird im weiteren Verlauf der Merkmalsextraktion das Verwenden einer Modellannahme vorgeschlagen: Zu erkennende Kantenzüge, die Ölflecken umschließen, besitzen eine minimale Länge von  $n$  Bildpunkten. Andernfalls sind sie auf Rauschen zurückzuführen.

Um die Länge eines Kantenzuges messen können, werden räumlich gruppierte Edgel eingeführt. Diese beschreiben Zusammenhangskomponenten von Edgeln, die mit einer Distanz von  $d \leq max_d$  lokal benachbart sind. Werden die Edgel unter dieser Annahme zu Kantenzügen gruppiert, so kann anhand der Anzahl der Edgel ein Rückschluss auf die Länge des Kantenzuges erfolgen. Im entwickelten Ansatz wird die Anzahl der Elemente als Länge angenommen. Mit der Statistik über die Kantenzüge und deren Gesamtlänge können die Kantenzüge im Rahmen der oben genannten Modellannahme gefiltert werden.

Abbildung 6.10 zeigt das Ergebnis einer solchen Filterung der Kantengruppen anhand der vorher ausgewählten Edgel von Teilabbildung 6.9c. Dabei ist zu beachten, dass mit der Auswahl des Längenparameters auch eine Vorauswahl der zu erkennenden Größe der Ölflecke einher geht. Zudem ist dieser Wert von der Auflösung des Bildes abhängig. Mit dem entwickelten Verfahren, das lediglich von zwei Parametern abhängig ist, konnten im Rahmen der Merkmalsextraktion der Signaturen anthropogener Oberflächenfilme vielversprechende Resultate erzielt werden (siehe Abschnitt 9.3).

(a) Ergebnisse des Canny-Kantenfinders auf der Skala  $\sigma = 1 \rightarrow t = 0.005$ (b) Ergebnisse des Canny-Kantenfinders auf der Skala  $\sigma = 2 \rightarrow t = 0.002$ (c) Ergebnisse des Canny-Kantenfinders auf der Skala  $\sigma = 3 \rightarrow t = 0.001$ 

**Abbildung 6.9:** Die Ergebnisse des Canny-Kantenfinders zur Merkmalsdetektion bei anthropogenen Oberflächenfilme unter Betrachtung unterschiedlicher Skalen  $\sigma$ . Links: Für jede Skala wird eine Normalverteilung an das Histogramm der ermittelten Kantengewichte angepasst (rot: erste Schätzung, gelb: Anpassung des Mittelwerts, grün: Endergebnis). Anhand der Parameter dieser Verteilung wird mittels der  $3\sigma$ -Regel ein Schwellenwert (grüne vertikale Linie) berechnet. Rechts: Edgel, die oberhalb der automatisch ermittelten Schwelle liegen.



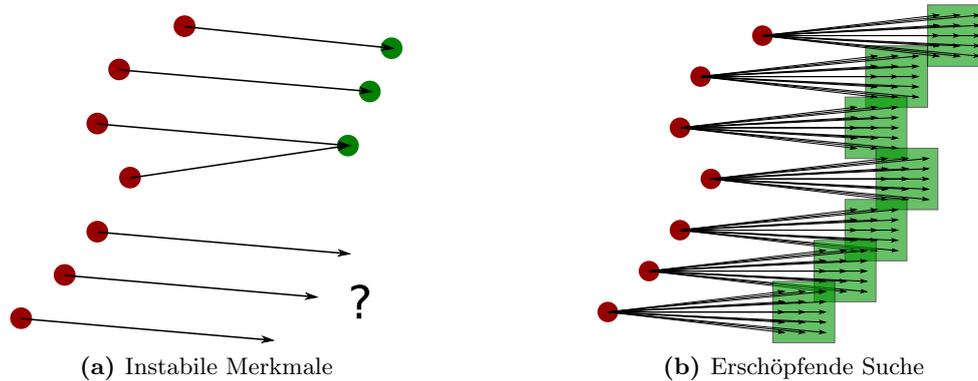
**Abbildung 6.10:** Ergebnisse der längenbasierten Filterung der gruppierten Canny-Edgel zur Erkennung anthropogener Oberflächenfilme. Die hier gewählte Länge von 50 Bildpunkten entspricht  $3.75 \text{ km}$  auf der Meeresoberfläche.

### 6.2.3 Erschöpfende Suche nach instabilen Merkmalen

Ein Hauptproblem der merkmalsbasierten Verfahren ist, dass diese eine hohe raumzeitliche Stabilität der zu verfolgenden Merkmale erfordern. Aus den Ergebnissen, die in Abschnitt 6.2.1 erzielt worden sind, folgt jedoch, dass die Verwendung multimodaler Bildfolgen dazu führt, dass eine solche Merkmalsstabilität nicht mehr gegeben ist. Die spezifische Ausprägung der Signaturen auf diesen Bilddaten unterschiedlicher Modalitäten ist jeweils zu verschieden, als dass die Verfahren der Merkmalsdetektion in aufeinander folgenden Bildern stabile Merkmale ermitteln könnten.

Da die Arten der Bildgebung zu unterschiedlich sind um durch eine Anpassung der Verfahren zur Merkmalsdetektion stabile Merkmale zu erhalten, wird in dieser Arbeit eine andere Vorgehensweise entwickelt. Statt der Bestimmung der Merkmalsmengen für beide aufeinander folgende Bilder, werden die Merkmale lediglich für ein Bild bestimmt. Die Auswahl des Bildes für welches die Merkmale erkannt werden kann zum Beispiel anhand der höheren radiometrischen Qualität erfolgen. Anschließend wird angenommen, dass generell alle Bildpunkte des verbleibenden Bildes, die sich innerhalb einer gewissen Distanz zum erkannten Merkmal befinden, als Kandidaten für einen Merkmalsvergleich infrage kommen. Diese Sichtweise entspricht einer erschöpfenden Suche nach dem Merkmal im jeweils anderen Bild.

Für diesen Fall eignet sich der empirische Korrelationskoeffizient aufgrund seiner Berechnungskomplexität nur bedingt (vgl. Definition 4.4). Nimmt man beispielsweise an, dass für jedes Merkmal des ersten Bildes 10 Merkmale des zweiten Bildes infrage kommen und nun ein Areal von  $10 \times 10$  Bildpunkten erschöpfend durchsucht werden muss, so ergibt sich eine Erhöhung der durchzuführenden Vergleichsoperationen um den Faktor



**Abbildung 6.11:** Problem der instabilen Merkmale bei der Merkmalszuordnung. Rote Merkmale stammen aus dem Bild der höheren radiometrischen Qualität, grüne aus dem radiometrisch schlechteren Bild der Folge.

10. Anstatt den empirischen Korrelationskoeffizienten für Merkmale einzeln zu berechnen, wird daher nun ein Verfahren vorgestellt, mit dem der gesamten infrage kommende Bildraum äußerst effizient mit der Merkmalsexpanion des Merkmals verglichen werden kann, sodass für jeden zu vergleichenden Bildpunkt der Korrelationskoeffizient ermittelt und die Berechnung erheblich beschleunigt wird.

Die Grundlage dieses Verfahrens ist ein sogenannter Schablonenvergleich: Ausgehend von einem kleinen Bildausschnitt, der sogenannten Schablone, wird die Ähnlichkeit dieser an allen Stellen des folgenden Bildes gemessen. Die Schablone entspricht im Kontext dieser Arbeit einem expandierten punktförmigen Merkmal. Die resultierende Ähnlichkeit kann in Form eines Distanzmaßes definiert werden:

**Definition 6.3 (Euklidische Distanz zwischen Bild und Schablone)**

Sei  $I$  das Bild, und  $S$  ein weiteres Bild (die Schablone), für die die Distanz zu  $I$  festgestellt werden soll, mit  $\text{dom}(I) = [0, \dots, w_I[ \times [0, \dots, h_I[$  und  $\Omega_S := \text{dom}(m) = [0, \dots, w_S[ \times [0, \dots, h_S[$  und  $w_S \leq w_I \wedge h_S \leq h_I$ . Die Euklidische Distanz  $d_{S,I}$  beschreibt ein Ähnlichkeitsmaß zwischen Bild und Schablone:

$$\begin{aligned} d_{S,I}(x, y) &= \sum_{(u, v)^T \in \Omega_S} (S(u, v) - I(x - u, y - v))^2 \\ &= \sum_{(u, v)^T \in \Omega_S} S(u, v)^2 - 2 \sum_{(u, v)^T \in \Omega_S} S(u, v)I(x - u, y - v) + \sum_{(u, v)^T \in \Omega_S} I(x - u, y - v)^2 \end{aligned}$$

Der erste Term, die Summe über alle Werte der Schablone, ist stets konstant. Daher kann er für den Vergleich vernachlässigt werden. Nimmt man nun an, dass auch der letzte Term (die Bildintensität) konstant ist, so erhält man als einzigen verbleibenden nur noch den mittleren Term. Dieser beschreibt das Verhältnis der Intensitätswerte von Schablone

und dem darunter liegendem Bild und entspricht der unnormierten Kreuzkorrelation zwischen Schablone und Bild:

$$\sum_{(u \ v)^T \in \Omega_S} S(u, v) I(x - u, y - v)$$

Die Kreuzkorrelation ist ein sehr kompakter Term zur Beschreibung der Ähnlichkeit von Schablone und Bild. Die Verwendung der Kreuzkorrelation bietet in der Bildverarbeitung vor allem den Vorteil der hohen Berechnungsgeschwindigkeit. Man kann leicht zeigen, dass es sich bei der Kreuzkorrelation um die diskrete zweidimensionale Korrelation handelt. Diese lässt sich mit dem Korrelationstheorem als eine Faltung aus dem Bild und der komplex konjugierten Schablone auffassen. Diese Faltung lässt sich, insbesondere für große Schablonen, im Frequenzraum effizient als Multiplikation ausführen. Hierzu müssen beide Bilder in den Frequenzraum und zurück in den Bildraum transformiert werden. Um diese Transformationen schnellstmöglich durchzuführen, sollte für digitale Bilder die schnelle Fourier-Transformation (FFT) verwendet werden.

Neben dem Vorteil der hohen Berechnungsgeschwindigkeit besitzt die Kreuzkorrelation auch einige Nachteile, die sich aus der Verwendung der euklidischen Distanz als Abstandsmaß ergeben:

1. Fehlende Intensitäts-Invarianz in Bezug auf den Suchraum

Das Ergebnis der Kreuzkorrelation ist nicht nur davon abhängig, wie ähnlich die Schablone dem Bildausschnitt ist, sondern auch von der aktuellen Position im Bild. Besitzt das Bild beispielsweise einen vertikalen Intensitätsverlauf und die Schablone eine konstante Intensität, so sind die Werte der Kreuzkorrelation in den helleren Bildbereichen deutlich höher, auch wenn die Schablone dort nicht ähnlicher ist.

2. Fehlende Invarianz in Bezug auf die Schablonengröße

Das Ergebnis der Kreuzkorrelation ist von der Größe der Schablone abhängig, da in der Gleichung kein Normierungsfaktor verwendet wird. Dies widerspricht dem natürlichen Empfinden. Im Gegensatz dazu wird es mit ansteigender Schablonengröße immer schwieriger hohe Ähnlichkeiten zu erreichen.

3. Fehlende Intensitäts-Invarianz in Bezug auf die Schablone

Die Kreuzkorrelation ist nicht unabhängig in Bezug auf Helligkeitsunterschiede der verwendeten Schablone. Nimmt man an, dass die Schablone eine prototypische Darstellung des gesuchten Objekts ist, so ist diese tatsächlich nur in den gegebenen Intensitäten als Prototyp anzusehen. Verdunkelt man beispielsweise die Schablone, so liefert die Kreuzkorrelation für den gleichen Bildraum einen geringeren Wert.

Es lässt sich festhalten, dass die Kreuzkorrelation neben der Berechnungsgeschwindigkeit keinerlei Vorteile aufweist. Stattdessen folgen mit ihr einige erhebliche Nachteile, die sie für das Anwendungsgebiet dieser Arbeit und insbesondere für die Verwendung von multimodalen Bilddaten als ungeeignet disqualifizieren.

Um diese Probleme zu bewältigen, müssen sowohl das Bild als auch die Schablone normiert werden. Diese Normierung führt zur normierten Kreuzkorrelation:

**Definition 6.4 (Normierte Kreuzkorrelation)**

Sei  $I$  das Bild, und  $S$  die Schablone, für die die gleichen Eigenschaften gelten wie in Definition 6.3. Dann beschreibt die normierte Kreuzkorrelation NCC die Ähnlichkeit zwischen Bild und Schablone, normiert auf das Intervall  $[-1, \dots, 1]$  in Analogie zur Definition 4.4:

$$\text{NCC}_{S,I}(x, y) = \frac{\sum_{(u, v)^T \in \Omega_S} S(u, v) I(x - u, y - v)}{\sqrt{\sum_{(u, v)^T \in \Omega_S} (S(u, v) - \bar{S})^2} \cdot \sqrt{\sum_{(u, v)^T \in \Omega_S} \left( I(x - u, y - v) - \bar{I} \Big|_{\vec{ul}}^{\vec{lr}} \right)^2}}$$

wobei  $\bar{S}$  der Mittelwert der Schablone ist.  $\bar{I} \Big|_{\vec{ul}}^{\vec{lr}}$  beschreibt den Mittelwert des Bildausschnittes von  $I$ , der durch:

$$\vec{ul} = \left( x - \frac{S_w}{2} \quad y - \frac{S_h}{2} \right)^T \quad \text{und} \quad \vec{lr} = \left( x + \frac{S_w}{2} \quad y + \frac{S_h}{2} \right)^T$$

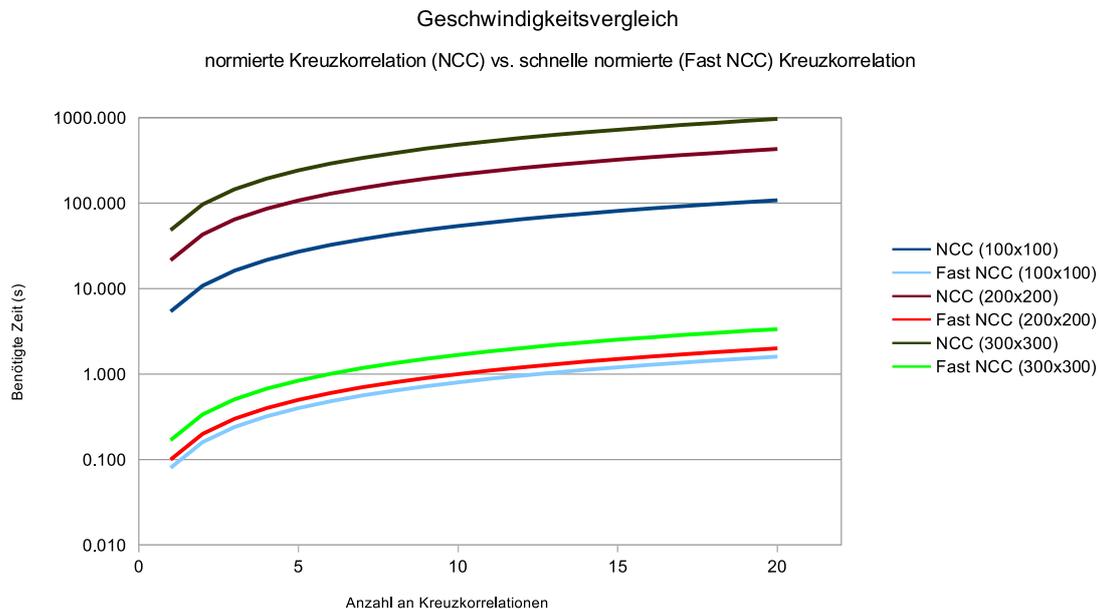
noch oben links beziehungsweise unten rechts begrenzt ist. Dies entspricht dem Bildausschnitt unter der Schablone an der Position  $(x, y)$ .

Diese Normierung der Kreuzkorrelation korrigiert die oben angesprochenen Schwächen der unnormierten Kreuzkorrelation. Dafür müssen nun allerdings neben dem unveränderten Zähler noch die beiden Terme des Nenners berechnet werden. Diese stellen sie Normierungsfaktoren dar. Die normierte Kreuzkorrelation lässt sich nicht mehr geschlossen im Frequenzraum berechnen, sodass eine Berechnung der normierten Werte recht aufwändig ist.

Um die Berechnung dennoch zu beschleunigen, wurde von Lewis (1995) untersucht, aus welchen Komponenten die wie die Gleichung in Definition 6.4 besteht, und welche Optimierungsmöglichkeiten im einzelnen bestehen:

1. Der Zähler entspricht der Kreuzkorrelation. Die Berechnung kann im Frequenzraum erfolgen, wodurch eine hohe Geschwindigkeit erzielt wird. Dieser Teil der Gleichung muss folglich nicht optimiert werden.
2. Der linke Teil des Nenners beinhaltet lediglich Informationen über die Schablone und ist daher für alle Berechnungen konstant. Er muss nur einmal berechnet werden und kann anschließend immer wieder verwendet werden.
3. Problematisch ist folglich nur der rechte Teil des Nenners. Dieser ändert sich bei jedem Koordinatenwechsel der Schablone, da das Bild unter der Schablone sich in diesem Fall ebenfalls leicht ändert.

Um die Berechnung des problematischen Terms zu beschleunigen, schlägt Lewis (1995) vor, Summentabellen für das Bild zu erstellen. Die Erstellung dieser Summentabellen



**Abbildung 6.12:** Vergleich des Zeitbedarfs der schnellen erschöpfenden Suche in Vergleich mit der nicht zeitoptimierten Variante. Verwendet wurde eine Merkmalsexpanion von  $61 \times 61$  Bildpunkte. Die Größe des Suchraums ist in Klammern angeben. Die Zeiten wurden mit einem MacPro mit einer 2x 2.66 GHz Dual-Core Xeon ermittelt.

stellt zwar einen weiteren Verarbeitungsschritt dar, muss jedoch nur einmal durchgeführt werden. Nach dieser Erstellung kann die Berechnung des problematischen dritten Terms ebenfalls in konstanter Zeit erfolgen.

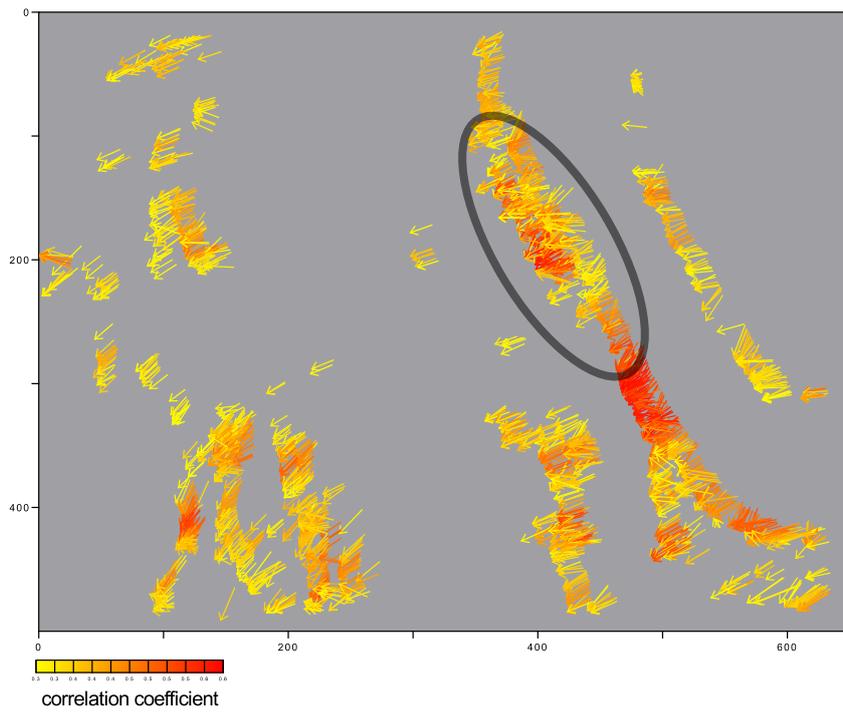
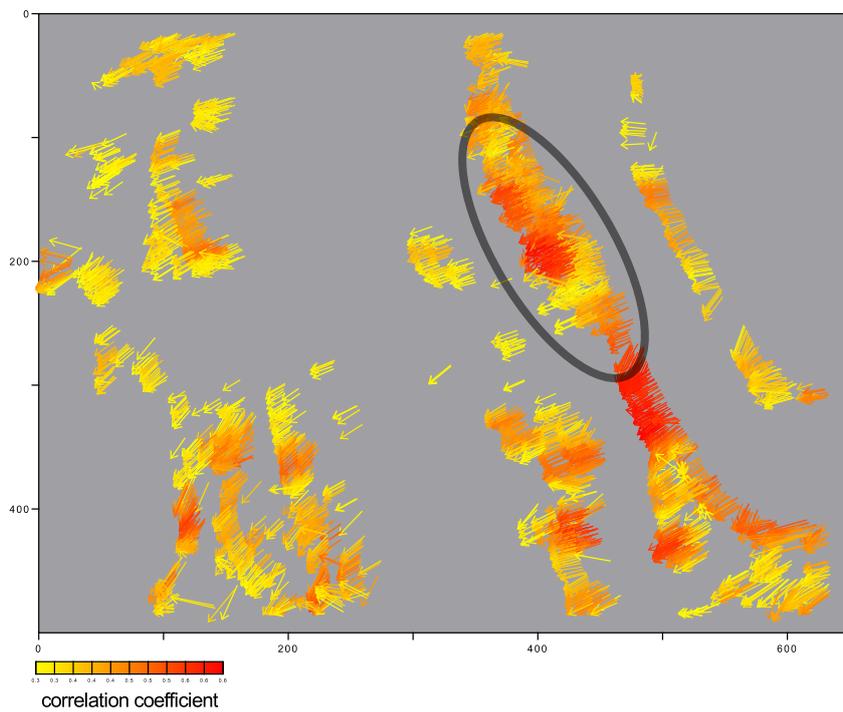
Im Vergleich zur merkmalsweisen Berechnung des Korrelationskoeffizienten können in dieser Arbeit durch die von Lewis (1995) vorgeschlagene Technik der schnellen normierten Kreuzkorrelation enorme Geschwindigkeitszuwächse erreicht werden, die über dem tausendfachen der naiven Vorgehensweise liegen (vgl. Abbildung 6.12). Die schnelle erschöpfende Suche benötigte in exemplarischen Untersuchungen etwa soviel Zeit wie die Berechnung von 0.5% der einzelnen merkmalsweise Berechnungen des Korrelationskoeffizienten. Das heißt, dass in der gleichen Zeit, in der die schnelle erschöpfende Suche für einen Suchraum von  $200 \times 200$  Bildpunkten durchgeführt wird, nur etwa 200 einzelne Korrelationskoeffizienten bestimmt werden können.

Durch die Beschleunigung der normierten Kreuzkorrelation anhand der vorgestellten Vorgehensweise wird das Verfahren der erschöpfenden Suche auch für größere Bilddaten erstmalig anwendbar. Außerdem wird das Verfahren in dieser Arbeit zum ersten Mal dazu verwendet, um Bewegungsschätzungen der Meeresströmung aus mittel- bis hochaufgelösten Fernerkundungsbildern unterschiedlicher Modalität zu ermitteln. Die Berech-

nungszeiten liegen in den Fallstudien dieser Arbeit je nach Dichte der Merkmale für die erschöpfende Suche lediglich um den Faktor 2 bis 4 über denen des nicht erschöpfenden Merkmalsvergleichs.

Zur Veranschaulichung der Leistungsfähigkeit des Verfahrens zeigt Abbildung 6.13 die Ergebnisse der merkmalsbasierten Zuordnung ohne und mit erschöpfender Suche am Beispiel von multimodalen Bilddaten der ersten Fallstudie. Hierbei ist zu erkennen, dass die erschöpfende Suche zu einem glatteren ermittelten Strömungsfeld führt. Gleichzeitig steigen mit dem Einsatz der erschöpfenden Suche die einzelnen Korrelationskoeffizienten. Dies ist ein Hinweis darauf, dass die Merkmale, die ohne erschöpfende Suche zugeordnet werden konnten, lediglich eine geringe Stabilität aufweisen. Durch die erschöpfende Suche können besser korrespondierende Merkmale ermittelt und zugeordnet werden.

Die im vorigen Kapitel eingeführte Technik der fokussierten Suche kann im Rahmen der Prozesskette der merkmalsbasierten Strömungsbestimmung auch mit der erschöpfenden Suche kombiniert werden. Durch die fokussierte Suche wird der Suchraum verkleinert, sodass die Zeitkomplexität des resultierenden Merkmalsvergleichs noch weiter gesenkt werden kann.

(a) Suche von Merkmal  $\rightarrow$  Merkmal(b) Erschöpfende Suche von Merkmal  $\rightarrow$  Bildausschnitt

**Abbildung 6.13:** Vergleich von Merkmalszuordnung und erschöpfender Suche anhand multimodaler Bilddaten der ersten ROI der ersten Fallstudie (Ostsee). Durch die erschöpfende Suche werden Zuordnungen höherer Korrelationskoeffizienten erreicht, die zudem eine glattere Strömung beschreiben. Merkmale mit einem Korrelationskoeffizienten unter 0.3 wurden ausgeblendet. Dargestellt sind die Maximum-Likelihood-Zuordnungen.

### 6.2.4 Glattheitsannahmen in der Merkmalszuordnung

In den üblicherweise verwendeten Ansätzen zur Merkmalszuordnung, wie zum Beispiel der Maximum-Likelihood-Zuordnung aus Definition 4.7, werden globale Glattheitsbedingungen nicht berücksichtigt. Im Anwendungsgebiet dieser Arbeit kann jedoch angenommen werden, dass die Bewegung an der Meeresoberfläche auch auf der Mesoskala in einem begrenzten lokalen Rahmen glatt verläuft. In diesem Abschnitt werden daher zwei unterschiedliche Glattheitsforderungen definiert, die zum Entwurf von zwei neuen Zuordnungsverfahren führen.

Um innerhalb des Zuordnungsproblems Glattheitsforderungen etablieren zu können, werden zwei Umgebungen eingeführt für die Glattheit angenommen werden soll. Hierbei enthält die Intra-Merkmalsumgebung die für ein Merkmal möglichen Zuordnungen.

**Definition 6.5 (Intra-Merkmalsumgebung)**

Sei  $\vec{m} \in MM_1$  ein Merkmal einer Merkmalsmenge, zu dem  $n$  unterschiedliche Korrespondenzen  $k_i \in \{1, \dots, n\} \in MM_2$  in einer zweiten Merkmalsmenge gefunden wurden. Dann beschreibt die Intra-Merkmalsumgebung  $NH_{\text{intra}}$  die Menge, die diese korrespondierenden Merkmale enthält.

$$NH_{\text{intra}}(\vec{m}) = \text{img}(\text{assign}_{\text{op}}(\vec{m})) = \{k_i | i \in \{1, \dots, n\}\}$$

wobei  $\text{assign}_{\text{op}}$  der Zuweisungsoperator von  $MM_1$  nach  $MM_2$  ist.

Die Inter-Merkmalsumgebung enthält die benachbarten Merkmale eines Merkmals und bildet somit die räumliche Nachbarschaft unterschiedlicher Merkmalszuordnungen ab.

**Definition 6.6 (Inter-Merkmalsumgebung)**

Sei  $\vec{m} \in MM_1$  ein Merkmal einer Merkmalsmenge. Dann beschreibt die Inter-Merkmalsumgebung diejenige Teilmenge von  $MM_1$  für die gilt:

$$NH_{\text{inter}}(d, \vec{m}) = \{m' \in MM_1 | m' \neq m \wedge \|m' - m\| \leq d\}$$

wobei  $\|m' - m\|$  der euklidischen Distanz zwischen den Positionen der punktförmigen Merkmalen entspricht.

Mithilfe dieser beiden unterschiedlichen Umgebungen können unterschiedliche Glattheitsforderungen in Bezug auf die Ähnlichkeitsfunktion ausgedrückt werden. Während innerhalb einer Intra-Merkmalsumgebung die Bildmenge der Ähnlichkeitsfunktion verwendet wird, wird durch die Inter-Merkmalsumgebung die räumliche Nachbarschaft beschrieben. Zudem können beide Umgebungen kombiniert werden. Dafür müssen zunächst alle Merkmale der Inter-Merkmalsumgebung bestimmt werden, um anschließend für diese die Intra-Merkmalsumgebung zu ermitteln. Diese ergeben dann in ihrer Gesamtheit wieder eine Menge von Ähnlichkeiten, die für die folgenden Algorithmen benutzt werden können, um Glattheitsannahmen zu etablieren. Für die entworfenen Algorithmen wird von der Erzeugung der Nachbarschaft von Merkmalen und deren Ähnlichkeitswerten abstrahiert. Somit wird die Menge an möglichen Korrespondenzen für das Merkmal  $\vec{m} \in MM_1$  im Folgenden mit  $\Omega_{\vec{m}} \subset MM_2$  bezeichnet.

Bei den entwickelten Ansätzen handelt es sich um rein lokale Verfahren, die ausgehend von mehreren Ähnlichkeitsmessungen lediglich die Korrespondenzkandidaten innerhalb einer gewissen Umgebung betrachten. Sollen globale Forderungen an die Zuordnung gestellt werden, so müssen nicht nur die Fehlermaße innerhalb der Nachbarschaften minimiert werden. Vielmehr muss darüber hinaus eine globale Minimierung folgen. Unter der Annahme, dass die Zuordnungen möglichst global glatt sein sollen, wurden die entwickelten Verfahren zusätzlich so erweitert, dass sie in mehreren Iterationen auf das gesamte ermittelte Flussfeld angewendet werden können.

Die iterative Anwendung der Verfahren führt dazu, dass die Glättung einzelner lokaler Nachbarschaften über größere Distanzen hinweg propagiert werden kann. Bei diesen iterativen Varianten der Verfahren handelt es sich um eine spezielle Art der Relaxationsverfahren (vgl. Rosenfeld et al. (1976)). Bei diesen wird durch iterative, parallele Optimierungsstrategien versucht, aus der Menge der ähnlichsten Merkmalen eines Merkmals die passendste Korrespondenz zu bestimmen.

Das erste entworfene Verfahren erreicht dadurch eine höhere Glattheit, dass es aus allen möglichen Korrespondenzen  $\Omega_{\vec{m}}$  einen gewichteten Mittelwert bestimmt. Das Gewicht jeder einzelnen Zuordnung wird hierbei durch das Produkt zwischen Ähnlichkeitswert und einer weiteren Gewichtungsfunktion  $w$  beschrieben:

**Definition 6.7 (Zuordnung durch gewichtete Mittelwertbildung)**

Sei  $\vec{m} \in MM_1$  ein Merkmal, mit Korrespondenzen der Menge  $\Omega_{\vec{m}}$ , die jeweils mit einem Ähnlichkeitsmaß von  $\text{sim}(\vec{m}, \vec{m}' \in \Omega_{\vec{m}})$  gewichtet sind. Dann entspricht die Zuordnung durch gewichtete Mittelwertbildung folgender Korrespondenz:

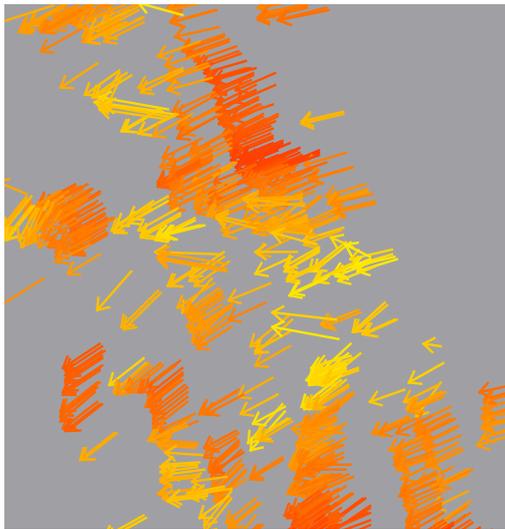
$$\text{assign}_{\text{mean}}(\vec{m}) = \sum_{\vec{m}' \in \Omega_{\vec{m}}} \frac{\text{sim}(\vec{m}, \vec{m}')w(\vec{m}, \vec{m}')}{s_w} \vec{m}' \quad \text{mit} \quad s_w = \sum_{\vec{m}' \in \Omega_{\vec{m}}} \text{sim}(\vec{m}, \vec{m}')w(\vec{m}, \vec{m}')$$

und Gauß'scher Entfernungsgewichtung:

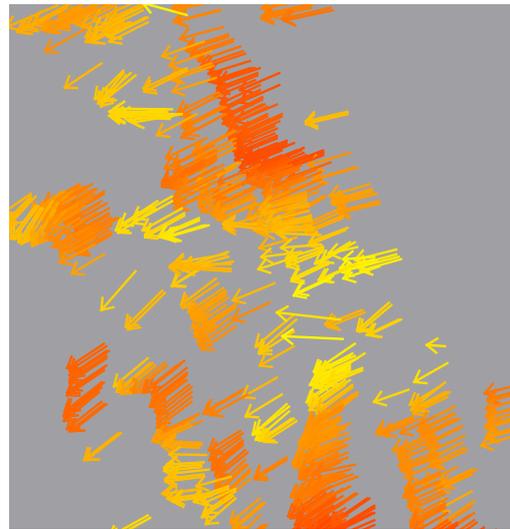
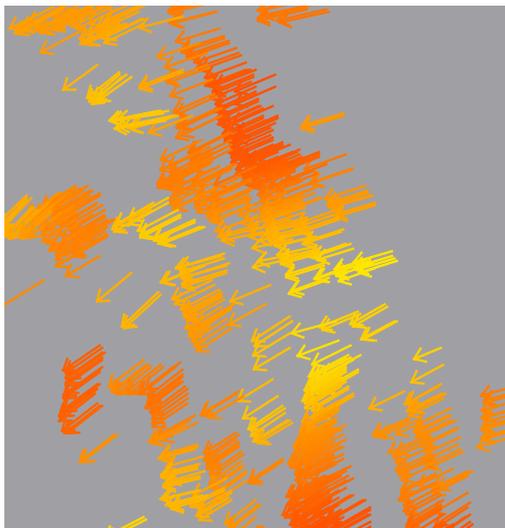
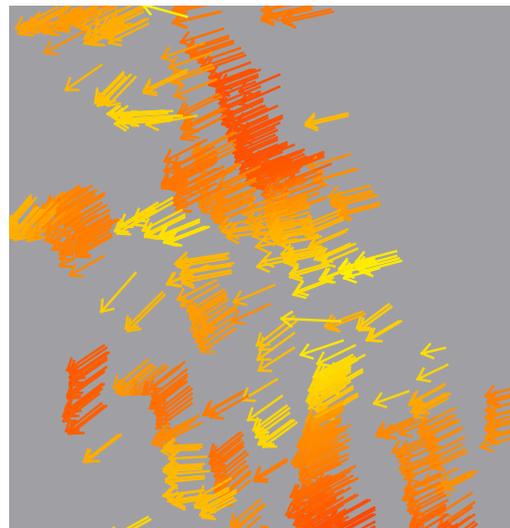
$$w(\vec{m}, \vec{m}') = G_{\sigma}(\|\vec{m}' - \vec{m}\|)$$

Als Gewichtungsfunktion  $w$  wird in dieser Arbeit eine Gauß-Funktion mit Mittelwert 0 und frei wählbarer Standardabweichung  $\sigma$  verwendet. Hierdurch werden weiter entfernte Merkmale mit gleichen Ähnlichkeitswerten der Inter-Merkmalsumgebung schwächer gewichtet als nah benachbarte. Setzt man hingegen  $w = 1$ , so werden alle Merkmale nur aufgrund ihres Ähnlichkeitswerts gewichtet.

In Abbildung 6.14 ist dargestellt wie sich die Wahl der Parameter auf das Ergebnis des Glättungsverfahrens auswirkt. Zu diesem Beispiel wurde das ermittelte und in der Abbildung 6.13b dargestellte Strömungsfeld mit dem gewichteten Mittelwertverfahren geglättet. Die Gewichtungsfunktion wurde für diesen Test als eine Gauß-Funktion der Distanz mit  $\sigma = 3r$  gewählt. Um die Unterschiede sichtbar zu machen, wird in Abbildung 6.14 jeweils nur ein Ausschnitt der Resultate dargestellt.



(a) ML-Zuordnung

(b) gewichtete Glättung:  $r = 10$ , 1 Iter.(c) gewichtete Glättung:  $r = 30$ , 1 Iter.(d) gewichtete Glättung:  $r = 10$ , 10 Iter.

**Abbildung 6.14:** Einfluss der Ergebnisauswahl durch gewichtete Mittelwertbildung auf das Vektorfeld aus Abbildung 6.13b (oben links). Farblich codiert sind die Korrelationskoeffizienten (gelb: 0, rot: 1). Die Glättung wird um so stärker, je höher der Radius der Glättung gewählt wird (oben rechts, unten links). Mit der Erhöhung der Iterationen wird die Glättung in entferntere Bereiche propagiert, wodurch ein ähnliches Resultat wie bei der Erhöhung des Radius' erzielt wird (unten rechts).

Bereits nach nur einem Glättungsschritt mit einem Radius von 10 Bildpunkten auf das ursprüngliche Maximum-Likelihood-Ergebnis werden viele überkreuzende Vektoren parallel ausgerichtet (siehe Teilabbildung 6.14b). Die Ausnahme bilden einige einzelne Vektoren, die räumlich isoliert sind, und somit durch die Glättung nicht erfasst werden. Bei einem Radius von 30 werden auch diese isolierten Vektoren geglättet, da sie mit dem vergrößerten Radius ebenfalls eine größere Nachbarschaft zur Mittelung besitzen (siehe Teilabbildung 6.14c). Mit der Erhöhung der Iterationsschritte wird die Glättung ebenso in diese Bereiche propagiert (siehe Teilabbildung 6.14d). Allerdings verbleibt bei dieser Vorgehensweise insgesamt eine höhere Variabilität innerhalb des Flussfeldes.

Ein Nachteil der gewichteten Mittelwertbildung ist, dass die ursprüngliche Bildmenge der Korrespondenzen verlassen wird, da durch die Berechnung des Mittelwertes neue Zielkoordinaten entstehen. Für diese neuen Koordinaten können die neuen Gewichte beispielsweise durch eine Interpolation der beteiligten Gewichte angegeben werden. Außer den benachbarten Vektoren existieren allerdings zumeist keine Hinweise auf die tatsächliche Güte des Zielvektors.

Um den eigentlichen Zuordnungsraum der Merkmale nicht zu verlassen, wird im Rahmen dieser Arbeit ein weiteres Verfahren entwickelt, welches ausgehend von einer beliebigen Merkmalsumgebung eine Zielkorrespondenz innerhalb der Intra-Merkmalsumgebung bestimmt. Somit muss für die Wahl des Zielvektors lediglich eine Auswahl stattfinden. Die Grundannahme in der Entwicklung dieses Verfahrens ist, dass die Vektoren insgesamt zu einer Richtungskontinuität beitragen sollten. Der Ansatz basiert auf der Varianzanalyse der möglichen Richtungen der Intra-Merkmalsumgebung in Bezug auf die mittlere Ausrichtung der gesamten Nachbarschaft. Die mittlere Richtung wird bei diesem Ansatz durch das gewichtete Mittelwertverfahren aus Definition 6.7 bestimmt.

**Definition 6.8 (Zuordnung durch Varianzminimierung der Ausrichtung)**

Sei  $\vec{m} \in MM_1$  ein Merkmal, mit Korrespondenzen der Menge  $\Omega_{\vec{m}}$ , die jeweils mit einem Ähnlichkeitsmaß von  $\text{sim}(\vec{m}, \vec{m}' \in \Omega_{\vec{m}})$  gewichtet sind. Dann entspricht die Zuordnung durch Varianzanalyse folgender Korrespondenz:

$$\text{assign}_{\text{var}}(\vec{m}) = \arg \min_{\vec{m}' \in \Omega_{\vec{m}}} \angle(\vec{m}' - \vec{m}, \bar{\vec{m}})$$

wobei  $\bar{\vec{m}} = \text{assign}_{\text{mean}}(\vec{m}) - \vec{m}$  dem Richtungsvektor des gewichteten mittleren Vektors von  $\vec{m}$  entspricht.  $\angle(\vec{a}, \vec{b})$  beschreibt den Winkelfehler zweier Vektoren  $\vec{a}$  und  $\vec{b}$  (siehe Definition 4.19).

Durch die Varianzminimierung ist es nun möglich, dass auch Zuordnungen mit einem geringeren Korrespondenzwert als dem maximalen ausgewählt werden, falls sich diese näher am gewichteten mittleren Richtungsvektor befinden. Zudem erhält man mit der Varianz der Richtungen ein Maß über die Validität der festgestellten Korrespondenzen eines Merkmals. Je geringer diese ist, desto enger liegen die möglichen Korrespondenzen um ein mögliches Zielmerkmal herum verteilt.

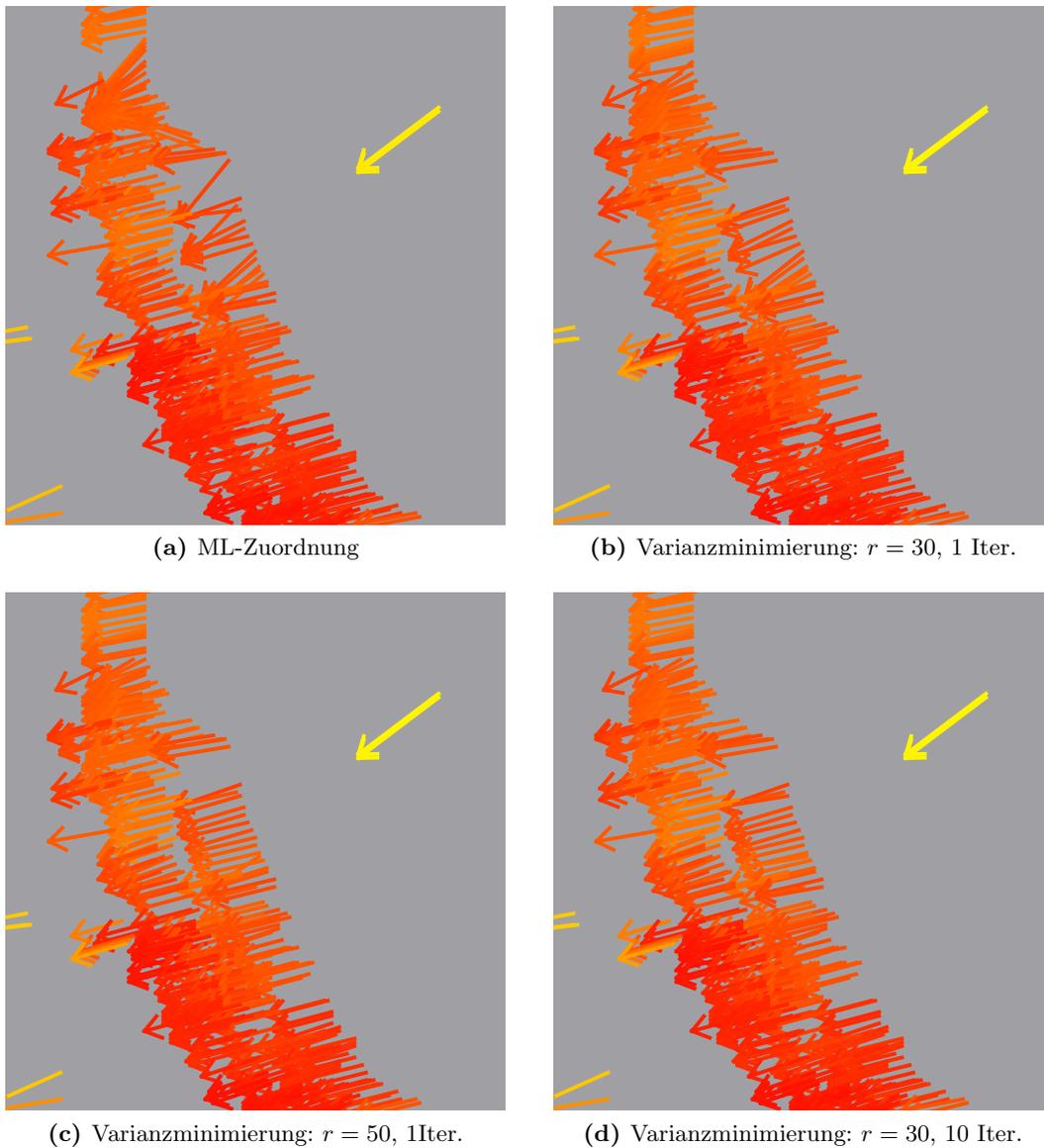
In Abbildung 6.15 wird am Beispiel eines weiteren, kleineren Bildausschnittes von Abbildung 6.13b der Einfluss des Verfahrens zur Auswahl durch Varianzminimierung

gezeigt. Da dieses Verfahren im Gegensatz zu dem glättenden Verfahren nur sehr geringe Änderungen erzielt, wurde der Bildausschnitt zudem in der Darstellung vergrößert.

Obwohl bereits bei der Maximum-Likelihood-Zuordnung die Vektoren in dem gewählten Ausschnitt nahezu parallel verlaufen, existieren einige Zielvektoren, die ein gemeinsames Ziel beschreiben, was aufgrund der umgebenden Vektoren wenig plausibel erscheint. Durch das Verfahren zur Varianzminimierung werden innerhalb der Intra-Merkmalsumgebung Vektoren ausgewählt, deren Richtungen dem gewichteten Mittel besser entsprechen. Bei einem Radius von 30 Bildpunkten können bereits verbesserte Zuordnungen durch das Verfahren getroffen werden (siehe Teilabbildung 6.15b). Erhöht man entweder den Radius oder die Anzahl der Iterationen, so verbessert sich das Ergebnis in Bezug auf die Richtungskontinuität weiter (siehe Teilabbildungen 6.15c und 6.15d). Anhand der Farbcodierung lässt sich zudem feststellen, dass die nun ausgewählten Vektoren kaum geringere Ähnlichkeitswerte besitzen, als dies bei der Maximum-Likelihood-Zuordnung der Fall war.

Das Verfahren der Varianzminimierung führt dann zu besseren Ergebnissen als das Maximum-Likelihood-Verfahren, wenn die gewünschte Korrespondenz von der Mehrzahl der Fälle in  $\vec{k}_{i \in \{1, \dots, n\}}$  gestützt wird, die Korrespondenzbestimmung aber zugleich einigem Rauschen unterliegt. In diesem Fall ist die Maximum-Likelihood-Zuordnung meist fehleranfällig, da durch sie oft Ausreißer ausgewählt werden. Diese Ausreißer werden außer durch den maximalen Korrespondenzwert meist nicht durch weitere Korrespondenzen gestützt.

Im Rahmen des Anwendungsgebiets dieser Arbeit muss angenommen werden, dass bei der multimodalen Strömungsbestimmung instabile Merkmale auftreten (vgl. Abschnitt 6.2.3). Wendet man Verfahren an, die für jedes Merkmal durch die erschöpfende Suche eine Intra-Merkmalsumgebung berechnet, die nicht mit den Inter-Merkmalsumgebungen korrespondieren, so ist das zuletzt vorgestellte Verfahren besser geeignet um Zuordnungen festzustellen als die bekannten Relaxationsverfahren (vgl. Abschnitt 4.2.3). Der Grund hierfür ist, dass die bekannten Verfahren nicht für instabile Merkmale entworfen worden sind. Außerdem unterstützen die bekannten Verfahren die Zweiteilung der Merkmalsumgebungen nicht, da sie immer Merkmalsmengen auf Merkmalsmengen zuordnen. Der Ansatz zur Varianzminimierung trifft hingegen in der Intra-Merkmalsumgebung gezielt die Entscheidung der Zuordnung, die anhand der allgemeinen Merkmalsumgebung getroffen wurde.



**Abbildung 6.15:** Einfluss der Ergebnisauswahl durch Varianzminimierung der Richtung auf das Vektorfeld aus Abbildung 6.13b (oben links). Farblich codiert sind die Korrelationskoeffizienten (gelb: 0, rot: 1). Das Vektorfeld wird um so glatter, je höher der Radius der Glättung gewählt wird (oben rechts, unten links). Die Erhöhung der Iterationsschritte führt bei einem kleineren Radius zu einer vergleichbaren Glättung (unten rechts).

## 6.3 Differentielle Strömungsmessung

Im Gegensatz zu den Verfahren der merkmalsbasierten Strömungsmessung sind für den Einsatz von differentiellen Verfahren wesentlich mehr Randbedingungen zu beachten, da die Verfahren selbst viele Forderungen beinhalten (vgl. Abschnitt 4.3).

In diesem Abschnitt werden die Probleme wieder aufgegriffen, die in den vorigen Kapiteln als wesentliche weitere Hürden genannt worden sind, damit die differentiellen Verfahren auf den Bilddaten des Anwendungsgebietes einsetzbar werden oder besonderer Nutzen aus den Bilddaten gezogen werden kann.

Für das Hauptproblem der differentiellen Verfahren, den Umgang mit großen raumzeitlichen Distanzen, wurden bereits im vorigen Kapitel Lösungen entwickelt. Daher werden die differentiellen Verfahren in diesem Abschnitt lediglich so erweitert, dass:

- sie mit Verdeckungen der Signaturen der Oberflächenfilme in einzelnen Bildbereichen durch Wolken umgehen können,
- das lokale Verfahren von Lucas und Kanade mit einem flexibleren Glattheitsterm aufgewertet wird und
- das globale Verfahren von Horn und Schunck einen Nutzen aus dem Vorhandensein multispektraler Bilddaten zieht.

Auch wenn diese Anforderungen direkt aus den Anforderungen des Anwendungsgebietes heraus entstanden sind, können die Lösungen auch für andere Gebiete verwendet werden, in denen ähnliche Problemstellungen oder Datenlagen vorliegen.

### 6.3.1 Berücksichtigung von Verdeckungen durch Wolken

Ein Problem der differentiellen Verfahren ist der Ausschluss von Bildbereichen in der differentiellen Bewegungsschätzung. Diese ausmaskierten Bereiche dürfen von den Verfahren nicht als Bildpunkte ohne Intensität betrachtet werden, sondern müssen als Bildpunkte maximaler Unsicherheit aufgefasst werden. Im Kontext dieser Arbeit betrifft dies Bildbereiche, die durch Wolken verdeckt sind und daher nicht zur Strömungsbestimmung herangezogen werden können.

In der bisherigen Forschung wurde das Problem in Bezug auf eine Bewegungsschätzung nicht hinreichend untersucht. Die Ursache hierfür ist vermutlich, dass vor allem Videomaterial verwendet wird, welches nicht maskiert werden muss. Da dies im Rahmen der vorliegenden Arbeit allerdings nicht der Fall ist und eine Verwendung ausmaskierter Bereiche zu Fehlern in der Bestimmung der Bewegung führen würde, muss eine Maskierung bereits vor der Bestimmung des Optischen Flusses erfolgt sein.

Alle differentiellen Verfahren bestimmen den Optischen Fluss anhand von Integrations- und Differentiationsverfahren, die über größere Bildbereiche berechnet werden. Würde man die unverlässlichen Bereiche durch Null-Werte zu ersetzen, da würden diese Wert innerhalb der Berechnung der Verfahren zu Scheinkonturen führen würden. Selbst wenn die entstehenden Scheinkonturen zunächst außerhalb des betrachteten Bildausschnittes

liegen, für den der Optische Fluss ermittelt werden soll, so haben sie durch die verwendeten globalen Optimierungen der differentiellen Verfahren dennoch einen unerwünschten Einfluss auf das Ergebnis.

In der Vorstellung der differentiellen Verfahren zur Lösung des Korrespondenzproblems wurden alle Verfahren so definiert, dass sich die jeweils verwendeten Integrations- und Differentiationsverfahren durch Faltungs- und Gradientenoperationen beschreiben lassen. Die Berechnung des Gradienten wurde bereits verfahrensübergreifend entkoppelt und kann ebenfalls durch den Faltungsoperator ausgedrückt werden.

Die Fehler, die durch die Anwendung der bisherigen Verfahren resultieren, entstehen folglich durch die Anwendung der Faltungsoperationen auf Bereiche, die sowohl gültige als auch ungültige Bildpunkte umfassen. Aus diesem Grund kann die Problemstellung angepasst werden. Es sollten nicht alle Verfahren einzeln auf die Verwendung mit Masken optimiert werden. Stattdessen muss verfahrensübergreifend eine Faltungsoperation gefunden werden, die mit maskierten Bereichen des Bildes im Sinne fehlender Information umgehen kann. Gelingt dies, bleiben die Verfahren vergleichbar und der generische Ansatz dieser Arbeit kann aufrecht erhalten werden.

Das spezialisierte Faltungsverfahren, welches genau dies leistet und somit zur Lösung dieser Aufgabe ausgewählt wird, wurde von Knutsson u. Westin (1993) entwickelt. In der vorliegenden Arbeit wird dieses Verfahren erstmalig als Basis verschiedener Verfahren zur Bestimmung des Optischen Flusses zur Bewegungserkennung eingesetzt. Das Verfahren beschreibt eine Erweiterung der diskreten Faltung eines Bildes mit einem Faltungskern um eine Bildmaske. Die Erweiterung führt zu zwei anzuwendenden Faltungsoperationen und lässt sich mit dem formalen Definitionsrahmen dieser Arbeit wie folgt definieren:

**Definition 6.9 (Normierte Faltung)**

Seien  $I$  und  $M$  zwei Grauwertbilder mit gleichem Definitionsbereich  $\text{dom}(I) = \text{dom}(M)$ . Sei weiterhin  $K$  ein Faltungskern. Falls  $M$  eine Maskierung des Bildes  $I$  beinhaltet, folgt für die normierte Faltung  $*_M$ :

$$K *_M I = \frac{K * I}{K * M}, \quad \text{falls } K * M \neq 0,$$

$$0, \quad \text{sonst.}$$

wobei  $*$  dem (unnormierten) Faltungsoperator entspricht.

Da im Zähler von Definition 6.9 der unnormierte Faltungsterm steht, entstehen auch bei diesem Verfahren noch ausmaskierte Flächen nach der Anwendung. Diese liegen jedoch außerhalb der verwendeten Größe des Faltungskerns und haben daher keinen Einfluss auf die weiteren Verarbeitungsschritte. Liegt der Faltungskern komplett innerhalb des ausmaskierten Bereiches, gilt zudem  $K *_M I = 0/0$ , was durch die Sonderbehandlung in obiger Definition abgefangen wird.

Sollte das Bild mehr als ein Band aufweisen, so lässt sich unter Beibehaltung der Maske die normierte Faltung für jedes Band einzeln anwenden.

Die Unterschiede, die zwischen der normierten und unnormierten Faltung bestehen, werden beispielhaft am bereits bekannten multispektralen Bildausschnitt demonstriert, da dieser eine teilweise Wolkenbedeckung aufweist (siehe Teilabbildung 6.16a). Dazu wurden die Wolken zunächst mittels der multispektralen Klassifikation erkannt. Anhand dieser Wolkenmaske wurde das Bild maskiert.

Zur Rekonstruktion wurde in beiden Fällen ein Gauß'scher Faltungskern mit einer Standardabweichung von  $\sigma = 1$  verwendet. Die Teilabbildungen 6.16c und 6.16d zeigen die unterschiedlichen Ergebnisse für den Fall der verschiedenen Arten der Faltung. Die Faltung mit einem Gauß'schen Faltungskern mit  $\sigma = 1$  entspricht im diskreten Fall einer Kerngröße von  $7 \times 7$  Bildpunkten, weshalb auch nach der normierten Faltung noch einige Gebiete ausmaskiert bleiben (siehe Teilabbildung 6.16d).

Um zu veranschaulichen, wie sie die Faltung mit größeren Faltungskern auswirkt, wurden die Experimente mit einem weiteren Gauß'schen Faltungskern der Standardabweichung  $\sigma = 2$  wiederholt. Dies entspricht im diskreten Fall bereits einer Größe des Faltungskerns von  $13 \times 13$  Bildpunkten. In den Teilabbildungen 6.16e und 6.16f sind die Ergebnisse dieser Versuchsreihe angegeben. Aus diesen Abbildungen wird ersichtlich, warum die normierte der unnormierten Faltung bei maskierten Bildpunkten überlegen ist. Sie interpretiert die Null-Bilddaten nicht als fehlende Intensität, sondern als fehlende Bildinformation. Durch diese Interpretation werden innerhalb der maskierten Bereiche zuverlässigere Ergebnisse erzielt, da diese, im Gegensatz zur unnormierten Variante, nur von den validen Bildpunkten abhängen.

Um die Vorteile praktisch nutzbar zu machen, wurden alle Verfahren zur Bestimmung des Optischen Flusses so erweitert, dass sie normierte Faltung zur Bestimmung der Glättungs- und Gradienteninformation verwenden können. Falls den Verfahren eine Bildmaske übergeben wird, wird die normierte Faltung verwendet. Andernfalls wird die unnormierte Variante ausgeführt.

Um die Vorteile dieser Vorgehensweise darzustellen, wird im Folgenden das Verfahren von Horn und Schunck ausgewählt. Ausgehend von den Bilddaten aus Abbildung 6.16 wurde dieses Verfahren auf drei unterschiedliche Testfälle angewendet:

1. Unkenntnis über Wolken in der Szene

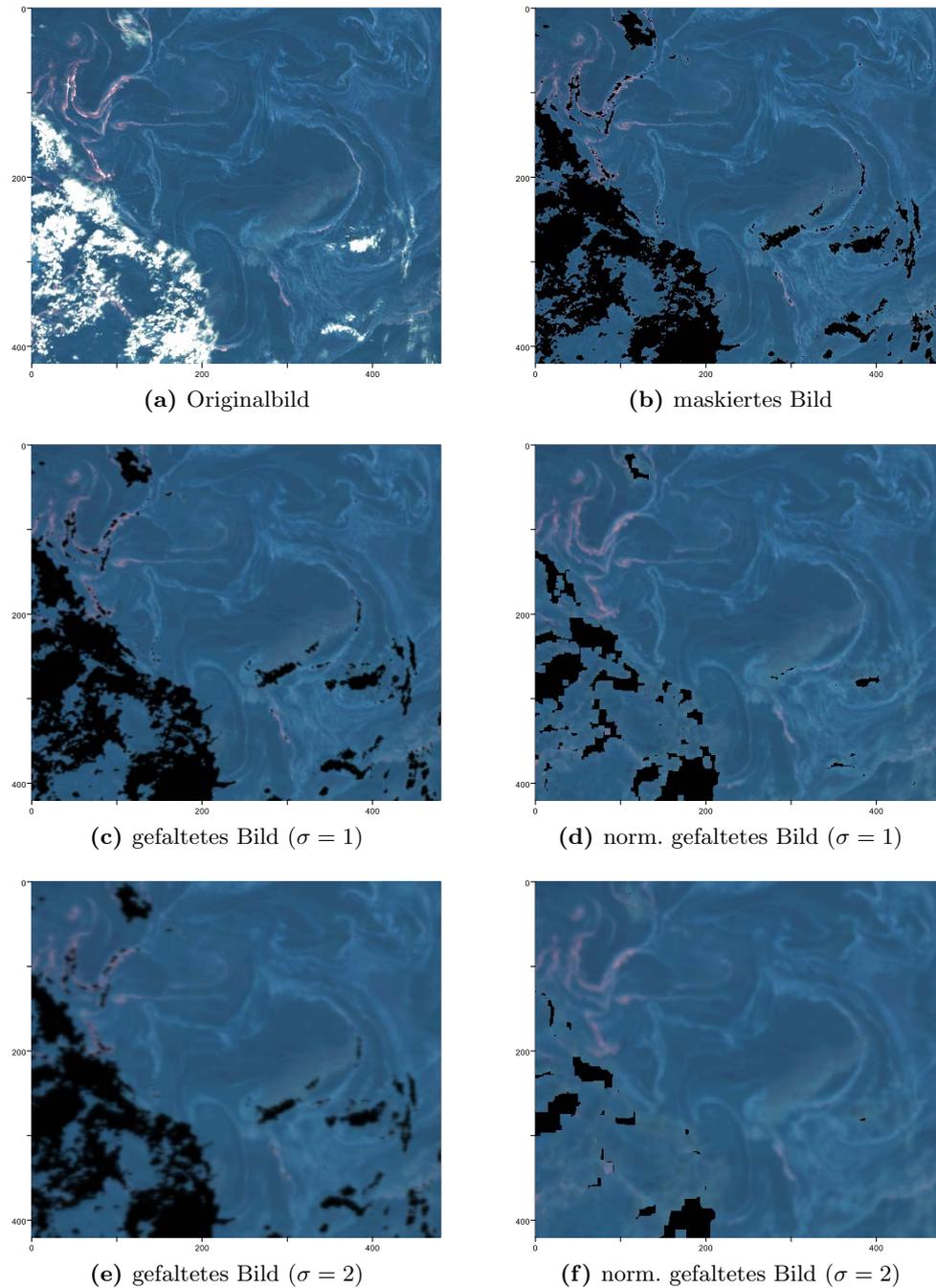
Bei dieser Konfiguration wird das Verfahren, so wie es ist, auf die Bilddaten angewendet. Eventuell abgebildete Wolken werden nicht gesondert behandelt und fließen mit den ermittelten (hohen) Intensitäten ein.

2. Maskierung der Wolken in den Bilddaten

Hierbei werden die Bilder der Bildfolge so manipuliert, dass wolkenbedeckte Bildbereiche ausmaskiert werden, indem sie auf die geringste aller Intensitäten gesetzt werden.

3. Maskierung der Wolken innerhalb der Flussverfahren

Bei diesem Ansatz kommt das neu entwickelte Verfahren zur Bestimmung des Optischen Flusses mittels der Maske und darauf aufbauend der normierten Faltung zum Einsatz.



**Abbildung 6.16:** Vergleich zwischen normierter und unnormierter Faltung eines maskierten Bildes mit einer Gauß-Funktion  $G_\sigma$  unter Variation der Standardabweichung  $\sigma$ . Während die Faltung des maskierten Bildes lediglich die Grenzen der Maske weichzeichnet, wird mithilfe der normierten Faltung der entsprechende Bereich der Maske während der Faltung rekonstruiert.

Die Ergebnisse der einzelnen Berechnungen sind in Abbildung 6.17 angegeben. Bei dieser Bildfolge ist das zweite Bild der Bildfolge nahezu wolkenfrei. Dieses führt ohne die Erkennung und Maskierung der Wolkenbereiche zu starken Störeffekten, wie zu Beispiel hohen Geschwindigkeiten und zahlreichen überkreuzenden sowie scheinbar willkürlich ausgerichteten Vektoren im Bereich der Wolken (siehe Teilabbildung 6.17a).

Maskiert man hingegen die Bilddaten, so erkennt man, dass das Flussfeld an ausmaskierten Bildbereichen nicht ermittelt werden kann. Zudem tritt bei diesem Ansatz eine Fehlerfortpflanzung an den Rändern zu den wolkenbedeckten Arealen auf. Besonders deutlich lässt sich dies innerhalb der rot und grün hervorgehobenen Bereichen von Teilabbildung 6.17b beobachten. In diesen Bereichen führt die Fehlerfortpflanzung an den Randregionen fälschlicherweise zu Vektoren, die entweder in eine gemeinsame Singularität fließen oder aus einer solchen expandiert werden.

Das neu entwickelte Verfahren, welches auf der normierten Faltung aufbaut, zeigt keine derartige Fehlerfortpflanzung an den Rändern zu den wolkenbedeckten Arealen. Hierzu kann man das ermittelte Strömungsverhalten innerhalb den rot und grün hervorgehobenen Bereiche von Teilabbildung 6.17c mit dem von Teilabbildung 6.17b vergleichen. Anstelle von Singularitäten wird durch die Verwendung der normierten Faltung in den hervorgehobenen Gebieten ein gerichteter Fluss ermittelt.

Außerdem entstehen durch die normierte Faltung auch für Bereiche, die innerhalb der Wolkenmaske liegen, Annahmen über den Fluss. Diese Annahmen beruhen auf der lokalen Glattheit, die bei der Rekonstruktion des Bildinhalts durch die normierten Faltung entsteht. Diese Glättung liefert für das hier vorgestellte Beispiel insofern valide Werte, als dass der ermittelte Fluss an diesen Stellen keine unerwarteten Sprünge aufweist. Falls diese nicht benötigt werden, können sie aber auch nach der Ermittlung des Optischen Flusses anhand der vorhandenen Wolkenmaske wieder entfernt werden.

Der im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Ansatz erlaubt somit der Umgang mit ausmaskierten Bildbereichen und ist zudem nicht auf Wolkenverdeckungen beschränkt. Defekte Sensorzeilen oder andere Effekte, die zu unbrauchbaren Bildpunkten führen, könnten mit ihm ebenfalls kompensiert werden.

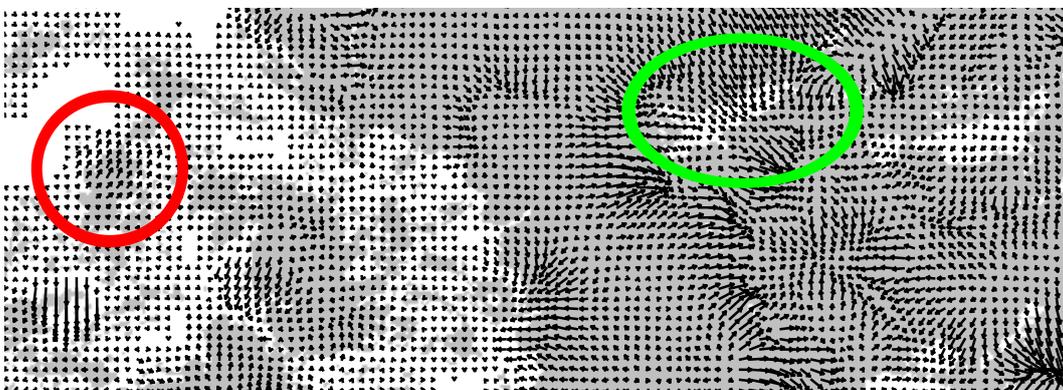
Durch die generische Erweiterung unter Verwendung der normierten Faltung konnte der entwickelte Ansatz zudem auf alle Verfahren erweitert werden, wodurch die Vergleichbarkeit der zu untersuchenden Verfahren beibehalten wird. Somit stellt er, zusammen mit der Entkopplung des Gradientenoperators in Abschnitt 6.1, einen sehr eleganten und effektiven Weg der Anpassung der differentiellen Verfahren auf die abweichenden Randbedingungen des Anwendungsgebietes dar.



(a) ohne Maskierung



(b) Bilddaten maskiert



(c) maskiertes Flussverfahren

**Abbildung 6.17:** Vergleich zwischen maskierten und nicht-maskierten Flussverfahren am Beispiel des Verfahrens von Horn und Schunck mit Gauß'schen Gradienten ( $\sigma = 2$ ,  $\alpha = 1$ ,  $iter = 100$ ). Als Bildausschnitt wurde der untere Bereich von Abbildung 6.16a verwendet. Zur Berechnung wurden Band 4 der Landsat-TM- und Band 2 der WiFS-Aufnahme verwendet. Zur besseren Übersichtlichkeit wurde das Flussfeld 4×4-fach unterabgetastet dargestellt. Weiße Bereiche entsprechen Wolken, graue Bereiche der wolkenfreien Meeresoberfläche.

### 6.3.2 Glattheit für das Verfahren von Lucas und Kanade

Das Verfahren von Lucas und Kanade aus Definition 4.10 wurde auf der Grundannahme entwickelt, dass der Optische Fluss innerhalb einer gewissen Umgebung als konstant angenommen werden kann. Diese Konstanz lässt sich für das Anwendungsgebiet dieser Arbeit allerdings nicht hinreichend motivieren. Vielmehr kann angenommen werden, dass nah benachbarte Bildpunkte innerhalb der Nachbarschaft stärker zum gemessenen Fluss beitragen als weiter entfernte.

Lucas (1985) hat in weiteren Arbeiten das nach ihm benannte Verfahren so erweitert, dass eine Gewichtung der einzelnen raumzeitlichen Bildpunkte vorgenommen werden kann. Er schlägt vor, zur Gewichtung eine Funktion zu verwenden, die lediglich von den Unterschieden in den Ableitungen zwischen  $\vec{m}$  und  $\vec{m}'$  zum Zeitpunkt  $t$  beeinflusst wird. Dadurch werden diejenigen Werte partieller Ableitungen gedämpft, die für das aktuelle Merkmal wenig markant erscheinen. Dieses gewichtete Verfahren stellt im Rahmen der Untersuchungen den Ausgangspunkt zur Erweiterung des Verfahrens in Bezug auf die Integration einer räumlichen Glattheitsbedingung dar:

#### Definition 6.10 (Gewichtetes Verfahren von Lucas und Kanade)

Bei dem gewichteten Verfahren von Lucas und Kanade wird der optische Fluss an einem Punkt  $\vec{m} = (x \ y)^\top$  zum Zeitpunkt  $t$  innerhalb einer räumlichen Umgebung  $\Omega_m$  um diesen Punkt herum als gewichtete Linearkombination der partiellen Ableitungen angenommen. Somit gilt:

$$\bigvee_{\vec{m} \in \text{dom}(I)} \bigvee_{\vec{m}' \in \Omega_m} (IS_x(\vec{m}', t) \ IS_y(\vec{m}', t))^\top w(\vec{m}, \vec{m}', t) \cdot d(\vec{m}', t) = -IS_t(\vec{m}', t)w(\vec{m}, \vec{m}')$$

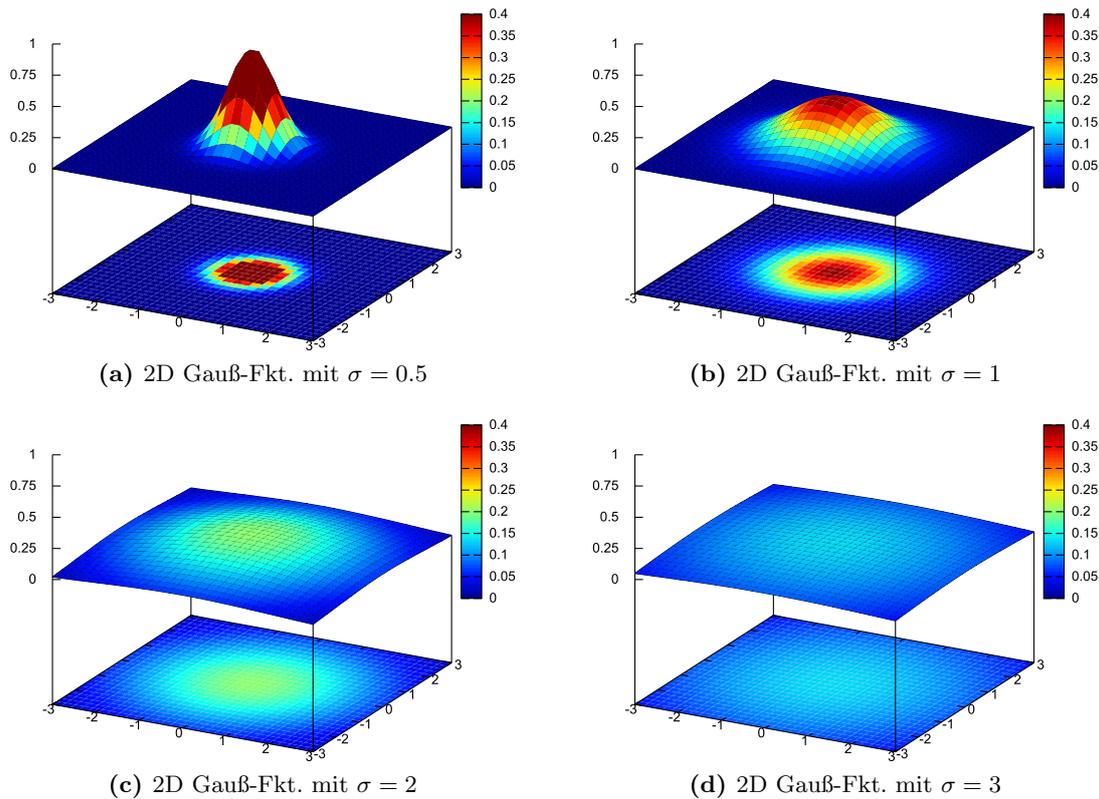
Analog zu Definition 4.10 folgt für obige Definition 6.10 mit der Minimierung der Fehlerquadrate folgendes zu lösendes Gleichungssystem:

$$\bigvee_{m \in \text{dom}(I)} \left( \begin{array}{cc} \sum_{\vec{m}' \in \Omega_{\vec{m}}} IS_x(\vec{m}', t)^2 w(\vec{m}, \vec{m}', t) & \sum_{\vec{m}' \in \Omega_{\vec{m}}} IS_x(\vec{m}', t) IS_y(\vec{m}', t) w(\vec{m}, \vec{m}', t) \\ \sum_{\vec{m}' \in \Omega_{\vec{m}}} IS_x(\vec{m}', t) IS_y(\vec{m}', t) w(\vec{m}, \vec{m}', t) & \sum_{\vec{m}' \in \Omega_{\vec{m}}} IS_y(\vec{m}', t)^2 w(\vec{m}, \vec{m}', t) \end{array} \right) \cdot d(\vec{m}, t) \\ = - \left( \begin{array}{c} \sum_{\vec{m}' \in \Omega_{\vec{m}}} IS_x(\vec{m}', t) IS_t(\vec{m}', t) w(\vec{m}, \vec{m}', t) \\ \sum_{\vec{m}' \in \Omega_{\vec{m}}} IS_y(\vec{m}', t) IS_t(\vec{m}', t) w(\vec{m}, \vec{m}', t) \end{array} \right)$$

Zur Einbettung der räumlichen Glattheit wird nun die Gewichtungsfunktion dahingehend geändert, dass sie anstatt der raumzeitlichen Ableitungen in  $\vec{m}'$  und  $\vec{m}$  ein gewichtetes Maß der Entfernung beider Merkmale verwendet. In dieser Arbeit wird

$$w(\vec{m}, \vec{m}', t) = G_\sigma(\|\vec{m}' - \vec{m}\|)$$

als Gewichtungsfunktion verwendet, wobei  $G_\sigma$  die Gauß-Funktion mit der Standardabweichung  $\sigma$  ist.



**Abbildung 6.18:** Auswahl einer geeigneten Standardabweichung zur Gauß-Gewichtung an einer quadratischen Bildpunktumgebung vom Kantenlänge  $r = 3$ . Während bei einer zu kleinen Standardabweichung  $\sigma$  entweder nur der Bildpunkt selbst betont wird, werden bei einer zu groß gewählten Standardabweichung alle Bildpunkte in der Umgebung nahezu konstant gewichtet. Nur die Wahl einer geeigneten Standardabweichung ( $3\sigma \approx r$ ) garantiert eine adäquate Gewichtung.

Diese Gewichtsfunktion führt dazu, dass je nach verwendeter Standardabweichung  $\sigma$  die einzelnen Bildpunkte anhand ihrer Entfernung unterschiedlich stark gewichtet werden. Über die Standardabweichung  $\sigma$  der Gauß-Funktion kann zudem die Art der Gewichtung innerhalb einer Umgebung  $\Omega_{\vec{m}}$  gesteuert werden. Um eine passende Verteilung der Gewichtung zu erzielen, sollte  $\sigma$  so gewählt werden, dass die Fläche unter der Gauß-Funktion innerhalb der gewählte Umgebung  $\Omega_{\vec{m}}$  nahezu kompakt ist. Andernfalls müsste die Fläche neu normiert werden. Eine Veranschaulichung der Kompaktheit bei unterschiedlich ausgewählten Standardabweichungen zeigt Abbildung 6.18, in der unter Variation von  $\sigma$  die resultierenden zweidimensionalen Gauß-Funktionen dargestellt sind.

Ist diese Kompaktheit in  $\Omega_{\vec{m}}$  näherungsweise gegeben, so ergibt sich beginnend bei der letzten Gleichung aus Definition 6.10 folgendes Gleichungssystem:

$$\begin{aligned} \bigvee_{m \in \text{dom}(I)} \left( \begin{array}{cc} \sum_{\vec{m}' \in \Omega_{\vec{m}}} (IS_x(\vec{m}', t))^2 G_\sigma(\|\vec{m}' - \vec{m}\|) & \sum_{\vec{m}' \in \Omega_{\vec{m}}} IS_x(\vec{m}', t) IS_y(\vec{m}', t) G_\sigma(\|\vec{m}' - \vec{m}\|) \\ \sum_{\vec{m}' \in \Omega_{\vec{m}}} IS_x(\vec{m}', t) IS_y(\vec{m}', t) G_\sigma(\|\vec{m}' - \vec{m}\|) & \sum_{\vec{m}' \in \Omega_{\vec{m}}} (IS_y(\vec{m}', t))^2 G_\sigma(\|\vec{m}' - \vec{m}\|) \end{array} \right) \cdot d(\vec{m}, t) \\ = - \left( \begin{array}{c} \sum_{\vec{m}' \in \Omega_{\vec{m}}} IS_x(\vec{m}', t) IS_t(\vec{m}', t) G_\sigma(\|\vec{m}' - \vec{m}\|) \\ \sum_{\vec{m}' \in \Omega_{\vec{m}}} IS_y(\vec{m}', t) IS_t(\vec{m}', t) G_\sigma(\|\vec{m}' - \vec{m}\|) \end{array} \right) \end{aligned}$$

In der obigen Gleichung entsprechen die sechs verschiedenen Summen jeweils diskreten Faltungen der Umgebung  $\Omega_{\vec{m}}$  eines jeden Bildpunktes mit einer rotationssymmetrischen zweidimensionalen Gauß-Funktion der Standardabweichung  $\sigma$ . Bezeichne  $IS_{x,y,t} \Big|_{\Omega_{\vec{m}}}$  denjenigen Bildausschnitt, der jeweils die partielle Ableitung innerhalb der räumliche Umgebung  $\sigma_{\vec{m}}$  repräsentiert. Dann lässt sich die obige Formel weiter vereinfachen.

$$\begin{aligned} \bigvee_{\vec{m} \in \text{dom}(I)} \left( \begin{array}{cc} G_\sigma * IS_x^2 \Big|_{\Omega_{\vec{m}}} & G_\sigma * IS_x IS_y \Big|_{\Omega_{\vec{m}}} \\ G_\sigma * IS_x IS_y \Big|_{\Omega_{\vec{m}}} & G_\sigma * IS_y^2 \Big|_{\Omega_{\vec{m}}} \end{array} \right) \cdot d(\vec{m}, t) = - \left( \begin{array}{c} G_\sigma * IS_x IS_t \Big|_{\Omega_{\vec{m}}} \\ G_\sigma * IS_y IS_t \Big|_{\Omega_{\vec{m}}} \end{array} \right) \\ \Leftrightarrow \bigvee_{\vec{m} \in \text{dom}(I)} G_\sigma * \left( \begin{array}{cc} IS_x^2 \Big|_{\Omega_{\vec{m}}} & IS_x IS_y \Big|_{\Omega_{\vec{m}}} \\ IS_x IS_y \Big|_{\Omega_{\vec{m}}} & IS_y^2 \Big|_{\Omega_{\vec{m}}} \end{array} \right) \cdot d(\vec{m}, t) = -G_\sigma * \left( \begin{array}{c} IS_x IS_t \Big|_{\Omega_{\vec{m}}} \\ IS_y IS_t \Big|_{\Omega_{\vec{m}}} \end{array} \right) \end{aligned}$$

Da die obige Definition für alle  $\vec{m} \in \text{dom}(I)$  gilt, kann vom Individuum abstrahiert werden. Durch diesen Schritt erhält man die kompakte Definition eines neuen Verfahrens zur Messung des Optischen Flusses, welches in dieser Arbeit als Strukturtensor-Verfahren bezeichnet wird:

**Definition 6.11 (Strukturtensor-Verfahren)**

Seien  $IS$  eine Bildfolge mit zeitlichen Ableitungen und  $\vec{d}$  ein Verschiebungsvektorfeld, wie sie in Definition 3.3 und 4.8 angegeben sind. Dann beschreibt das Strukturtensor-Verfahren den Optischen Fluss zum Zeitpunkt  $t$  durch folgenden Zusammenhang:

$$ST_\sigma \cdot \vec{d} = -G_\sigma * \left( \begin{array}{c} IS_x IS_t \\ IS_y IS_t \end{array} \right)$$

wobei  $ST_\sigma = G_\sigma * \left( \begin{array}{cc} IS_x^2 & IS_x IS_y \\ IS_x IS_y & IS_y^2 \end{array} \right)$  den Strukturtensor von  $IS$  repräsentiert.

Durch Literaturrecherche konnte festgestellt werden, dass der Einsatz des Struktur-tensors zur Bestimmung des Optischen Flusses experimentell bereits durch Bigün et al. (1991) beschrieben wurde. Allerdings wurde das resultierende Verfahren im Anwendungs-gebiet dieser Arbeit bisher weder in Analogie zum Verfahren von Lucas und Kanade untersucht noch eingesetzt.

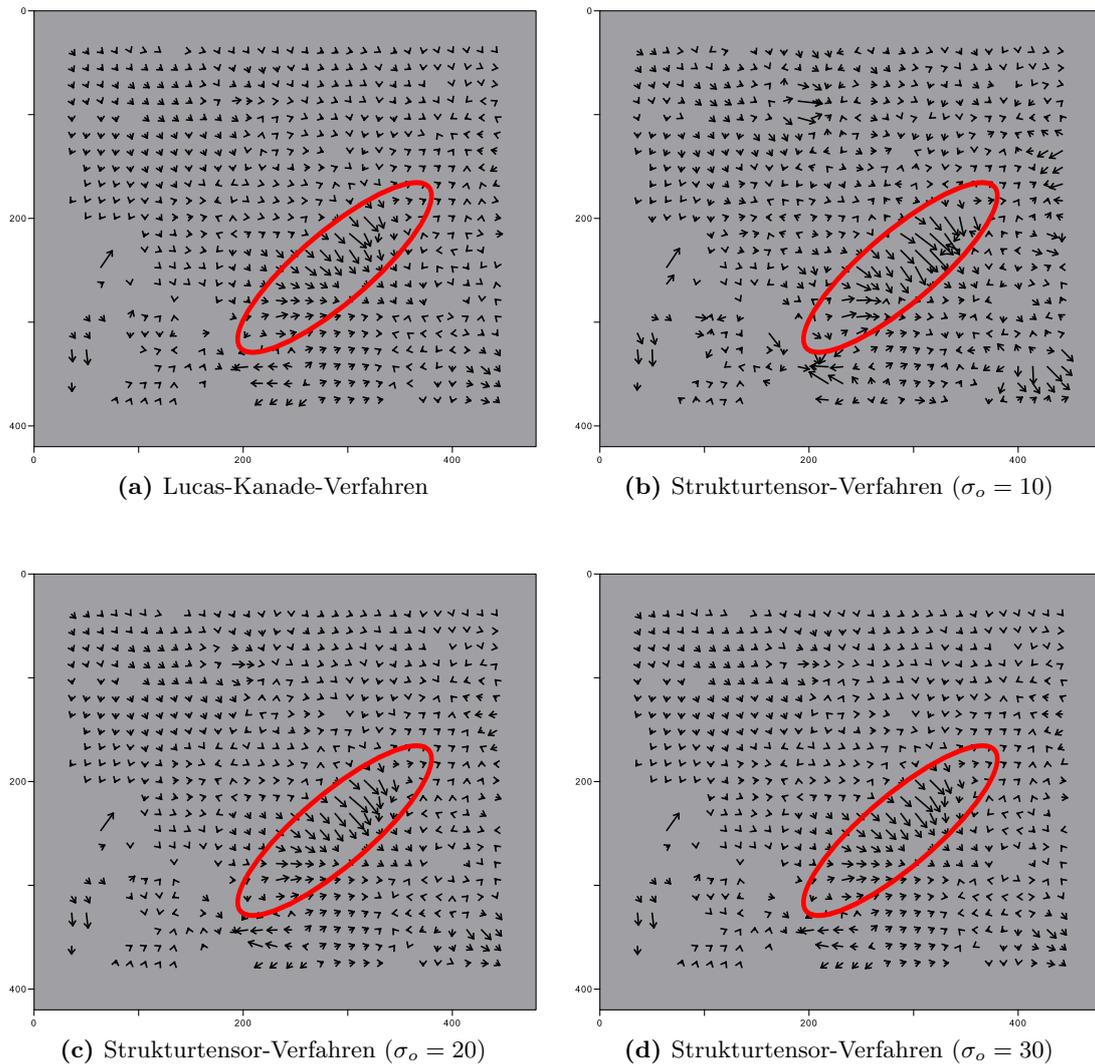
Zwischen dem Strukturtensor-Verfahren und dem von Lucas und Kanade vorgeschlagenen Ansatz lassen sich zwei Hauptunterschiede feststellen:

- Die Grundannahme des räumlich konstanten Flusses wird gegen eine weniger restriktive Annahme ersetzt: Je näher Bildpunkte benachbart sind, desto ähnlicher ist ihr Flussverhalten.
- Die kompakte Beschreibung des Strukturtensor-Verfahrens erleichtert die Berechnung des Optischen Flusses, da der Strukturtensor für ein Bild geschlossen berechnet werden kann.

Somit beschreibt Definition 6.11 ohne einen Umweg über einzelne Nachbarschaften den Fluss mittels verschiedener Faltungen der Gauß-Funktion mit den partiellen Ableitungen der Bildfolge. Wie bereits bei der Entkopplung der Gradientenberechnung in Abschnitt 6.1 beschrieben, lässt sich durch die Symmetrie der verwendeten Gauß-Funktionen auch die Berechnung des Strukturensors durch Separierung erheblich beschleunigen. Durch die entkoppelte Berechnung der partiellen Bildfolgenableitungen, die durch Faltung mit abgeleiteten Gauß-Funktionen erfolgt, ist das Strukturtensor-Verfahren durch zwei Parameter gekennzeichnet. Eine innere Standardabweichung  $\sigma_i$ , die zur Berechnung der Gradienten verwendet wird, und eine äußere Standardabweichung  $\sigma_o$ , die für die äußere Glättung zur Erzeugung der Tensormatrix verwendet wird.

In Abbildung 6.19 sind die Ergebnisse unter Verwendung des Verfahrens von Lucas und Kanade sowie des Strukturtensor-Verfahrens im Vergleich dargestellt. Hierzu wurde der selbe Teilausschnitt der ersten Fallstudie verwendet, der bereits in Abbildung 6.17 zur Veranschaulichung der korrekten Maskierung von Bilddaten verwendet wurde. Es wurden verfahrenübergreifend die Gradienten mit einer Standardabweichung von  $\sigma = 2$  bestimmt, die lokale räumliche Nachbarschaft eines Merkmals wurde mit  $61 \times 61$  Bildpunkten festgelegt.

Variiert man den Wert der äußeren Standardabweichung des Strukturtensor-Verfahrens  $\sigma_o$  und vergleicht die Resultate mit dem des Verfahrens von Lucas und Kanade, so fällt auf, dass mit steigendem  $\sigma_o$  die zulässige Variabilität innerhalb der räumlichen Nachbarschaft sinkt. Ab einem Wert von  $\sigma_o = 30$  lässt sich das Ergebnis schließlich nicht mehr von dem des Verfahrens von Lucas und Kanade unterscheiden. Der Grund hierfür liegt in dem Einfluss der Standardabweichung auf die räumlichen Gewichte. Vergleicht man hierzu erneut die Ergebnisse in Abbildung 6.18, so stellt man fest, dass mit steigendem  $\sigma_o$  nahezu eine Gleichverteilung innerhalb der räumlichen Nachbarschaft erreicht wird. Durch eine Normierung über die Summe aller Gewichte innerhalb des Strukturtensor-Fensters entspricht diese Gewichtung näherungsweise der Gleichverteilung des ursprünglichen Verfahrens von Lucas und Kanade.



**Abbildung 6.19:** Beispielhafter Vergleich zwischen Lucas-Kanade- und Strukturtensor-Verfahren, angewendet auf die multispektralen Bilddaten der ersten Fallstudie (Ostsee). Für beide Verfahren wurden folgende Parameter festgelegt:  $\sigma = \sigma_i = 2$ , Größe der räumlichen Nachbarschaft:  $61 \times 61$ . Zur Berechnung wurden Band 4 der Landsat-TM- und Band 2 der WiFS-Aufnahme verwendet. Je geringer die äußere Skala  $\sigma_o$  gewählt wird, desto mehr Variationen werden innerhalb des räumlichen Nachbarschaft zugelassen. Mit steigender äußerer Skala nähert sich die Lösung des Strukturtensor-Verfahrens der des Verfahren von Lucas und Kanade an.

### 6.3.3 Multispektrale Erweiterung des Verfahrens von Horn & Schunck

Die globalen differentiellen Verfahren wurden lediglich für Grauwertbildfolgen entwickelt. Sie ziehen daher keine Nutzen daraus, dass mit der Farbinformation multispektraler Bilddaten eine weitere Datendimension vorliegt. Um die vorhandenen Informationen über die spektralen Bänder bestmöglich auszunutzen, wurde im Rahmen dieser Arbeit das Verfahren von Horn und Schunck erstmalig so erweitert, dass die multispektralen Bilddaten geschlossen zur Bewegungsschätzung verwendet werden können. Im Gegensatz zu anderen Forschungsansätzen, die rein aufgrund der Farbinformationen den Optischen Fluss bestimmen, bietet dies den Vorteil, dass das resultierende Verfahren ein steuerbares globales Glattheitsmaß beinhaltet (vgl. Sprengel (1988)[Kapitel 5]).

Die multispektrale Erweiterung des Verfahrens von Horn und Schunck wurde in Zusammenarbeit mit Oliver Bestmann entwickelt (vgl. Bestmann (2010)). In diesem Abschnitt wird die gemeinsame Entwicklung und Lösung des Fehlerfunktionals dargestellt, die prototypisch für die Anpassung globaler Verfahren an multispektrale Daten betrachtet werden kann. Zusätzlich zu der Entwicklung des Verfahrens werden die einzelnen Terme, die bei dessen Herleitung entstehen, analysiert und in Hinblick auf eine Erweiterung des ursprünglichen Verfahrens interpretiert. Hierzu wird eine von Bestmann (2010) abweichende aber semantisch äquivalente Form des Fehlerfunktionals gewählt, die mit dem formalen Rahmenwerk dieser Arbeit konsistent ist:

$$S(u, v) = \int_{\Omega} \left( \sum_{c=1}^n (IS_{c_x} u + IS_{c_y} v + IS_{c_t})^2 + \alpha^2 \cdot n \cdot (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) \right) dx dy$$

Analog zu der grauwertbasierten Definition des Optischen Flusses ergeben sich für die Verwendung multispektraler Bilddaten die folgenden Euler-Lagrange-Gleichungen für die Komponenten des Flusses:

$$\begin{aligned} \sum_{c=1}^n IS_{c_x} (IS_{c_x} u + IS_{c_y} v + IS_{c_t}) - \alpha^2 \cdot n \cdot (\bar{u} - u) &= 0 \\ \sum_{c=1}^n IS_{c_y} (IS_{c_x} u + IS_{c_y} v + IS_{c_t}) - \alpha^2 \cdot n \cdot (\bar{v} - v) &= 0 \end{aligned}$$

Durch Ausmultiplizieren und Umstellen erhält man:

$$\begin{aligned} \left( \sum_{c=1}^n \alpha^2 + IS_{c_x}^2 \right) u + \left( \sum_{c=1}^n IS_{c_x} IS_{c_y} \right) v &= \alpha^2 \cdot n \cdot \bar{u} - \left( \sum_{c=1}^n IS_{c_x} IS_{c_t} \right) \\ \left( \sum_{c=1}^n IS_{c_y} IS_{c_x} \right) u + \left( \sum_{c=1}^n \alpha^2 + IS_{c_y}^2 \right) v &= \alpha^2 \cdot n \cdot \bar{v} - \left( \sum_{c=1}^n IS_{c_y} IS_{c_t} \right) \end{aligned}$$

Somit ergibt sich die Koeffizientenmatrix als:

$$A = \begin{pmatrix} \sum_{c=1}^n \alpha^2 + IS_{c_x}^2 & \sum_{c=1}^n IS_{c_x} IS_{c_y} \\ \sum_{c=1}^n IS_{c_x} IS_{c_y} & \sum_{c=1}^n \alpha^2 + IS_{c_y}^2 \end{pmatrix}$$

mit der Determinante:

$$\det(A) = \left( \sum_{c=1}^n \alpha^2 + IS_{c_x}^2 \right) \left( \sum_{c=1}^n \alpha^2 + IS_{c_y}^2 \right) - \left( \sum_{c=1}^n IS_{c_x} IS_{c_y} \right)^2$$

Durch Einsetzen der Determinante ergibt sich:

$$\begin{aligned} \det(A) \cdot u + \left( \sum_{c=1}^n IS_{c_x} IS_{c_y} \right) \cdot \bar{v} &= \alpha^2 \cdot n \left( \sum_{c=1}^n \alpha^2 + IS_{c_x}^2 \right) \bar{u} - \left( \sum_{c=1}^n IS_{c_x} IS_{c_t} \right) \\ \det(A) \cdot v + \left( \sum_{c=1}^n IS_{c_x} IS_{c_y} \right) \cdot \bar{u} &= \alpha^2 \cdot n \left( \sum_{c=1}^n \alpha^2 + IS_{c_y}^2 \right) \bar{v} - \left( \sum_{c=1}^n IS_{c_y} IS_{c_t} \right) \end{aligned}$$

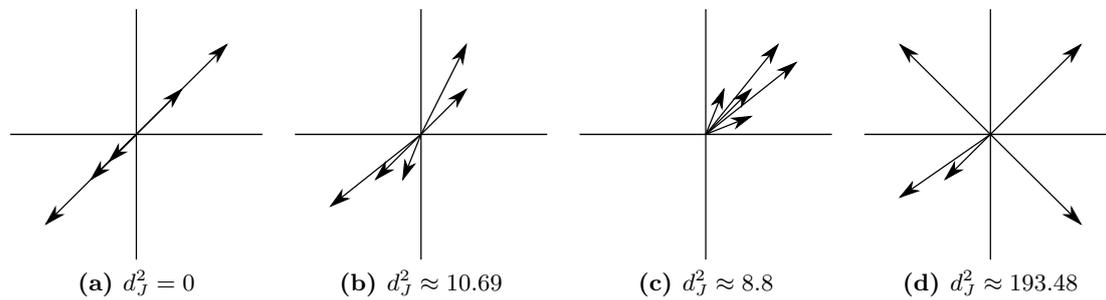
Die Gauß-Seidel-Iterationen ergeben sich nach weiteren Umformungen und der Auflösung nach  $u$  beziehungsweise  $v$ :

$$\begin{aligned} u^{i+1} &= \frac{\alpha^2 \cdot n \left( \sum_{c=1}^n \alpha^2 + IS_{c_x}^2 \right) \bar{u}^i - \left( \sum_{c=1}^n IS_{c_x} IS_{c_y} \right) \cdot \bar{v}^i - \left( \sum_{c=1}^n IS_{c_x} IS_{c_t} \right)}{\det(A)} \\ v^{i+1} &= \frac{\alpha^2 \cdot n \left( \sum_{c=1}^n \alpha^2 + IS_{c_y}^2 \right) \bar{v}^i - \left( \sum_{c=1}^n IS_{c_x} IS_{c_y} \right) \cdot \bar{u}^i - \left( \sum_{c=1}^n IS_{c_y} IS_{c_t} \right)}{\det(A)} \end{aligned}$$

Die oben genannten iterativen Lösungen in Form von Gauß-Seidel-Iterationen besitzen zwar eine gewisse Ähnlichkeit zu denen des Basis-Verfahrens in Definition 4.14, sie zeigen allerdings auch einige wichtige Unterschiede. Insbesondere folgen sie nicht der naiven Erweiterung, die die multispektrale Optimierung als Summe der einzelnen Terme des grauwertbasierten Ansatzes auffasst. Zur weiteren Untersuchung der Unterschiede wird die Determinante der multispektralen Koeffizientenmatrix betrachtet:

$$\begin{aligned} \det(A) &= \left( \sum_{c=1}^n \alpha^2 + IS_{c_x}^2 \right) \left( \sum_{c=1}^n \alpha^2 + IS_{c_y}^2 \right) - \left( \sum_{c=1}^n IS_{c_x} IS_{c_y} \right)^2 \\ &= \left( n \cdot \alpha^2 + \sum_{c=1}^n IS_{c_x}^2 \right) \left( n \cdot \alpha^2 + \sum_{c=1}^n IS_{c_y}^2 \right) - \left( \sum_{c=1}^n IS_{c_x} IS_{c_y} \right)^2 \\ &= (n \cdot \alpha^2)^2 + \left( n \cdot \alpha^2 \sum_{c=1}^n IS_{c_y}^2 \right) + \left( n \cdot \alpha^2 \sum_{c=1}^n IS_{c_x}^2 \right) + \left( \sum_{c=1}^n IS_{c_x}^2 \cdot \sum_{c=1}^n IS_{c_y}^2 \right) - \left( \sum_{c=1}^n IS_{c_x} IS_{c_y} \right)^2 \\ &= n \cdot \alpha^2 \left( n \cdot \alpha^2 + \sum_{c=1}^n IS_{c_x}^2 + \sum_{c=1}^n IS_{c_y}^2 \right) + \left( \sum_{c=1}^n IS_{c_x}^2 \cdot \sum_{c=1}^n IS_{c_y}^2 \right) - \left( \sum_{c=1}^n IS_{c_x} IS_{c_y} \right)^2 \end{aligned}$$

Beim Vergleich dieser Determinante mit der des Verfahrens für Grauwertbildfolgen  $\alpha^2(\alpha^2 + IS_x^2 + IS_y^2)$  fällt ein zusätzlicher Term auf, der für das multispektrale Verfahren verhindert, dass sich die gemischten Terme aus  $IS_x$  und  $IS_y$  aufheben.



**Abbildung 6.20:** Grafische Analyse der Determinanten der quadrierten Jacobi-Matrix  $d_J^2 = \det(\nabla_2 I^\top \cdot \nabla_2 I)$  verschiedener Konfiguration von Gradienten auf mehreren spektralen Bändern. Die Abbildungen zeigen jeweils die Gradienten für insgesamt 6 Bänder sowie die resultierenden Werte der Determinante.

Die Ursache für diesen Unterschied ist, dass

$$IS_x^2 \cdot IS_y^2 = (IS_x \cdot IS_y)^2 \quad \text{aber} \quad \left( \sum_{c=1}^n IS_{c_x}^2 \cdot \sum_{c=1}^n IS_{c_y}^2 \right) \neq \left( \sum_{c=1}^n IS_{c_x} IS_{c_y} \right)^2.$$

Die übrigen Elemente der Determinante entsprechen, abgesehen von der Normierung durch den Faktor  $n$ , der naiven Erweiterung des Basisverfahrens von Horn und Schunck. In der Form des Auftretens erinnert der Differenzterm der beiden Summen an eine Kovarianz zwischen  $IS_x$  und  $IS_y$ . Tatsächlich aber handelt es sich bei diesem Term um die Determinante der quadrierten Jacobimatrix des räumlichen Gradienten ( $\nabla_2 I^\top \cdot \nabla_2 I$ ) der Bildfolge  $IS$  zu einem beliebigen Zeitpunkt.

Diese spezielle Jacobi-Determinante beschreibt aufbauend auf den einzelnen räumlichen Gradienten der Bänder ein Flächenmaß. Dass dieses Maß einen Bezug zur Güte der ermittelten Farbvektoren darstellt, konnte bereits unabhängig von dem hier entwickelten Verfahren durch Sprengel (1988)[Seite 57] gezeigt werden. Je höher die aufgespannte Fläche der Gradienten der einzelnen Bänder untereinander ist, desto größer wird der quadratische Fehler und desto höher wird folglich auch der Wert dieser Determinante. Je höher dieser Wert ist, desto kleiner wird der Nenner in den Gauß-Seidel-Iterationen und desto geringer der Einfluss auf die Bestimmung des Optischen Flusses. In Abbildung 6.20 sind einige Beispiele für Verteilungen von Gradientenvektoren unterschiedlicher Bänder und der daraus resultierenden Jacobi-Determinante dargestellt.

Es lässt sich abschließend feststellen, dass die multispektrale Erweiterung des Verfahrens von Horn und Schunck nicht zu einer naiven Erweiterung im Sinne der Mittelwertbildung der einzelnen Bandgradienten führt. Vielmehr erhält das Verfahren durch die multispektrale Erweiterung Korrekturterme, welche die Verteilung der einzelnen räumlichen Bandgradienten untereinander berücksichtigen. Diese Art der Optimierung durch die resultierende quadrierte Jacobimatrix identisch zu dem Entwurf multispektraler Gradienten (Drewniok u. Dreschler-Fischer (1993)). Dies unterstreicht die erhöhte Aussage-

kraft des resultierenden multispektralen Verfahrens dieses Abschnitts und stellt zudem eine Verbindung zwischen multispektraler Gradientenberechnung und multispektraler Bestimmung des Optischen Flusses her (vgl. Seppke et al. (2011b)).

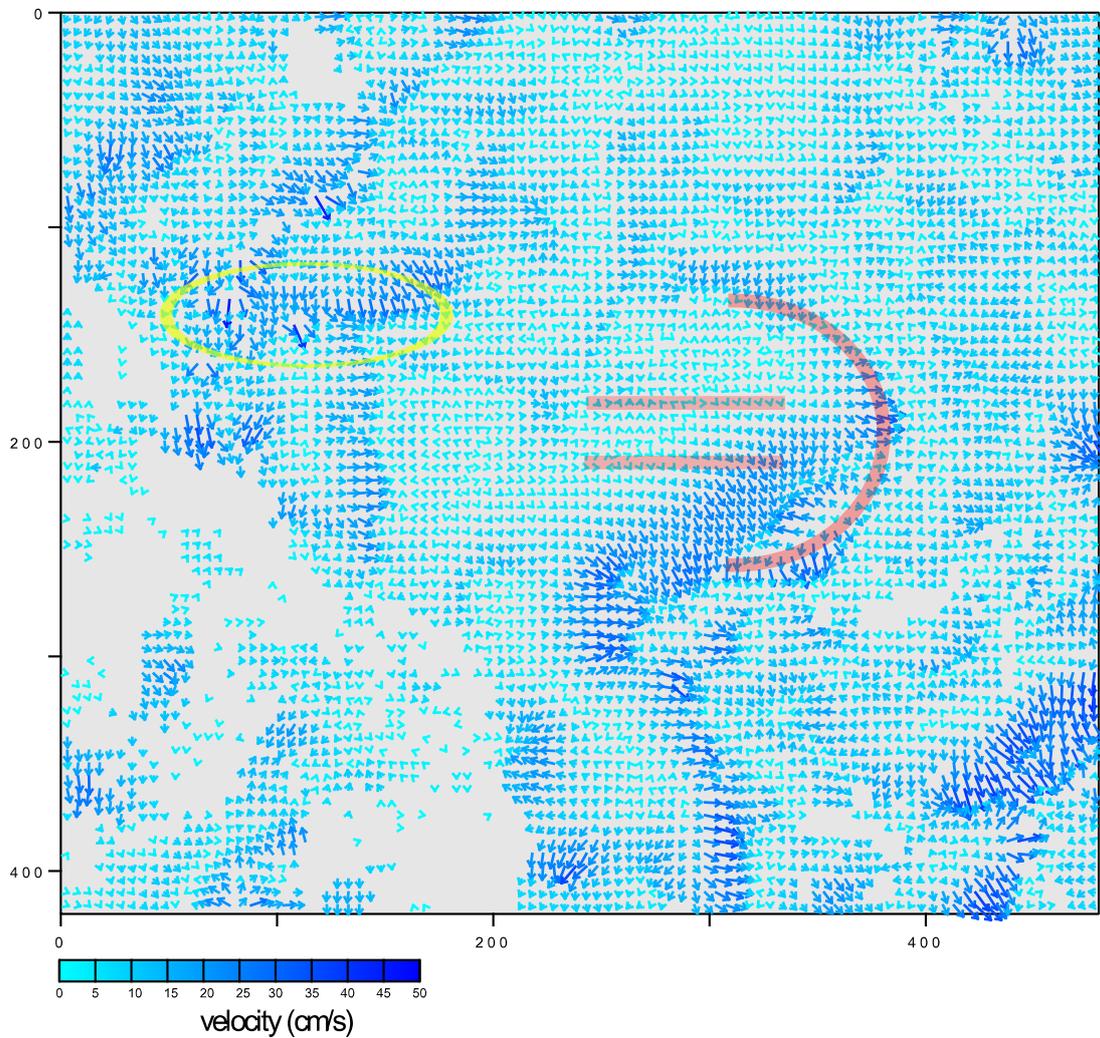
In Abbildung 6.22 werden die Ergebnisse des multispektralen Verfahrens mit denen des grauwertbasierten Verfahrens von Horn und Schunck verglichen. Hierbei wurde mit dem Ziel einer besseren Vergleichbarkeit jeweils nicht das ursprüngliche Verfahren von Horn und Schunck verwendet, sondern die Variante mit entkoppelter Berechnung des Gradienten aus Abschnitt 6.1.

Zur Berechnung der Ergebnisse wurde der selbe Teilausschnitt der ersten Fallstudie verwendet, der bereits in den vorigen beiden Abschnitten zur Veranschaulichung diente. Verfahrenübergreifend wurden die Gradienten mit einer Standardabweichung von  $\sigma = 2$  bestimmt. Es wurden 100 Iterationen verwendet.

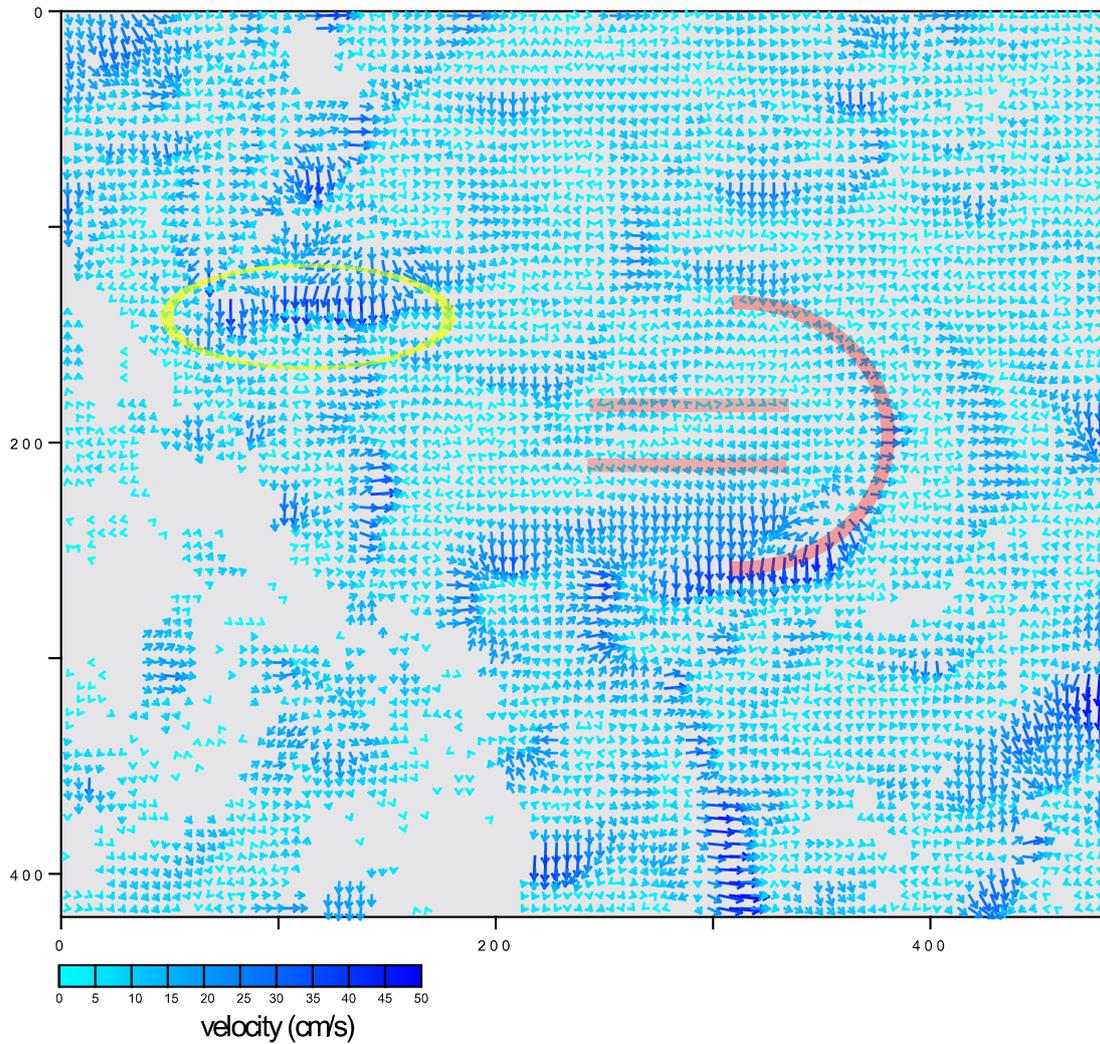
Für das grauwertbasierte Verfahren wurde jeweils Band 3 der TM- sowie WiFS-Bilddaten ausgewählt. Für das multispektrale Verfahren wurden analog die Bänder 3 und 4 verwendet. Eine Anwendung mit weiteren Bändern war für diesen Fall nicht möglich, da der WiFS-Sensor lediglich 2 Bänder aufzeichnet.

Vergleicht man die Ergebnisse beider Verfahren in Abbildung 6.22, so fällt auf, dass das multispektrale Verfahren bei gleicher Parameterkonfiguration eine glattere Schätzung der Bewegung der Meeresoberfläche ermittelt. Dies trifft insbesondere auf den gelb markierten Bereich von Abbildung 6.22 zu, in dem das multispektrale Verfahren einen gleichmäßigeren Verlauf der Strömungsvektoren bestimmt als das grauwertbasierte Verfahren.

Im Bereich der pilzartigen Struktur (rot hervorgehoben) ermittelt das multispektrale Verfahren ebenfalls einen glatteren Strömungsverlauf als das grauwertbasierte Verfahren. Zudem deckt sich der ermittelte Verlauf an dieser Stelle gut der abgebildeten pilzartigen Struktur. Der Grund hierfür ist, dass an dieser Stelle im Bild einige Aufnahmeartefakte vorhanden sind, die bei der Verwendung eines weiteren Bands minimiert werden, sodass glattere Flussvektoren ermittelt werden können.



**Abbildung 6.21:** Vergleich zwischen dem intensitätsbasierten und dem multispektralen Verfahren nach Horn und Schunck am Beispiel der zweiten ROI der ersten Fallstudie. Hier dargestellt: Ergebnisse des grauwertbasierten Verfahrens angewendet auf Band 3 der Aufnahmen mit folgenden Parametern:  $\sigma = 2$ ,  $\alpha = 1$  und 100 Iterationen.



**Abbildung 6.22:** Vergleich zwischen dem intensitätsbasierten und dem multispektralen Verfahren nach Horn und Schunck am Beispiel der zweiten ROI der ersten Fallstudie. Hier dargestellt: Ergebnisse des multispektralen Verfahrens (jeweils die Bänder 3 und 4) mit folgenden Parametern:  $\sigma = 2$ ,  $\alpha = 1$  und 100 Iterationen.

# Entwurf von Interpretationsmethoden

Um klar zu sehen, genügt oft ein  
Wechsel der Blickrichtung.

---

Antoine de Saint-Exupéry, 1948

Neben den Untersuchungen zur Lösung des Korrespondenzproblems bei der Bestimmung der mesoskaligen Oberflächenströmung werden in dieser Arbeit Methoden entwickelt, um die resultierenden Strömungsfelder zu interpretieren. Diese Interpretationsmethoden lassen sich in zwei Kategorien unterteilen: Verfahren, die die visuelle Interpretation der Ergebnisse unterstützen, und Verfahren, die anhand weiterer Wissensquellen und einem wissensbasierten System automatische Interpretationen erzeugen.

Beide Vorgehensweisen sind in der Domäne dieser Arbeit bislang einzigartig. Sie versprechen ein tieferes Verständnis der ermittelten Strömungsfelder. Dies wird, analog zum einleitenden Zitat, durch einen Wechsel des Betrachtungsstandpunktes der Strömungsfelder erreicht. Zudem wird eine automatische Schlussfolgerung der Ergebnisse in Bezug auf weiteres Wissen über die Szene entwickelt.

Dieses Kapitel bildet den Abschluss der entwickelten Verfahren, sodass nach der Beschreibung der Verfahren zur Interpretation der Ergebnisse eine komplette Verfahrenskette vorliegt, die von der Wahl der zu verwendenden Vorverarbeitung, der einzusetzenden Verfahren zur Lösung des Korrespondenzproblems bis zum Einsatz von Evaluierungs- und Interpretationsmethoden reicht.

## 7.1 Unterstützung der visuellen Interpretation

Die ermittelten Strömungsfelder, die durch die Lösung des Korrespondenzproblems resultieren, sind für menschliche Betrachter oft schwer zu deuten, da sie zumeist aus sehr vielen Vektoren bestehen, deren gleichzeitige Visualisierung nahezu unmöglich ist. Zudem ist es aufgrund der hohen Datendichte oft nicht möglich, durch bloße Betrachtung der Resultate alle Eigenschaften der Vektorfelder zu erkennen beziehungsweise zu analysieren. Zu diesem Zweck wurden im Rahmen dieser Arbeit mehrere Verfahren entwickelt, die es erlauben, verschiedene Eigenschaften aus einem ermittelten Strömungsfeld zu extrahieren. Mittels angepasster Visualisierungsmöglichkeiten können diese dem menschlichen Betrachter präsentiert werden, sodass dieser in der Interpretation unterstützt wird.

### 7.1.1 Extraktion der lokalen Bewegungskomponente

Bei der visuellen Analyse der ermittelten Strömungsfelder wird üblicherweise das Gesamtergebnis der ermittelten Strömung dargestellt. In diesem können allerdings interessante Eigenschaften vor dem Betrachter verborgen bleiben. Dies ist beispielsweise dann der Fall, wenn mithilfe der globalen Bewegungsbestimmung (vgl. Algorithmus 5.1) eine recht große globale Bewegung ermittelt wurde, welche lokale Variationen innerhalb des Bewegungsfeldes überdeckt.

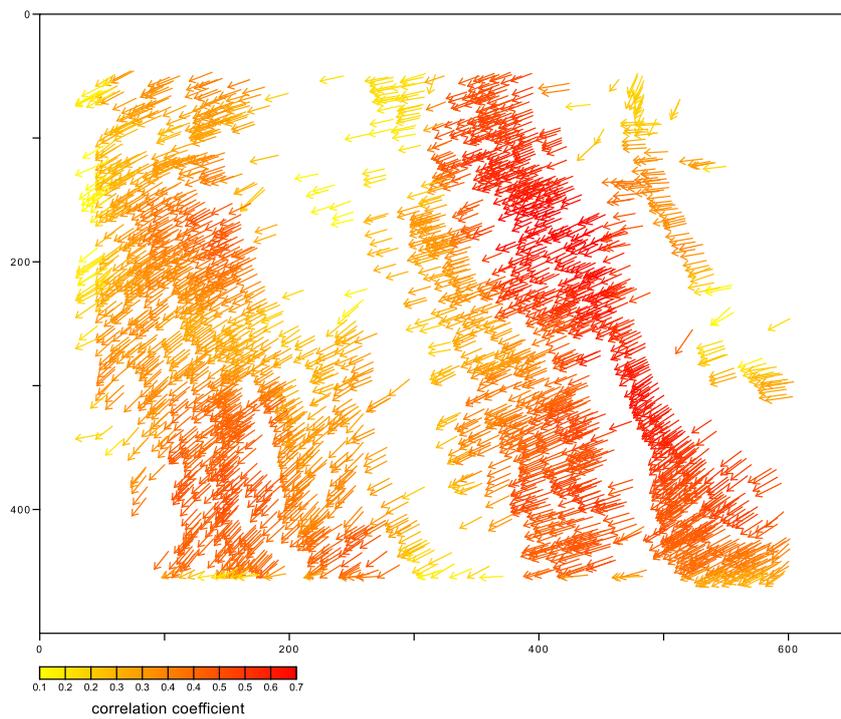
Als Beispiel für eine große globale Bewegungskomponente zeigt Abbildung 7.1a einen Ausschnitt der Ergebnisse des merkmalsbasierten Verfahrens für die erste ROI der ersten Fallstudie (vgl. Abschnitt 9.1). Die ermittelte globale Bewegung in diesem Beispiel entspricht einer Verschiebung von  $\vec{d} = (-17 \ 6)^\top$  Bildpunkten und dominiert das ermittelte Strömungsfeld. Um zu untersuchen, aus welchen lokalen Komponenten sich die ermittelte Strömung zusammensetzt, wird in dieser Arbeit ein Verfahren entwickelt, welches diese lokale Komponente extrahiert:

#### Algorithmus 7.1 (Extraktion der lokalen Komponente)

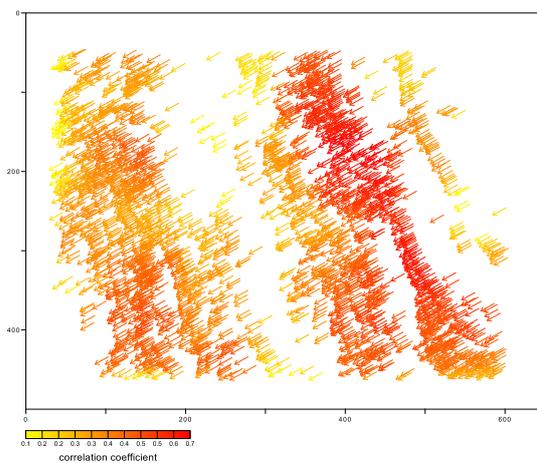
Sei  $VF$  ein Vektorfeld mit Vektoren  $\vec{v}_i$  die an den Positionen  $\vec{p}_i$  ermittelt worden sind:

1. Falls nicht vorhanden, ermittle mittels Optimierungsverfahren eine affine Matrix  $A$ , die die globale Komponente von  $VF$  darstellt.
2. Für jeden Vektor  $v_i$ :
  - a) Bestimme den erwarteten Vektor  $\vec{e}_i = A \cdot \vec{p}_i$ .
  - b) Der Vektor der lokalen Komponente  $\vec{l}_i$  ergibt sich als Differenz aus ermitteltem und erwartetem Vektor:  $\vec{l}_i = \vec{v}_i - \vec{e}_i$ .
3. Fasse alle  $\vec{l}_i$  in  $VF'$  zusammen und liefere dieses Vektorfeld zurück.

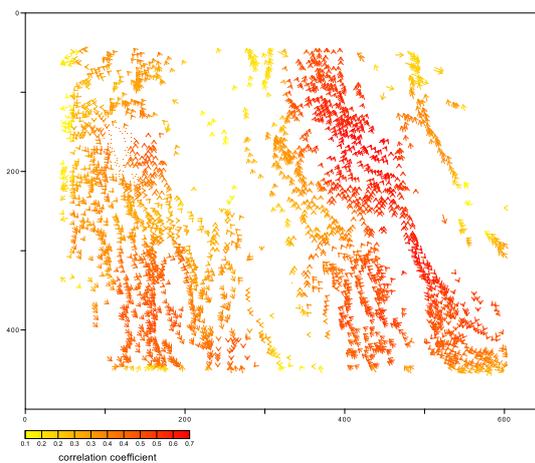
Der Algorithmus schreibt hierbei nicht die Art der Bestimmung der globalen Bewegung, sondern lediglich deren Modell vor. Die modellbasierte Zerlegung kann somit für Vektorfelder, die durch die globale Bewegungsbestimmung erzeugt worden sind, direkt durchgeführt werden, falls die ermittelte globale Bewegungskomponente gespeichert wurde.



(a) Gesamte ermittelte Strömung

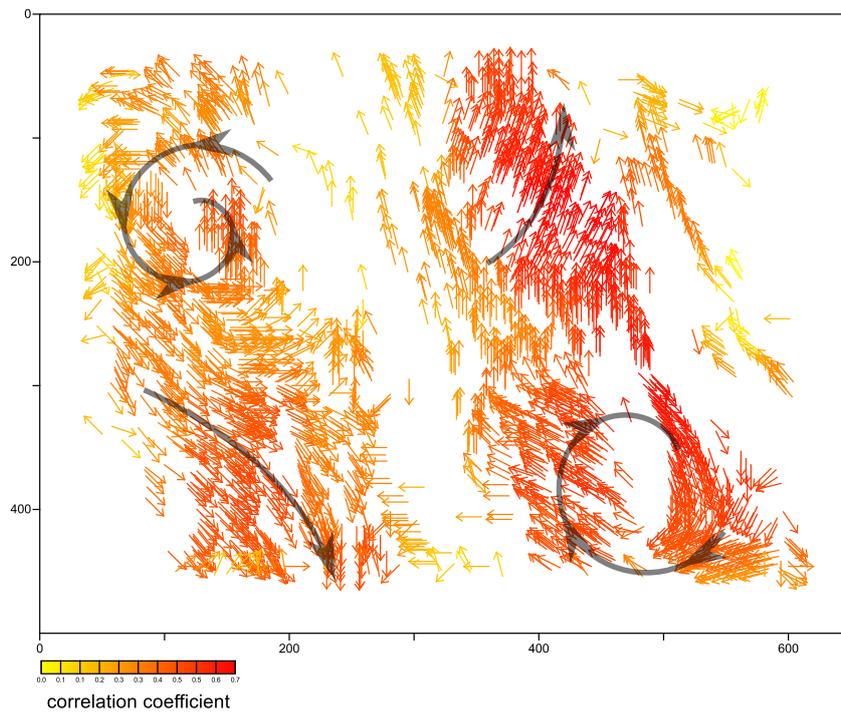


(b) Globale Strömungskomponente



(c) Lokale Strömungskomponente

**Abbildung 7.1:** Modellbasierte Zerlegung eines berechneten Strömungsfeldes in einen globalen Modellanteil und lokale Variationen am Beispiel von merkmalsbasiert ermittelten Strömungsvektoren der ersten ROI der ersten Fallstudie (Ostsee). Die gesamte ermittelte Strömung (oben) ist die Summe aus lokalen und globalen Anteilen der Strömung (unten).



**Abbildung 7.2:** Die grafische Überbetonung lokaler Strömungsanteile aus Teilabbildung 7.1c erlaubt es, die lokalen Abweichungen besser zu interpretieren. Lokale Bewegungskomponenten wurden schwarz markiert.

Damit die Extraktion auch für weitere ermittelte Vektorfelder verwendet werden kann, wurde ein weiteres Verfahren entworfen, das aufbauend auf den ermittelten Strömungen ein globales Bewegungsmodell schätzt. Hierzu werden die einzelnen ermittelten Strömungsvektoren als Punktzuordnungen betrachtet. Damit entspricht die nachträgliche modellbasierte Zerlegung, die in dieser Arbeit verwendet wird, einer affinen Registrierung (vgl. Abschnitt 4.1.1) anhand der einzelnen Zuordnungen des ermittelten Strömungsfeldes. Hiermit kann für jedes Strömungsfeld eine affine Matrix bestimmt werden.

In Teilabbildung 7.1c ist die lokale Komponente der Strömung dargestellt. Es lässt sich feststellen, dass für alle ermittelten Vektoren lediglich sehr geringe Abweichungen vom Modell existieren. In dieser Arbeit werden die lokalen Vektoren daher künstlich verlängert, wodurch die lokalen Variationen besser zu erkennen sind. Diese Extraktion der lokalen Komponente mit anschließender Reskalierung auf eine Länge von jeweils 20 Bildpunkten pro Vektor ist in Abbildung 7.2 dargestellt.

In der überbetonten Darstellung lässt sich erkennen, dass die lokalen Unterschiede nicht zufällig verteilt sind, sondern bestimmten Bewegungsmustern folgen, die in der Gesamtdarstellung des Vektorfeldes von der globalen Bewegung überlagert waren. Sie bilden gerichtete oder wirbelartige Systeme innerhalb der lokalen Komponente und sind in Abbildung 7.2 schwarz hervorgehoben dargestellt.

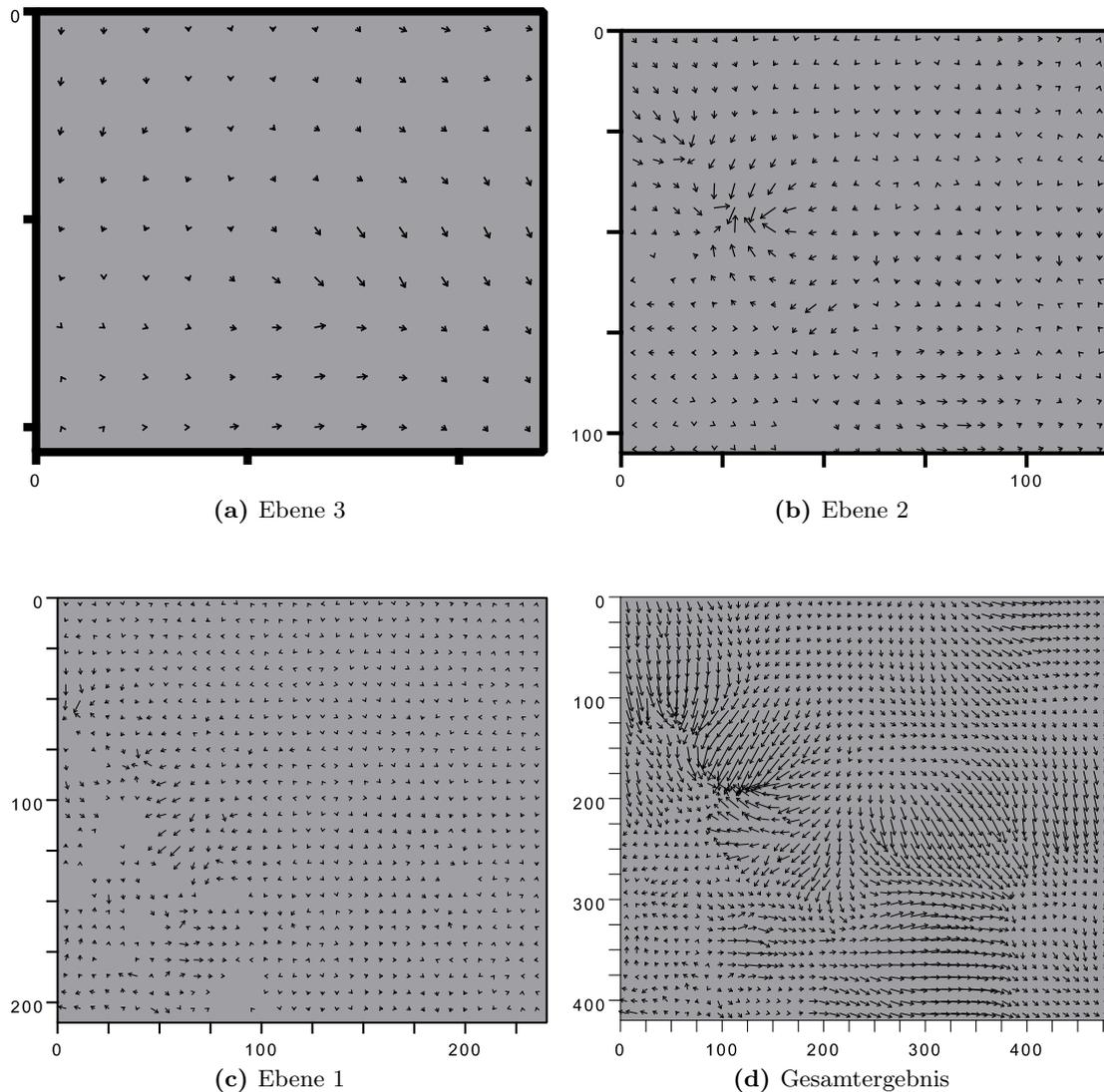
Die in diesem Abschnitt entwickelte Betrachtungsebene von Strömungsfeldern wird im Rahmen dieser Arbeit erstmalig beschrieben. Sie erlaubt es, Einsichten in die Strömungsfelder zu erhalten, die vorher von der allgegenwärtigen globalen Strömung an der Meeresoberfläche verdeckt blieben. In den Fallstudien in Kapitel 9 konnten in dieser Arbeit durch die Verwendung dieser Technik erstmals Einblicke in kleinskalige Strömungsphänomene erreicht werden, die durch Satellitenbilder ermittelt worden sind. Diese Strömungsphänomene wurden lediglich vermutet, konnten jedoch durch Messungen beziehungsweise vergleichbare Daten bisher nicht belegt werden, da sie durch die globale Komponente verdeckt blieben. Wie im einleitenden Zitat dieses Kapitels treffend festgestellt, reicht in diesem Fall tatsächlich ein anderer (lokaler) Blickwinkel, um wieder klar sehen zu können.

### 7.1.2 Interpretation der Ergebnisse von Mehrgitter-Verfahren

Im Gegensatz zur nachträglichen Zerlegung eines Strömungsfeldes mittels der modellbasierten Verfahren kann eine Interpretation der Ergebnisse von differentiellen Verfahren, die die Strömung zusätzlich zur Ermittlung der globalen Bewegung anhand eines Mehrgitter-Ansatzes ermitteln, wesentlich komplexer zu interpretieren sein (vgl. Abschnitt 5.3.2). Dies liegt zum einen darin begründet, dass auf unterschiedlichen Skalen unterschiedliche Strömungen bestimmt werden können. Zum anderen können Fehler auf den vorangegangenen Gittern dazu führen, dass durch die Propagierung auf die jeweils nächste Gitterebene hauptsächlich die Fehler propagiert werden. Dadurch sind die Verfahren ab einer falsch propagierten Gitterebene meist nicht mehr in der Lage, valide Strömungen zu ermitteln.

Im Rahmen dieser Arbeit wird daher für alle differentiellen Verfahren sichergestellt, dass alle Zwischenergebnisse der jeweiligen Gitterebenen, die während der Mehrgitter-Verarbeitung traversiert worden sind, zusätzlich zum Gesamtergebnis zur Verfügung stehen. Da diese Vorgehensweise als eine generische Erweiterung beziehungsweise als verfahrensunabhängige Kontrollstruktur definiert worden ist, ist dies entkoppelt von den Verfahren möglich, welche die Ergebnisse durch die Anwendung von Mehrgitterverfahren bestimmen. Somit stehen für den menschlichen Betrachter Möglichkeiten bereit, um zu erkennen, bei welcher Skala möglicherweise Probleme aufgetreten sind und wie sich diese auf die darauf folgenden Gitter auswirkten.

Ein Beispiel dieser Verarbeitungskette für eine Mehrgitter-Verarbeitung im V-Zyklus mit 3 Skalen zeigt Abbildung 7.3. Vergleicht man die Unterteilung der Bewegung in die einzelnen Gitter unterschiedlicher Auflösungen, so erkennt man, dass die Unterteilung der Bewegung nicht über alle Skalen hinweg uniform ausfällt. Vielmehr werden auf den unterschiedlichen Skalen unterschiedliche Korrekturterme bestimmt. Die Strömungskomponente, die initial auf Ebene 3 bestimmt wird, besteht hauptsächlich aus einer globaler Bewegung in Richtung Südost. Auf der zweiten Ebene werden vor allem im mittleren linken Bildbereich Korrekturterme bestimmt. Auf der ersten Ebene finden abermals vor allem in diesen Bildbereichen Korrekturen der ermittelten Strömungsvektoren statt, so dass schließlich das Endresultat entsteht, welches zusätzlich die Korrekturschritte auf der ursprünglichen Bildebene beinhaltet.



**Abbildung 7.3:** Beispielhafte Zerlegung der Ergebnisse des Mehrgitteransatzes. Die Strömungen wurden anhand der multispektralen Bilddaten der ersten Fallstudie für ein Gebiet in der zentralen Ostsee ermittelt. Verwendet wurde das um Gauß'sche Gradienten und Wolkenmasken erweiterte Verfahren von Horn und Schunck mit den folgenden Parametern:  $\sigma=2$ ,  $\alpha=5$  und 100 Iterationen pro Ebene. Die Berechnung der Ergebnisse wurde in Verbindung mit einem V-Mehrgitteransatz mit 4 Ebenen (0 bis 3) erzielt. Zur Übertragung der Zwischenergebnisse einer Ebene auf die jeweils darunter liegende Ebene wurde ein Thin-Plate-Spline-Verfahren mit  $10 \times 10$ -facher Unterabtastung gewählt.

### 7.1.3 Clustering von Strömungsfeldern

Vor allem für sehr große beziehungsweise hochaufgelöste ermittelte Strömungsfelder ist eine Interpretation durch Betrachtung aller Vektoren sehr mühsam und für einen Menschen kaum durchzuführen. In dieser Arbeit werden daher zwei bekannte Verfahren, die das ermittelte Vektorfeld in homogene Bereiche unterteilen, untersucht. Das Vektorfeld kann so auf die ermittelten Regionen reduziert werden, indem für jede Region ein Repräsentant ausgewählt wird. Diese Ansätze sind analog zu den in der Bildverarbeitung verwendeten Segmentierungsverfahren entwickelt worden (vgl. Jähne (2001)[Kapitel 14]).

Im Gegensatz zur Bildverarbeitung existieren für Vektorfelder kaum Segmentierungsverfahren. Dies liegt vor allem darin begründet, dass eine Segmentierung von Vektorfeldern auf viele unterschiedliche Arten erfolgen kann. So beschreiben Azaiez et al. (2005) beispielsweise verschiedene Möglichkeiten der Zerlegung von Vektorfeldern in Systeme, die zur Erzeugung des Strömungsfeldes beigetragen haben. Diese stellen allerdings zu strikte Anforderungen an die zu analysierenden Vektorfelder und sind daher in dieser Arbeit nicht einsetzbar.

Im Rahmen dieser Arbeit werden zwei bekannte Ansätze erweitert, die es ermöglichen, dass ähnliche Vektoren zu Gruppen, sogenannten Clustern, zusammengefasst werden. Dieser Prozess der Gruppierung wird daher auch als Clustering bezeichnet. Da sich die Maße eines jeden ermittelten Vektors innerhalb der Bilddimensionen befinden, kann eine Vergleichbarkeit angenommen werden. Daher wird eine gewichtete euklidische vierdimensionale Distanz als Ähnlichkeitsmaß zum Clustering verwendet:

$$\text{dist}(\vec{v}_1, \vec{v}_2) = \|\vec{p}_1 - \vec{p}_2\|_2 + w \cdot \|\vec{d}_1 - \vec{d}_2\|_2$$

Hierbei ist ein einzelner Vektor  $v_i$  durch die Position  $\vec{p}_i$  und die Ausrichtung  $\vec{d}_i$  gekennzeichnet. Falls die Domänen beider Werte abweichen, können beide vor einem Vergleich mit dem Faktor  $w$  gegeneinander gewichtet werden. Durch den Faktor  $w$  kann zudem der Einfluss der Richtungen  $\vec{d}_i$  minimiert werden. So wird beispielsweise mit  $w = 0$  lediglich nach räumlicher Nähe zusammengefasst, und das Abstandsmaß vereinfacht sich zu  $\|\vec{p}_1 - \vec{p}_2\|_2$ . Das Clustering anhand der oben genannten Distanz wird durch zwei bekannte iterative Verfahren umgesetzt, die jeweils unterschiedliche Zielvorgaben des Clusterings besitzen:

- ein distanzbasiertes Verfahren, welches das Vektorfeld in Bereiche clustert, die jeweils durch eine maximale Distanz bestimmt sind, und
- ein  $k$ -means-Verfahren, bei dem die Anzahl der Cluster vorgegeben ist und die Distanzen innerhalb der jeweiligen Cluster durch das Verfahren bestimmt und zugeordnet werden müssen.

Die beiden Verfahren sind insofern kongruent, als dass sowohl die maximale Distanz innerhalb eines Clusters als auch die Anzahl der zu bildenden Cluster zunächst unbestimmt ist. Die Verfahren erlauben durch die Festlegung jeweils eines Wertes allerdings den korrespondierenden zweiten Wert, und somit auch das Ergebnis des Clusterings, zu bestimmen.

**Algorithmus 7.2 (Distanzbasiertes Clustering von Vektorfeldern)**

Gegeben sei ein Vektorfeld mit  $n$  Vektoren  $\vec{v}_i$ , wobei  $i \in \{1, \dots, n\}$ , sowie eine maximale Distanz  $r$ , die bei Zuordnungen zu Clustern stets unterschritten werden muss.

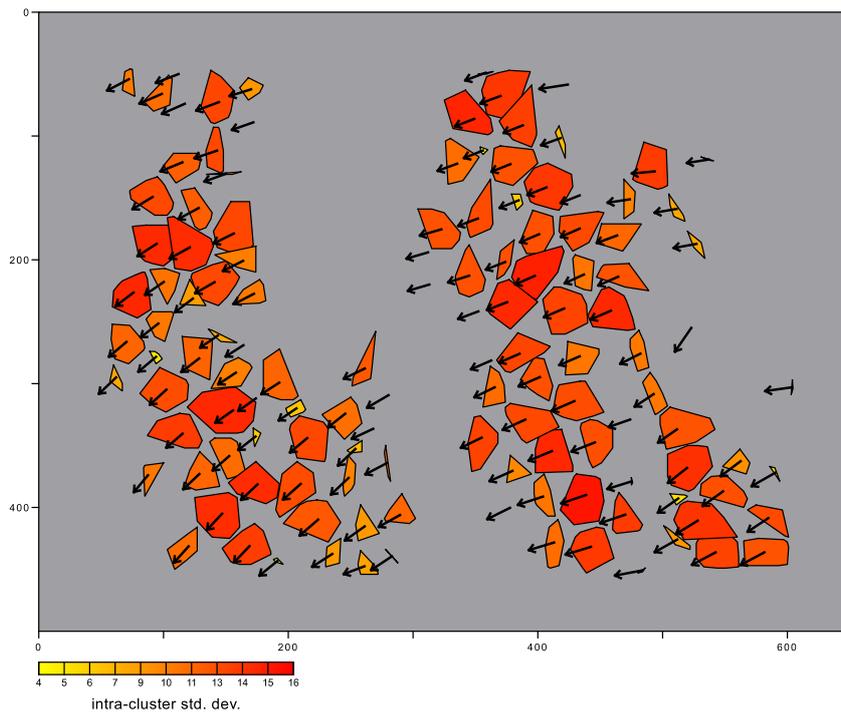
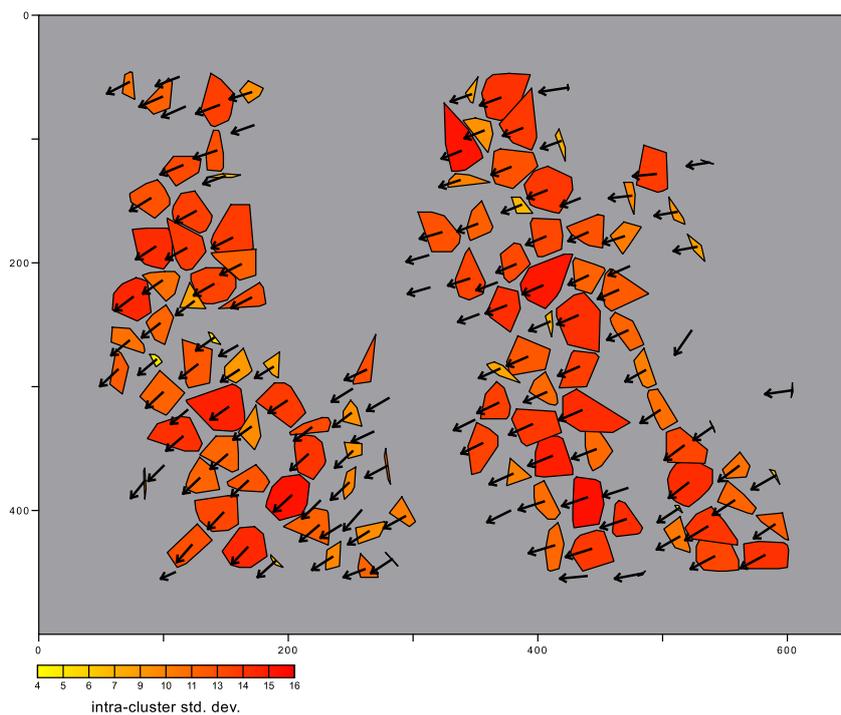
1. Weise jedem Vektor ein initiales Label zu:  
 $\text{cluster}(\vec{v}_i) = 0$ .
2. Wähle den Vektor  $\vec{v}_0$  aus und ordne ihm den ersten Cluster zu:  
 $\text{cluster}(\vec{v}_0) = 1$ .
3. Solange neue Zuordnungen erfolgen:
  - a) Für alle nicht zugeordneten Vektoren  $\vec{v}_j$ :
    - i. Finde das Clusterzentrum  $\vec{c}_i$  minimaler Distanz
    - ii. Falls die Distanz  $< r$  ist, setze  $\text{cluster}(\vec{v}_j) = i$  und aktualisiere das Clusterzentrum  $\vec{c}_i$ .
  - b) Falls im vorigen Schritt keine Zuordnung stattgefunden hat:
    - i. Finde den Vektor  $\vec{v}_j$ , der eine maximale Distanz zu allen bislang zugeordneten besitzt.
    - ii. Weise diesem Vektor ein neues Cluster zu:  $\text{cluster}(\vec{v}_j) = \sup(\text{cluster}) + 1$ .
4. Falls keine neuen Zuordnungen erfolgen, liegt das Ergebnis vor.

Der distanzbasierte Ansatz ist als Greedy-Ansatz entwickelt worden. Das bedeutet, dass er Zuordnungen von Vektoren zu Clusterzentren genau ein Mal trifft. Aus dieser Vorgehensweise resultiert zum einen eine hohe Geschwindigkeit des Verfahrens. Zum anderen ist das Verfahren von der Reihenfolge der Vektoren im Strömungsfeld abhängig, was bei einer solchen Vorgehensweise allerdings unvermeidbar ist.

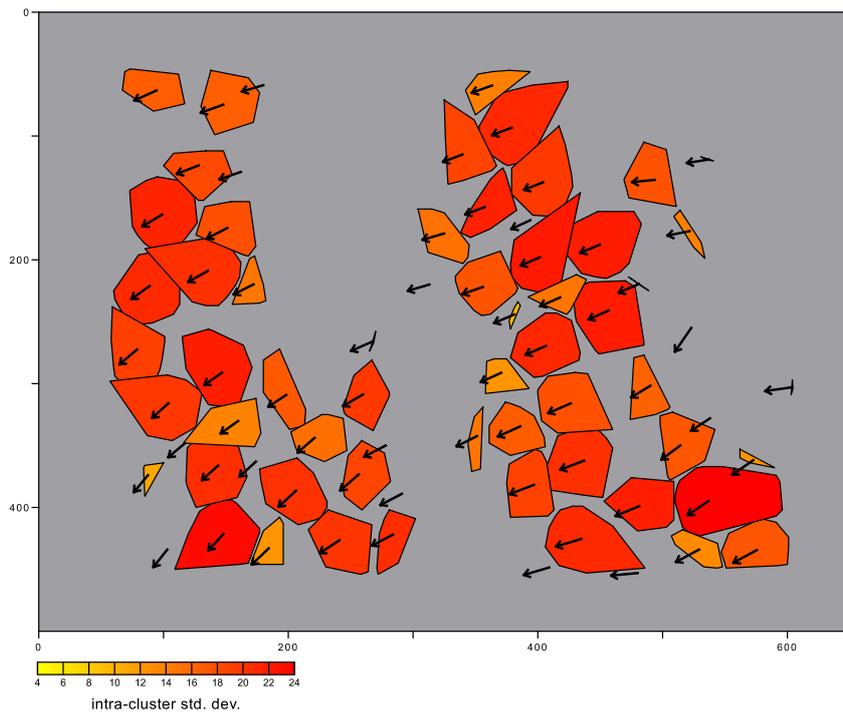
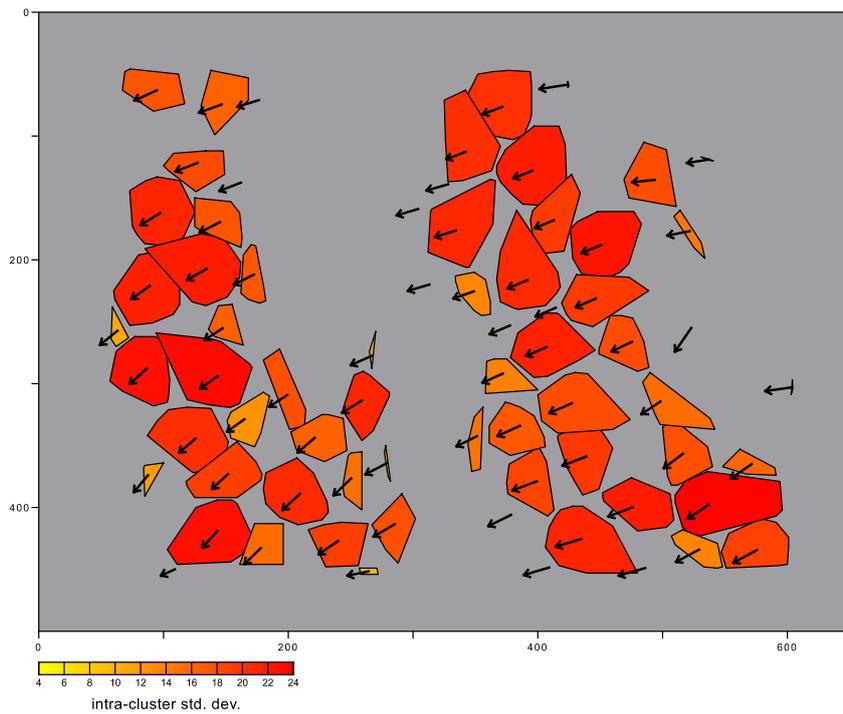
In Abbildung 7.4 ist die beispielhafte Anwendung des distanzbasierten Verfahrens anhand zweier unterschiedlicher Gewichtungen  $w$  aufgezeigt. Hierbei ist erkennbar, dass die Verwendung der Richtungen der Vektoren zu einem veränderten Ergebnis führt. Auch wenn diese Veränderung nur sehr gering ist, so führt sie zu einer leichten Zunahme der Anzahl der ermittelten Cluster. Die Hinzunahme der Richtungen führt indes nicht zu einer Erhöhung der Standardabweichungen innerhalb der Cluster.

Das Experiment wurde zudem mit einer erhöhten maximalen Distanz wiederholt. Die Ergebnisse sind in Abbildung 7.5 dargestellt. Hierbei ist zunächst zu erkennen, dass das Verfahren mit steigender maximaler Distanz die Anzahl der Vektoren deutlich reduziert. Ähnlich wie bei Abbildung 7.4 führt auch in diesem Fall die Einbettung von Richtungsinformation zu einer Veränderung des Ergebnisses. Da hierbei zumeist größere Cluster entstehen, steigt auch die Standardabweichung innerhalb der Cluster leicht an.

Insgesamt führt die Verwendung einer maximalen Distanz als Schwellwert aber dazu, dass verhältnismäßig viele Cluster lediglich aus einem Vektor bestehen. Dies ist selbst bei größeren maximalen Distanzen der Fall und liegt in der vierdimensionalen Isolation einzelner ermittelter Vektoren begründet.

(a) Maximale Distanz: 20,  $w = 0 \rightarrow 127$  Cluster(b) Maximale Distanz: 20,  $w = 1 \rightarrow 139$  Cluster

**Abbildung 7.4:** Ergebnisse des distanzbasierten Clusterings mit einer maximalen Distanz von 20 anhand des Vektorfeldes aus Abbildung 7.1. Die Clustergrenzen sind jeweils durch die gefüllte Polygone dargestellt, schwarze Vektoren beschreiben die mittleren Strömungen der jeweiligen Cluster. Die Farbe der Cluster beschreibt die Standardabweichung der Vektoren innerhalb der Cluster in Bezug auf das jeweils verwendete Distanzmaß.

(a) Maximale Distanz: 30,  $w = 0 \rightarrow 69$  Cluster(b) Maximale Distanz: 30,  $w = 1 \rightarrow 70$  Cluster

**Abbildung 7.5:** Ergebnisse des distanzbasierten Clusterings mit einer maximalen Distanz von 30 anhand des Vektorfeldes aus Abbildung 7.1. Die grafische Darstellung sowie die Farbkodierungen erfolgen analog zu Abbildung 7.4.

Im Gegensatz zu dem distanzbasierten Ansatz ist das  $k$ -means-Verfahren kein Greedy-Verfahren, da es bereits zugeordnete Vektoren bei Bedarf neu zuordnet, falls sie nach einer Iteration näher an einem anderen als dem ursprünglich zugeordneten Clusterzentrum liegen. Dies wird in einem Vergleich der Punkte 3a der jeweiligen Algorithmen deutlich. Während der distanzbasierte Ansatz lediglich nicht zugeordnete Vektoren betrachtet, werden bei dem  $k$ -means-Verfahren in jeder Iteration alle Vektoren erneut analysiert und gegebenenfalls neu zugeordnet.

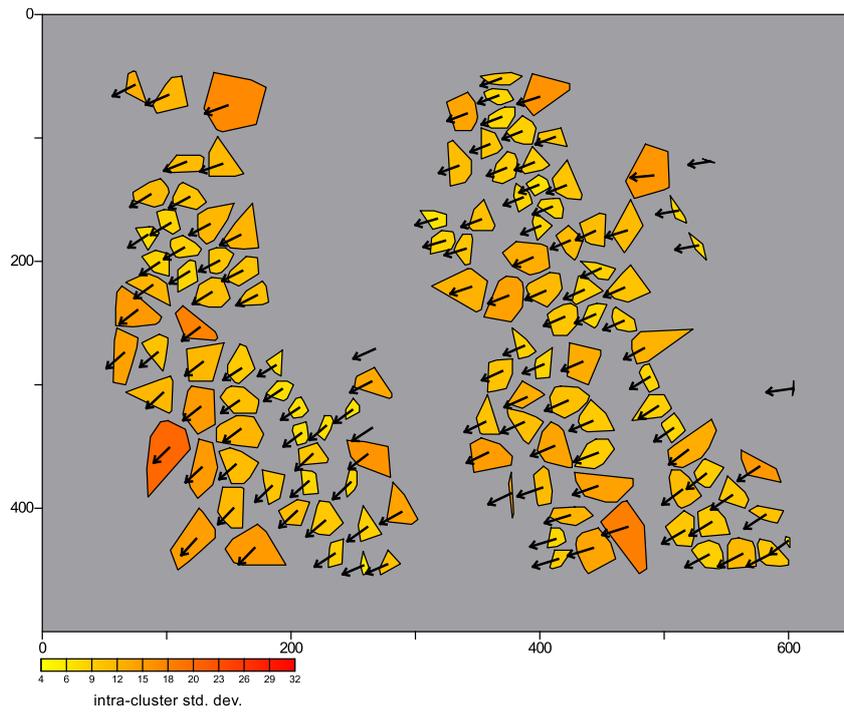
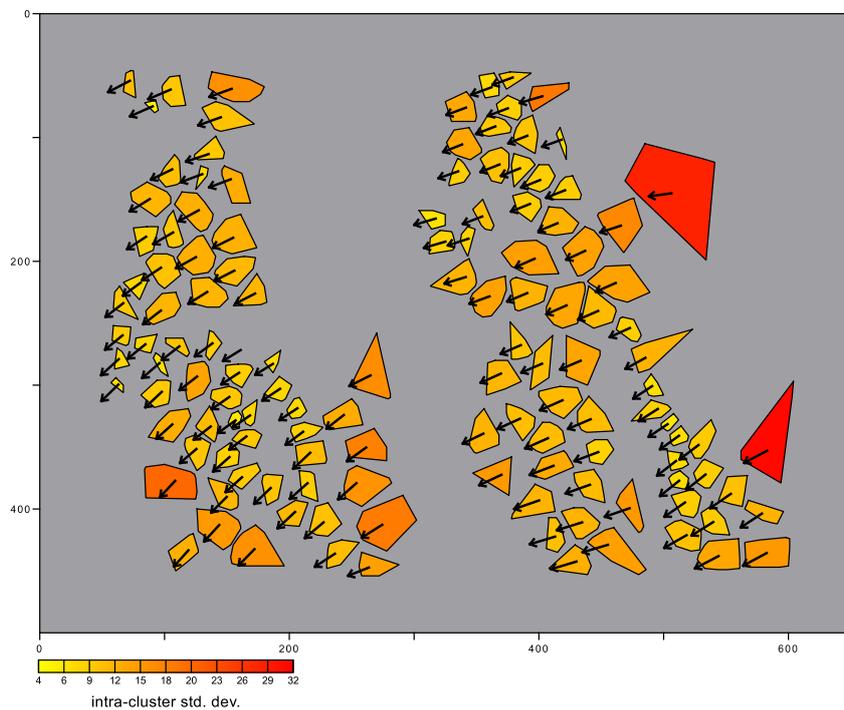
**Algorithmus 7.3 ( $k$ -means-Clustering von Vektorfeldern)**

Gegeben sei ein Vektorfeld mit  $n$  Vektoren  $\vec{v}_i$ , wobei  $i \in \{1, \dots, n\}$ , sowie einer Anzahl zu erzeugender Cluster  $k$ .

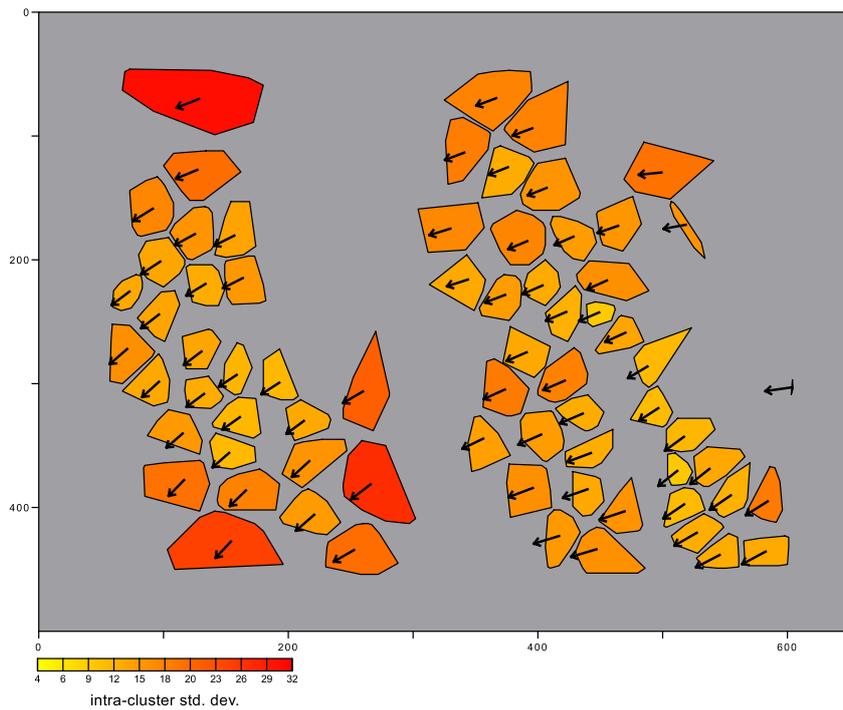
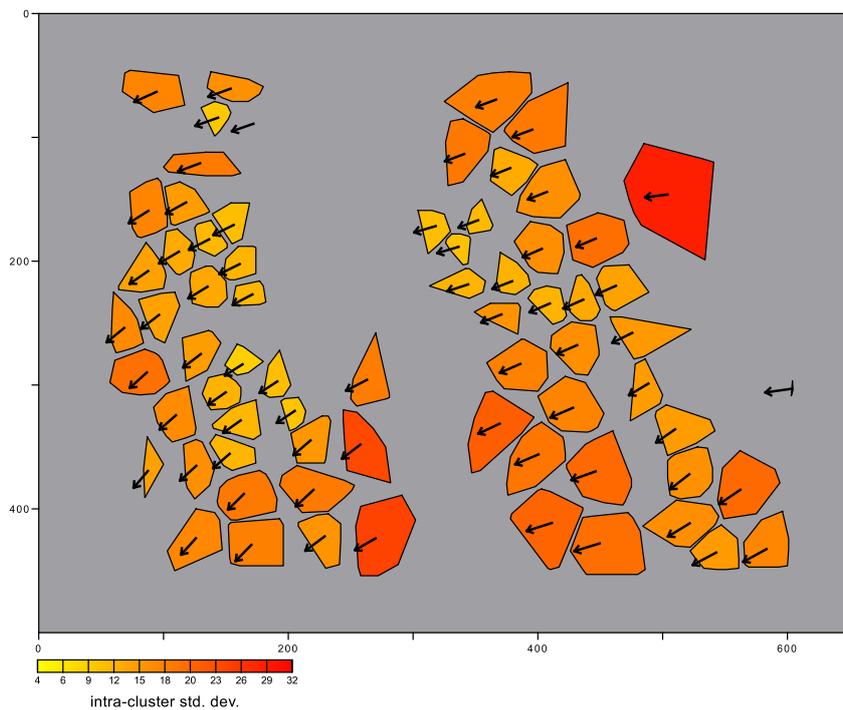
1. Weise zufällig  $k$  Vektoren als initiale Clusterzentren zu.
2. Solange sich Zuordnungen geändert haben:
  - a) Bestimme anhand aller zugeordneten Vektoren  $k$  neue Clusterzentren  $\vec{c}_i$ .
  - b) Für alle Vektoren  $\vec{v}_j$ :
    - i. Finde das Clusterzentrum  $\vec{c}_i$  minimaler Distanz.
    - ii. Ordne dieses Zentrum zu:  $\text{cluster}(\vec{v}_j) = i$ .
3. Falls keine Änderungen der Zuordnungen erfolgen, liegt das Ergebnis vor.

Abbildung 7.6 zeigt die Ergebnisse des  $k$ -means-Verfahrens auf dasselbe Vektorfeld, das in Abbildung 7.4 mittels des distanzbasierten Verfahrens in Cluster unterteilt wurde. Dabei wurde der Parameter  $k = 130$  so gewählt, dass eine ähnliche Anzahl an Clustern wie in Abbildung 7.4 entstehen. Somit können die Ergebnisse beider Algorithmen besser verglichen werden. Vergleicht man die beiden Teilabbildungen in Abbildung 7.6, so lässt sich beobachten, dass die Wahl des Gewichtungsfaktors  $w$  bei Verwendung des  $k$ -means-Verfahrens einen großen Einfluss auf die Ergebnisse hat. Für den Fall, dass  $w = 0$  ist, die Richtung der Vektoren also nicht betrachtet wird, entstehen Cluster homogener Distanzen sowie vereinzelt sehr kleine Regionen. Durch die Hinzunahme der Richtungsinformationen durch  $w = 1$  verringern sich diese sehr kleinen Regionen. Zugleich entstehen einige größere Cluster mit hoher Standardabweichung.

Verringert man die Anzahl der zu findenden Cluster  $k = 70$  so, dass sie mit denen aus Abbildung 7.5 vergleichbar sind, erhält man die in Abbildung 7.7 dargestellten Ergebnisse. Im Gegensatz zu Abbildung 7.6, in der  $k = 130$  gewählt worden ist, zeigen diese Abbildungen weniger Unterschiede. Durch die Verwendung der Richtungsinformationen durch die Wahl von  $w = 1$  entsteht zwar ein neuer größerer Cluster höherer Standardabweichung (siehe Abbildung 7.7b rechts), andererseits werden auch vormals größere Cluster unterteilt.

(a)  $k$ -means mit  $k = 130$ ,  $w = 0$ (b)  $k$ -means mit  $k = 130$ ,  $w = 1$ 

**Abbildung 7.6:** Ergebnisse des  $k$ -means-Verfahrens mit  $k = 130$  anhand des Strömungsfeldes aus Abbildung 7.1. Die Anzahl der zu bestimmenden Cluster  $k$  wurde so gewählt, dass sie mit der aus Abbildung 7.4 korrespondiert. Die grafische Darstellung sowie die Farbkodierungen erfolgen analog zu Abbildung 7.4.

(a)  $k$ -means mit  $k = 70$ ,  $w = 0$ (b)  $k$ -means mit  $k = 70$ ,  $w = 1$ 

**Abbildung 7.7:** Ergebnisse des  $k$ -means-Verfahrens mit  $k = 70$  anhand des Strömungsfeldes aus Abbildung 7.1. Die Anzahl der zu bestimmenden Cluster  $k$  wurde so gewählt, dass sie mit der aus Abbildung 7.5 korrespondiert. Die grafische Darstellung sowie die Farbkodierungen erfolgen analog zu Abbildung 7.4.

Insgesamt fällt bei den erzielten Ergebnissen des  $k$ -means-Verfahrens auf, dass die Größenverteilung der Cluster insgesamt homogener ausfällt als bei denen des distanzbasierten Verfahrens. Zudem entstehen durch die iterative Neuordnung von Vektoren keine Regionen, die jeweils nur aus einem einzigen Vektor bestehen. Ebenso wie das distanzbasierte Verfahren führt auch das  $k$ -means-Verfahren zu guten Reduktionen in der Komplexität der Strömungsfelder. Zudem reduziert es die Standardabweichungen innerhalb der Cluster durch die Neuordnung deutlich besser, als dies beim distanzbasierten Verfahren der Fall ist. Das Hauptproblem dieses Verfahrens ist allerdings, dass der Anwender bereits wissen muss, auf wie viele Cluster das Verfahren das Strömungsfeld reduzieren soll. Diese Information ist im Gegensatz zu einer maximalen Distanz zwischen den Vektoren nur schlecht abschätzbar, da sie vor allem von der Variabilität innerhalb des Strömungsfeldes abhängt.

Abschließend lässt sich feststellen, dass beide Verfahren unter Verwendung des definierten Distanzmaßes in der Lage sind, die Strömungsfelder in eine Anzahl kleinerer Bereiche zu unterteilen. In diesen Bereichen variiert die ermittelte Strömung jeweils minimal beziehungsweise unterhalb einer gegebenen Schwelle. Die Ergebnisse der Verfahren können zum Beispiel dazu verwendet werden, um die Anzahl der Vektoren zu reduzieren, indem die mittleren Vektoren jedes Clusters als Repräsentant der Region ausgewählt werden. Bei einer solchen Verwendung muss allerdings sichergestellt sein, dass durch das Clustern und die Mittelwertbildung keine markanten Strukturen verschwinden. Die ermittelten Standardabweichungen innerhalb der ermittelten Cluster können außerdem dazu verwendet werden, Areale zu erkennen, in denen sowohl räumliche als Richtungsinformation stark variieren. In diesen ist das ermittelte Vektorfeld lokal weniger glatt als in Bereichen geringer Standardabweichung.

## 7.2 Wissensbasierte Interpretation

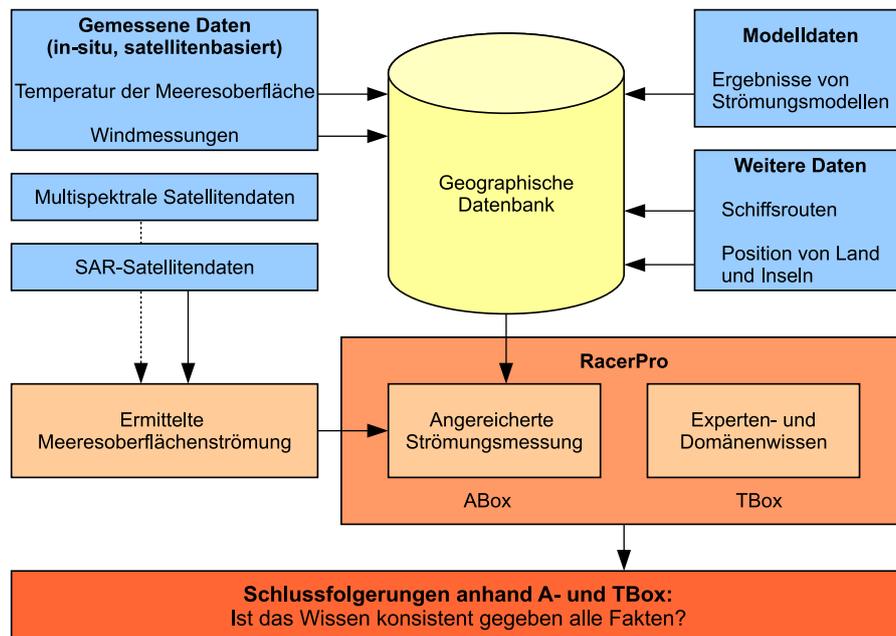
Neben der Unterstützung der Interpretation durch menschliche Betrachter, wird in dieser Arbeit erstmalig ein komplettes System beschrieben, das es erlaubt, automatische Interpretationen in Form von logischen Schlussfolgerungen über die ermittelten Vektorfelder zu erstellen. In Abschnitt 4.4.2 wurde bereits erläutert, dass hierfür ein beschreibungslogisches System zur Wissensmodellierung verwendet wird. In diesem werden neben dem Domänen- und Expertenwissen auch die berechneten Strömungsfelder sowie die Ergebnisse numerischer Strömungsmodelle repräsentiert. Mithilfe dieser Wissensbasis sollen die ermittelten Strömungsfelder auf mögliche Widersprüche der Ergebnisse in Bezug auf das Domänen- und Expertenwissen hin untersucht werden.

Da verschiedene beschreibungslogische Systeme existieren, muss zunächst die Auswahl eines Systems erfolgen. Das zu wählende System muss Wissensbasen mit großem Faktenwissen und verhältnismäßig geringem prozeduralem Wissen unterstützen und Schlussfolgerungen für diese in annehmbarer Zeit (im Minutenbereich) durchführen können. Ist die Berechnungsdauer zu hoch, ist eine interaktive Arbeitsweise nahezu unmöglich. Zudem sollte das System so ausdrucksstark wie möglich sein, damit sowohl die quantitative als auch die qualitative Repräsentation der Daten untersucht werden können. Weiterhin sollte es über eine standardisierte Anfrageschnittstelle verfügen, mit der Fragen an das System gestellt werden können, die durch logische Schlüsse vom System beantwortet werden können.

Alle diese Anforderungen erfüllt das System RACER, weshalb es in dieser Arbeit verwendet wird (siehe Haarslev u. Möller (2001)). Es implementiert mit  $\mathcal{SHIQ}(\mathcal{D}^-)$  eine ausdrucksstarke Beschreibungslogik, durch die transitive, funktionale und inverse Rollen, sowie Rollenspezialisierungshierarchien, bereitgestellt werden. Zudem erlaubt das System Schlussfolgerungen über Datentypen wie Gleitkommazahlen, Ganzzahlen, Bool'sche Werte und Zeichenketten und einige zusätzliche Konzeptkonstruktoren, wie die Angabe von Intervallgrenzen quantitativer Werte.

RACER blickt zudem auf eine lange Historie zurück und beinhaltet neben einer ausgereiften Anfragesprache sehr schnelle Schlussfolgerungsmechanismen. Außerdem hat sich RACER bereits in der Vergangenheit in der höheren Bilddeutung im Rahmen der Szeneninterpretation als sehr gut geeignet erwiesen (siehe Neumann u. Möller (2008)) und steht zur Forschung und Lehre kostenlos zur Verfügung.

Aufgrund des sehr heterogenen Wissens wurde eine Modellierung gewählt, die von den heterogenen Daten- beziehungsweise Wissensquellen abstrahiert. Die Abstraktionsebene stellt hierbei eine getrennte Geodatenbank dar, durch die Teile des Faktenwissens zentral und standardisiert abrufbar sind. Dieser Ansatz wurde prototypisch in Seppke et al. (2010d) entworfen und im Rahmen dieser Arbeit erstmalig realisiert. In der vorliegenden Realisierung wurde die Geodatenbank durch verschiedene Datenquellen innerhalb des entwickelten Software-Rahmenwerks simuliert (vgl. Kapitel 8). In Abbildung 7.8 ist der Entwurf des Systemaufbaus schematisch dargestellt.



**Abbildung 7.8:** Konzeptioneller Aufbau des entworfenen wissensbasierten Systems. Daten unterschiedlicher Wissensquellen werden zentral verwaltet, bevor sie zusammen mit der ermittelten Strömung in die ABox überführt werden (modifizierte Abbildung aus Seppke et al. (2010d)).

### 7.2.1 Quantitative versus qualitative Wissensmodellierung

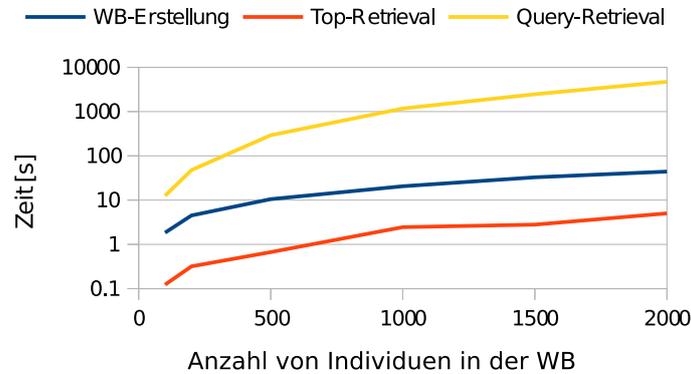
Die Ausdruckstärke des RACER-Systems erlaubt es, das vorhandene Wissen auf unterschiedliche Arten zu modellieren. Während beschreibungslogische Systeme typischerweise mit symbolischen (qualitativen) Repräsentationen arbeiten, erlaubt es RACER innerhalb der konkreten Domäne der reellen Zahlen zu bleiben, und die Schlussfolgerungsmechanismen ebenfalls in dieser quantitativen Repräsentation zu betreiben. Ein Beispiel für die quantitative Modellierung eines Vektors  $FV$  in RACER ist:

$$\begin{aligned}
 (\text{constrained } FV \text{ } Val_x \text{ } FV_x) & \quad (\text{constraints } (= \text{ } Val_x \text{ } x)) \\
 (\text{constrained } FV \text{ } Val_y \text{ } FV_y) & \quad (\text{constraints } (= \text{ } Val_y \text{ } y)) \\
 (\text{constrained } FV \text{ } Val_u \text{ } FV_u) & \quad (\text{constraints } (= \text{ } Val_u \text{ } u)) \\
 (\text{constrained } FV \text{ } Val_v \text{ } FV_v) & \quad (\text{constraints } (= \text{ } Val_v \text{ } v))
 \end{aligned}$$

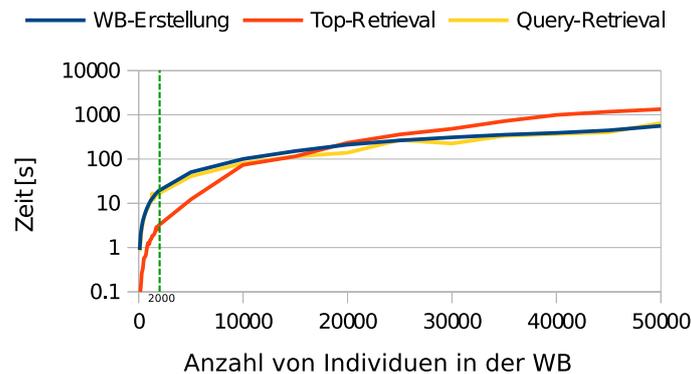
wobei  $\vec{p} = (x \ y)^T$  die Position von  $FV$  und  $\vec{d} = (u \ v)^T$  die Richtung der ermittelten Strömung beschreibt.  $Val_x$ ,  $Val_y$ ,  $Val_u$  und  $Val_v$  beschreiben die Attribute der konkreten Domäne. Für jeden unterschiedlichen Wert in der konkreten Domäne muss ein konkretes Domänenattribut erstellt werden, wodurch eine sehr große Wissensbasis entsteht. Dies wirkt sich negativ auf die Auswertungsgeschwindigkeit aus.



### Naive quantitative Repräsentation



### Qualitative Repräsentation



**Abbildung 7.9:** Laufzeitanalyse unterschiedlicher Arten der Wissensrepräsentation. Die Laufzeiten wurden mit Allegro Common Lisp 8.1 und RACER Pro 2.0 auf einem Apple MacBook (2 GHz CPU, 2 GB RAM) gemessen.

Die Anfrage, die für das Query-Retrieval verwendet wurde, besteht aus einer einfachen Filterung der Vektoren anhand einiger Attribute. In Abbildung 7.9 sind die verschiedenen Laufzeiten dargestellt. Zunächst fällt auf, dass für den naiven quantitativen Ansatz nur Messwerte für bis zu 2000 Vektoren ermittelt werden konnten. Der Grund hierfür ist, dass es mit dem verfügbaren Arbeitsspeicher des Testsystems nicht möglich war, größere Wissensbasen zu erstellen. Zudem liegen bereits bei 1500 Vektoren die Zeiten, die für eine einfache Anfrage benötigt werden, oberhalb von 40 Minuten, sodass eine komplexe Anfrage nicht in annehmbarer Zeit durch das System beantwortet werden kann.

Bei der qualitativen Modellierung treten derartige Probleme erst sehr viel später auf. Allerdings ist bei 50000 Vektoren in diesem Fall der Arbeitsspeicher des Testsystems ebenfalls vollständig belegt. Dennoch liegen bei dieser Vielzahl von Vektoren die Antwortzeiten einer einfachen Anfrage mit etwa 10 Minuten deutlich unterhalb derer des quantitativen Ansatzes. Aufgrund dieser Performanzunterschiede wird in dieser Arbeit die qualitative Wissensmodellierung verwendet.

### 7.2.2 Manuelle Modellierung der TBox

Die TBox repräsentiert in der hier beschriebenen Vorgehensweise die Modellierung der Konzepte sowie die der Rollen, die zwischen diesen Konzepten gelten müssen. Sie bildet somit das Expertenwissen ab. Die Konzepte können im Rahmen der Modellierung in qualitative Konzepte, Klassenkonzepte und abgeleitete Konzepte unterteilt werden. So stellen die bereits im vorigen Abschnitt genannten Konzepte *slow*, *moderate* und *high* qualitative Konzepte dar, die die vormals quantitativen Werte einer Strömungsgeschwindigkeit modellieren. Die Strömungsgeschwindigkeit ist ein Klassenkonzept und wird in der vorliegenden TBox als Konzept mit Namen *velocity* modelliert.

Um eine Aussage darüber treffen zu können, ob eine Strömungsmessung valide ist, müssen Ähnlichkeitsvergleiche auf der konzeptuellen Ebene durchgeführt werden. Dies wird am Vergleich der Konzepte zur Strömungsgeschwindigkeit beispielhaft dargestellt. Angenommen, es existieren die drei oben genannten qualitativen Werte, die die Geschwindigkeit kennzeichnen, sowie drei verschiedene räumliche Abstandsmaße *touches*, *is-next-to* und *is-far-away-from*. Dann müssen zunächst diejenigen Geschwindigkeiten durch zusätzliche Rollen propagiert werden, die in der jeweiligen räumlichen Beziehung stehen. Dadurch können sie mit den Messungen verglichen werden, was hier beispielhaft an dem Geschwindigkeitskonzept *slow* gezeigt wird:

$$\begin{aligned}
 &(\textit{implies} (\textit{some has-velocity slow}) \\
 &\quad (\textit{all touches} (\textit{all has-velocity slow-tp}))) \\
 &(\textit{implies} (\textit{some has-velocity slow}) \\
 &\quad (\textit{all is-next-to} (\textit{all has-velocity slow-np}))) \\
 &(\textit{implies} (\textit{some has-velocity slow}) \\
 &\quad (\textit{all is-far-away-from} (\textit{all has-velocity slow-fp})))
 \end{aligned}$$

Bei dieser Vorgehensweise werden die Konzepte *slow* je nach räumlicher Nachbarschaft entweder auf *slow-tp*, *slow-np* oder *slow-fp* propagiert. Analog müssen für die anderen Geschwindigkeitskonzepte ebenfalls Definitionen erfolgen. Aufbauend auf diesen Rollenimplikationen können nun Konzepte definiert werden, die angeben, wann eine Geschwindigkeitsabweichung von Vektoren innerhalb einer Nachbarschaft als problematisch zu betrachten ist.

Für den Fall der engsten räumlichen Nachbarschaft *touches* könnte beispielsweise gelten, dass die Geschwindigkeit aller Vektoren qualitativ gleich sein muss:

*(equivalent touches-with-wrong-velocity*  
*(or (some has-velocity (and slow high-tp))*  
*(some has-velocity (and slow moderate-tp))*  
*(some has-velocity (and moderate slow-tp))*  
*(some has-velocity (and moderate high-tp))*  
*(some has-velocity (and high slow-tp))*  
*(some has-velocity (and high moderate-tp))))*

Die Definition kann aber auch erweitert werden, sodass *slow* lediglich in Widerspruch zu *high-tp* steht. Unter der Annahme, dass obige Definitionen für alle Nachbarschaftsrollen definiert worden sind, lässt sich auch ein Konzept definieren, das alle unpassenden Geschwindigkeitskonzepte zusammenfasst:

*(equivalent spatially-related-with-wrong-velocity*  
*(or touches-with-wrong-velocity*  
*is-next-to-wrong-velocity*  
*is-far-away-from-wrong-velocity))*

Analog zu den Geschwindigkeiten der Vektoren werden die Richtungsähnlichkeiten definiert, allerdings mit der Ausnahme, dass Richtungen erst dann als fehlerhaft betrachtet werden, wenn sie innerhalb der *touches*-Nachbarschaft mehr als einen Abschnitt auf der Kompassrose entfernt sind. Somit sind für eine Richtungsangabe *west* neben *west* auch *southwest* und *northwest* erlaubte Richtungen. Aufbauend auf diesen Konzepten, die die Unähnlichkeit einer Messung in Bezug auf das weitere Wissen darstellen, werden nun Konzepte entwickelt, die anhand des Domänenwissens mögliche Widersprüche der ermittelten Vektorfelder beschreiben.

### Entdeckung möglicher Look-Alikes

Im Rahmen der niederen Bildverarbeitung werden möglicherweise Tracer, also Signaturen von Oberflächenfilmen, mit anderen Phänomenen ähnlicher Signaturen verwechselt (vgl. Abschnitt 2.4.2). Bei der Verwendung von SAR-Daten könnte dies beispielsweise durch Schiffsspuren geschehen. Da diese nur entlang von Schiffsrouten zu erwarten sind, könnte anhand der bisher vorgestellten Wissensmodellierung die Nähe zu einer Schiffsroute wie folgt definiert werden:

*(equivalent shiproute-problem*  
*(and measuredcurrent*  
*(or (some touches shiproute)*  
*(some is-next-to shiproute))))*

Da lediglich räumliche Zusammenhänge zur Modellierung des Konzeptes zur Erkennung der Nähe von Schiffsspuren verwendet werden, wird keins der oben genannten Richtungs- oder Geschwindigkeitskonzepte benötigt. Analog dazu können bei der Verwendung von multispektralen Bilddaten zur Strömungsbestimmung auch Strömungen ermittelt werden, die die Bewegung von Sedimenten anstatt von Oberflächenfilmen repräsentieren (vgl. Abschnitt 2.4.1). Diese könnten unter Verwendung der Wissensbasis aufgrund ihrer Küstennähe charakterisiert werden:

*(equivalent coastal-problem  
(and measuredcurrent  
(or (some touches land)  
(some is-next-to land))))*

Beide Formen von möglichen Problemen durch Look-Alikes können somit zu einem Konzept zusammengefasst werden:

*(equivalent lookalike-problem (or shiproute-problem coastal-problem))*

### **Abweichungen von den Ergebnissen von Strömungsmodellen**

Unter der Annahme, dass die ermittelten Strömungsvektoren den modellierten nicht widersprechen, lassen sich weitere Konzepte definieren, die Aussagen über die Widersprüchlichkeit in Bezug auf die Modellresultate ermöglichen. Da die Richtung der jeweiligen benachbarten Vektoren ähnlich sein soll, wird folgendes Konzept definiert, welches den Fehlerfall beschreibt:

*(equivalent modelledcurrent-direction-problem  
(and measuredcurrent  
(some spatially-related  
(and modelledcurrent  
(or is-next-to-wrong-direction  
touches-with-wrong-direction))))*

Bei diesem Konzept finden die vorher eingeführten räumlichen Nachbarschaften Verwendung, um nur diejenigen Vektoren für einen Vergleich heranzuziehen, die nahe genug an der gemessenen Strömung liegen. Analog folgt für die Geschwindigkeiten von Messung und Modellergebnis:

*(equivalent modelledcurrent-velocity-problem  
(and measuredcurrent  
(some spatially-related  
(and modelledcurrent  
(or is-next-to-wrong-velocity  
touches-with-wrong-velocity))))*

Schließlich lassen sich beide Konzepte zu einem übergeordneten Konzept zusammenfassen, welches einen allgemeinen Widerspruch zu den Modellergebnissen beschreibt:

*(equivalent modelledcurrent-problem (or modelledcurrent-velocity-problem  
modelledcurrent-direction-problem))*

### Abweichungen von Glattheitsforderungen der Strömung

Wie anhand der Strömungsgleichungen aus Abschnitt 4.3 diskutiert worden ist, verläuft die Meeresströmung lokal glatt. Abweichungen der ermittelten Strömungsfelder von einem glatten Verlauf können daher unabhängig von den Modellresultaten ebenfalls als widersprüchlich bezeichnet werden. In der TBox kann diese Glattheit analog zu der Ähnlichkeit mit Modellergebnissen beschrieben werden:

*(equivalent currentsmoothness-direction-problem  
(and measuredcurrent  
(some spatially-related  
(and measuredcurrent  
touches-with-wrong-direction))))*

Bei diesem Konzept werden nur diejenigen gemessenen Vektoren berücksichtigt, die in unmittelbarer Nähe liegen, da eine Glattheit über weite räumliche Bereiche im Allgemeinen nicht gilt. Ein weiteres Konzept lässt sich zudem für die Geschwindigkeiten von räumlich nahen Messungen definieren:

*(equivalent currentsmoothness-velocity-problem  
(and measuredcurrent  
(some spatially-related  
(and measuredcurrent  
touches-with-wrong-velocity))))*

Auch diese beide Konzepte des Widerspruchs zur Glattheit lassen sich zu einem Konzept zusammenfassen:

*(equivalent currentsmoothness-problem (or currentsmoothness-velocity-problem  
currentsmoothness-direction-problem))*

Diese Art der Modellierung des Glattheitskonzepts kann in der praktischen Anwendung zu einer hohen Zeitkomplexität führen. Der Grund hierfür ist, dass durch die Propagierung der räumlichen Nachbarschaften eine Vielzahl logischer Schlüsse exploriert werden muss. Der Zeitbedarf wächst zudem, wenn viele ermittelte Vektoren in räumlichen Relationen zueinander stehen. Für einen solchen Fall müssen Alternativen zu der oben genannten Modellierung gefunden werden.

Da die gesamte Anzahl der ermittelten Strömungsvektoren zu einem zu hohen Zeitbedarf führt, können statt der ermittelten Vektoren die Ergebnisse des Clusterings automatisch wissensbasiert interpretiert werden (siehe Abschnitt 7.1.3). Durch diese Verfahren müssen zum einen deutlich weniger Vektoren interpretiert werden, zum anderen ermitteln sie durch die mittlere Abweichung innerhalb eines Clusters ein Maß für die Glattheit eines jeden Clusters. Überführt man diese Werte in symbolische Werte, so steht die Glattheit eines Vektors bei der Erstellung der Wissensbasis fest.

Im Gegensatz zu der obigen Methode müsste die Glattheit nicht mehr durch das Beschreibungslogische System ermittelt werden. Allerdings könnten auch keine Unterschiede zwischen Geschwindigkeits- und Richtungsabweichungen festgestellt werden können. Die resultierende Regel der TBox könnte dann beispielsweise wie folgt aussehen:

*(equivalent currentsmoothness-problem (and measuredcurrent  
(some (has-smoothness low))))*

Hierbei bezeichnet *has-smoothness* diejenige Rolle, die die ermittelte Glattheit eines Clusters angibt. Diese kann zum Beispiel über die Konzepte *low*, *moderate* und *high* definiert werden. Durch diese Ermittlung der Glattheitskonzepte für die Strömungsvektoren untereinander konnten in der hier vorliegenden Arbeit erhebliche Geschwindigkeitssteigerungen erzielt werden, die über dem tausendfachen der beschreibungslogischen Modellierung liegen.

### Abweichungen von Windmessungen

Im Gegensatz zu den ohnehin geringer aufgelösten Modellergebnissen der Meeresoberflächenströmung sind Windmessungen von erheblich geringerer Auflösung. So stehen pro Szene höchstens einige wenige Windmessungen zur Verfügung. Die Windrichtung ist allerdings stark mit der Richtung der Oberflächenströmung gekoppelt. Eine gemessene Strömung wird daher in dieser Arbeit in Bezug auf den Wind nur dann als widersprüchlich angenommen, wenn sie in irgendeiner räumlichen Nachbarschaft zur Windmessung steht, und die Richtung deutlich abweicht:

*(equivalent wind-problem  
(and measuredcurrent  
(some spatially-related  
(and windcurrent  
spatially-related-with-wrong-direction))))*

Hierbei wurde mit *spatially-related-with-wrong-direction* das allgemeine räumliche Konzept zur Beschreibung von Unähnlichkeit in Bezug auf eine Richtung verwendet, welches alle Nachbarschaften in den Vergleich mit einbezieht. Für eine Feststellung von

generellen Problemen in Bezug auf das verwendete Szenenwissen kann folgendes Konzept definiert werden, welches alle vorigen Rollen verknüpft:

(*equivalent problem (or lookalike-problem*  
*modelledcurrent-problem*  
*currentsmoothness-problem)*  
*wind-problem)*

### 7.2.3 Automatische Generierung der ABox

Um die Wissensmodellierung, die im Rahmen der TBox stattgefunden hat, auf die zu analysierenden Strömungsfelder anzuwenden, müssen Instanzen der jeweiligen Konzepte erzeugt werden. Aufbauend auf den Instanzen müssen zudem die passenden Rolleneinschränkungen zwischen den Individuen definiert werden. Da Strömungsfelder allerdings aus einer Vielzahl von Vektoren bestehen, müssen im Rahmen der Erstellung der ABox zwei Hauptanforderungen gelöst werden:

1. Die Erstellung der ABox muss automatisch erfolgen und
2. das Strömungsfeld muss möglicherweise auf wenige Vektoren reduziert werden.

Für den zweiten der genannten Punkte können die Clustering-Verfahren zum Einsatz kommen, die bereits in Abschnitt 7.1.3 vorgestellt worden sind. Durch sie müssen die ermittelten Vektoren soweit reduziert werden, dass die Repräsentation der Wissensbasis durch das RACER-System den verfügbaren Arbeitsspeicher nicht übersteigt. Gleichzeitig muss allerdings beachtet werden, dass eine derartige Analyse nur Rückschlüsse auf das Ergebnis des Clusterings zulässt, nicht auf die gesamte erfolgte Messung. Daher sollten lediglich ausreichend kleine Regionen zur automatischen Evaluierung der Messergebnisse herangezogen werden.

Die Erstellung der ABox aus den Mess- und Modelldaten heraus baut auf der Definition der TBox des vorigen Abschnittes auf. Im Gegensatz zur Modellierung des Wissens im Rahmen der TBox muss die Erstellung der ABox automatisch erfolgen, da es für einen menschlichen Wissensmodellierer unzumutbar ist, die ermittelten Strömungsfelder sowie das weitere Domänenwissen für jeden ermittelten Strömungsvektor manuell in die Wissensbasis einzutragen.

Der Algorithmus, der in dieser Arbeit zur automatischen Erzeugung der ABox entwickelt worden ist, lässt sich in drei Schritte gliedern:

1. Die Parameter müssen ausgewählt werden.
2. Die Vektoren müssen um weiteres Wissen angereichert werden.
3. Falls das ermittelte Vektorfeld nicht durch einen Clustering-Ansatz entstanden ist, müssen die räumlichen Korrespondenzen der Vektoren untereinander in die Wissensbasis eingetragen werden.

**Algorithmus 7.4 (Automatische ABox-Erzeugung)**

1. *Ermittle die Parameter, die zur Erstellung benötigt werden:*
  - a)  $max_{touches} < max_{is-next-to} < max_{is-far-away-from}$  als die maximalen räumlichen Distanzen, die mit den entsprechenden TBox-Rollen korrespondieren (vgl. Abschnitt 7.2.2).
  - b) Ermittle  $max_t$  als die maximale Zeitspanne, innerhalb derer Merkmale als vergleichbar angenommen werden.
  - c) Falls das ermittelte Vektorfeld durch einen Clustering-Ansatz entstanden ist, ermittle die Grenzen zur Abbildung der Clusterabweichungen auf symbolische Werte der Clusterglattheit:  $max_{low-sim} > max_{moderate-sim} > max_{high-sim}$ .
2. *Für jeden gemessenen Vektor:*
  - a) Füge den Vektor als Instanz des jeweiligen Konzepts in die ABox ein.
  - b) Füge die qualitativen Werte des Vektors in die ABox ein und verbinde diese über entsprechende Rollen mit dem Vektor.
  - c) Falls das ermittelte Vektorfeld durch einen Clustering-Ansatz entstanden ist, füge den qualitativen Glattheitswert ein und verbinde ihn über entsprechende Rollen mit dem Vektor.
  - d) Frage die geografische Datenbank nach allen Merkmalen ab, die innerhalb der Zeitspanne  $t \pm max_t$  stattgefunden haben und räumlich nicht weiter entfernt sind als  $max_{is-far-away-from}$ .
  - e) Für jedes gefundene Merkmal:
    - i. Füge das Merkmal als Instanz des jeweiligen Konzepts in die ABox ein.
    - ii. Verknüpfe es über die jeweils zutreffende zeitliche Rolle der TBox mit dem Strömungsvektor.
3. *Falls das ermittelte Vektorfeld nicht durch einen Clustering-Ansatz entstanden ist, führe für jeden gemessenen Strömungsvektor folgendes durch:*
  - a) Finde alle benachbarten Vektoren, die nicht weiter als  $max_{is-far-away-from}$  entfernt sind.
  - b) Verknüpfe alle gefundenen Vektoren über die jeweils zutreffende zeitliche Rolle der TBox mit dem aktuellen Vektor.

**7.2.4 Beispiel zur Interpretation von Strömungsfeldern**

Angenommen, es existieren lediglich zwei gemessene Vektoren  $i$  und  $j$ , die nicht durch ein Clustering-Verfahren entstanden sind, und die nach Südwest beziehungsweise Süden ausgerichtet sind. Zudem existiert eine Modellmessung  $m$ , die in westliche Richtung zeigt,

ein Landabschnitt  $l$ , die Route eines Schiffes  $s$  und eine Windmessung  $w$ . Nach Ablauf von Algorithmus 7.4 werden folgende Individuen in die ABox eingetragen:

```
(instance i (and measuredcurrent
              (some has-direction southwest)
              (some has-velocity moderate)))

(instance j (and measuredcurrent
              (some has-direction south)
              (some has-velocity high)))

(instance l land)

(instance m (and modelledcurrent
              (some has-direction west)
              (some has-velocity high)))

(instance s shiproute)

(instance w (and windcurrent
              (some has-direction southeast)
              (some has-velocity high)))
```

Weiterhin wird angenommen, dass sich für das obige Beispiel  $i$  in direkter Nachbarschaft der gemessenen Strömung  $m$  befindet, sich die Schiffsroute  $s$  in der näheren Umgebung von  $i$  befindet und die Windmessung  $w$  weit von  $i$  entfernt liegt. Der Vektor  $j$  hingegen liegt in der näheren Umgebung der Landmasse  $l$  und ist unmittelbar benachbart zu  $i$ . Mit diesen Informationen werden folgende Relationen automatisch zur ABox hinzugefügt:

```
(related i j touches)
(related i m touches)
(related i s is-next-to)
(related i w is-far-away-from)(related j l is-next-to)
```

Zur Abfrage der einzelnen möglichen Widersprüche der ermittelten Strömungsfelder wird die nRQL (new RACER Query Language) verwendet. Eine Einführung in die Entwicklung und den Umfang dieser Sprache bietet Wessel (2009). Mit den Regeln, die in der TBox definiert worden sind, ergibt sich eine Anfrage nach allen Individuen, die möglicherweise auf einen Widerspruch hindeuten, als:

```
? (retrieve (?x) (?x problem))
> (((?x j)) ((?x i)))
```

Über weitere Anfragen erfährt man, dass  $i$  und  $j$  mögliche Look-Alike-Probleme darstellen, wobei  $i$  zu nah an einem Fahrwasser und  $j$  zu nah an einer Landmasse liegt.

? *(retrieve (?x) (?x lookalike-problem))*  
 > *(((?x j)) ((?x i)))*

? *(retrieve (?x) (?x shiproute-problem))*  
 > *(((?x i)))*

? *(retrieve (?x) (?x coastal-problem))*  
 > *(((?x j)))*

Für den Vektor  $i$  gilt zudem, dass er in Bezug auf die Geschwindigkeit zu stark von den Modellergebnissen abweicht und somit einen Widerspruch zum Ergebnis des Strömungsmodells darstellt.

? *(retrieve (?x) (?x modelledcurrent-velocity-problem))*  
 > *(((?x i)))*

Die beiden ermittelten Vektoren  $i$  und  $j$  sind unmittelbar benachbart, besitzen aber unterschiedliche Geschwindigkeiten. Dies führt dazu, dass das Konzept *currentsmoothness-problem* durch sie erfüllt wird. Bedingt wird dies durch die Erfüllung desjenigen Subkonzepts, welches den Geschwindigkeitsunterschied modelliert.

? *(retrieve (?x) (?x currentsmoothness-velocity-problem))*  
 > *(((?x j)) ((?x i)))*

Der ermittelte Vektor  $i$  stellt zudem einen Widerspruch zu dem, in einiger Entfernung benachbarten, Richtungsvektor der Windmessung dar.

? *(retrieve (?x) (?x wind-problem))*  
 > *(((?x i)))*

Die Erkennung der Fehler kann mit dem RACER-System sowohl aufbauend auf obigen Anfragen geschehen als auch durch Abfragen, die alle direkten Konzepte eines Individuums bestimmen:

? *(individual-direct-types i)*  
 > *((currentsmoothness-velocity-problem)*  
   *(modelledcurrent-velocity-problem)*  
   *(wind-problem)*  
   *(shiproute-problem))*



## **Teil III**

# **Softwaretechnische Realisierung und Ergebnisse der Fallstudien**



# Das Software-Rahmenwerk GRAIPE

Perfektion ist erreicht, nicht, wenn sich nichts mehr hinzufügen lässt, sondern, wenn man nichts mehr wegnehmen kann.

---

Antoine de Saint-Exupéry, 1939

Das Software-Rahmenwerk, welches zur Untersuchung der Fragestellung dieser Arbeit entwickelt wurde, versucht dem Zitat von Saint-Exupéry durch eine modulare Vorgehensweise und einem klaren Entwurfsmuster so nahe wie möglich zu kommen. Bevor allerdings das Entwurfsmuster des erstellten Rahmenwerks vorgestellt wird, werden die Anforderungen und die daraus resultierenden Entwurfskriterien bestimmt. Auf dieser Basis werden die Kernkomponenten beschrieben, bevor die einzelnen Module erläutert werden. Die Module formen zusammen mit der grafischen Benutzeroberfläche (GUI) und den Kernkomponenten ein höchst flexibles Rahmenwerk. Dieses kann durch das Hinzufügen neuer Module oder durch das Weglassen vorhandener Module jeweils an die spezifischen Bedürfnisse einzelner Benutzergruppen angepasst werden.

Als Benutzer kommen bei dem hier entwickelten Rahmenwerk sowohl Informatiker mit Schwerpunkt Bildverarbeitung als auch Domänenexperten wie zum Beispiel Meereskundler infrage. Beim Entwurf wurden neben der einfachen Wart- und Erweiterbarkeit ebenfalls die Benutzbarkeit sowie die Unterstützung einer interaktiven Arbeitsweise berücksichtigt. Der Name des entwickelten Rahmenwerks lautet GRAIPE, was für „**G**raphical **R**emote Sensing **A**nd **I**mage **P**rocessing **E**nvironment“ (Grafische Umgebung zur Verarbeitung von Bild- und Fernerkundungsdaten) steht.

Das Rahmenwerk umfasst alle beschriebenen sowie entwickelten Algorithmen der vorigen Kapitel. Zudem ermöglicht es die komplette Verarbeitungskette von der elementaren Bildverarbeitung bis hin zum wissensbasierten Schlussfolgern der Strömungsfelder. Weiterhin erzeugt es qualitativ so ansprechende Visualisierungen, dass alle Resultate dieser Arbeit durch das Rahmenwerk erzeugt worden sind.

## 8.1 Anforderungen und Entwurfskriterien

Bereits in der Einleitung wurde erwähnt, dass das entstehende Rahmenwerk von unterschiedlichen Nutzergruppen gleichermaßen zu verwenden sein soll. Aus der Sicht eines Entwicklers gehört hierzu die hohe Modularität sowie die gute Erweiter- und Wartbarkeit. Aus Sicht des Anwenders sollte das Rahmenwerk vor allem in der Lage sein auf einfachem Wege Ergebnisse produzieren zu können. Zudem sollte es einen interaktiven Umgang mit den Daten und Ergebnissen ermöglichen. Um das Rahmenwerk effektiv verwenden zu können, werden folgende Anforderungen an es gestellt:

- Laden, Repräsentieren und Speichern verschiedener Fernerkundungsdaten,
- effiziente, modulare Implementierung aller entwickelten Verfahren,
- Visualisierung der Fernerkundungsdaten und Ergebnisse,
- interaktiver Umgang mit den Fernerkundungsdaten und den Algorithmen,
- generische Modellierung der Algorithmen und Datenrepräsentationen und
- leichte Anpass- und Wartbarkeit des Systems.

Viele der Anforderungen korrespondieren mit den Anforderungen, die an ein Geografisches Informationssystem (GIS) gestellt werden. Dennoch unterscheidet sich das in dieser Arbeit entwickelte Rahmenwerk in einigen Punkten erheblich von einem GIS. Diese Punkte bilden daher wichtige Entwurfskriterien beim Aufbau des Systems.

Im Mittelpunkt des Rahmenwerks steht eindeutig die Bildverarbeitung sowie die Evaluierung und Interpretation der ermittelten Strömungsfelder. Im Gegensatz dazu werden Bilder beziehungsweise Bilddaten in GIS-Anwendungen häufig nur als eine Datenquelle neben vielen anderen angesehen. Im vorgeschlagenen Rahmenwerk nimmt das Bild als Konzept eine zentrale Rolle ein, die zwar durch weitere Datenquellen angereichert werden kann, aber dennoch das zentrale Konzept darstellt. Zudem wird in GIS-Systemen das Ziehen von Schlüssen dem Benutzer überlassen. Dieser soll in dem hier vorgeschlagenen System einerseits durch verschiedene visuelle Maßnahmen unterstützt werden, andererseits aber auch mit möglichen Interpretationen konfrontiert werden, die das Rahmenwerk mithilfe eines wissensbasierten Systems automatisch erzeugt. Zu diesem Zweck wird im vorgeschlagenen System eine Fusion der verschiedenen Wissens- und Datenquellen verwendet und nicht nur eine gemeinsame Anzeige dieser Daten, wie dies beim sogenannten „Layer-Stacking“ von GIS-Anwendungen der Fall ist, bei dem die Daten geografisch kombiniert angezeigt werden.

## 8.2 Entwurfsmuster des Rahmenwerks

Das GRAIPE-Rahmenwerk wird mit der objektorientierten Programmiersprache C++ realisiert. Zusammen mit dem quelloffenen Qt4-Rahmenwerk ermöglicht sie die objektorientierte Entwicklung performanter interaktiver grafischer Benutzungsoberflächen (GUIs), die plattformunabhängig unter Windows, Linux sowie Mac OS X lauffähig sind. Als Grundlage der Bildverarbeitungsaufgaben wird die VIGRA-Bibliothek verwendet (siehe Köthe (2000)).

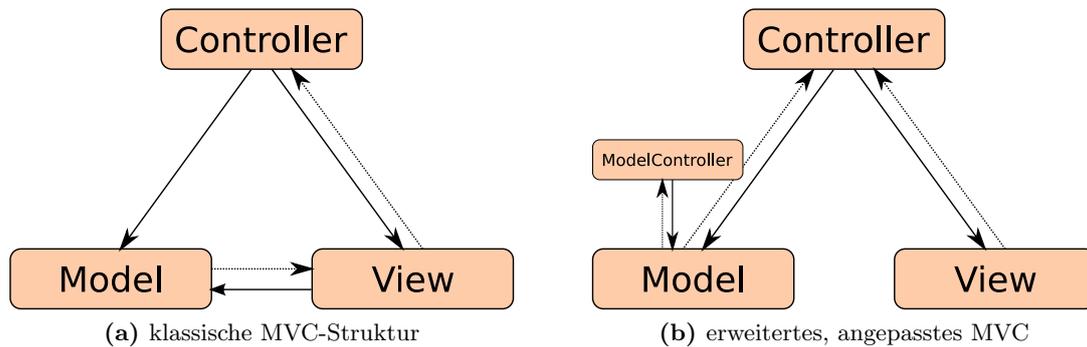
Da innerhalb des Rahmenwerks die interaktive Benutzung eine zentrale Rolle spielt, muss eine entsprechende Paradigmenwahl zur Implementierung erfolgen. Buschmann (1998) beschreibt für den Entwurf interaktiver Systeme zwei verschiedene Ansätze:

- das Model-View-Controller- (MVC) und
- das Presentation-Abstraction-Controll-Paradigma (PAC).

Während MVC eine Dreiteilung der Komponenten anstrebt, die die Interaktivität ermöglichen, setzt PAC auf eine Hierarchie kooperierender Agenten zur Bereitstellung der Interaktivität. Um eine Auswahl zwischen beiden Entwurfsmustern zu treffen, nennt Buschmann (1998)[Seite 123], dass PAC besonders geeignet ist, falls die Systeme aus mehreren geschlossenen Teilsystemen bestehen und die Kommunikation der einzelnen Teile im Vordergrund steht. Da dies nicht der Fall ist, wird das MVC-Paradigma zur Modellierung des GRAIPE-Rahmenwerks verwendet.

Das MVC-Paradigma beschreibt, wie die einzelne Elemente der GUI zu kapseln sind, damit eine möglichst gute Wiederverwendbarkeit sowie Erweiterbarkeit der Software möglich ist (vgl. Reenskaug (1979)). Die einzelnen Bestandteile dieses Entwurfsmusters modellieren jeweils unterschiedliche Aspekte der Software. Dieses Entwurfsmuster wurde bereits vor einiger Zeit entwickelt, es hat sich aber auch in der heutigen Zeit als sehr gute Lösung der Aufteilung interaktiver Programme bewährt:

- Ein *Modell* beschreibt die Repräsentation von Wissen. Dieses Wissen kann dabei aus einem Objekt oder einer Ansammlung mehrerer Objekte bestehen. Zwischen einem Modell und der wahrgenommenen Wirklichkeit des Benutzers sollte eine eindeutige Abbildung bestehen. Modelle sollten immer nur genau eine Problemebene abbilden.
- Ein *View* beschreibt die visuelle Repräsentation von Modellen. Ein View muss nicht zwangsläufig alle Aspekte eines Modells darstellen. Zu einem Modell können außerdem beliebig viele Views existieren.
- Ein *Controller* beschreibt die Schnittstelle zwischen dem Benutzer und dem System. Er gibt dem Benutzer einen Überblick über die Zustände und Möglichkeiten des Modells und des Views. Zudem bietet er dem Benutzer Steuerungsmethoden zur Manipulation beider an. Empfängt der Controller über diese Eingaben Benutzerbefehle, so sendet er sie an Modell und View weiter.



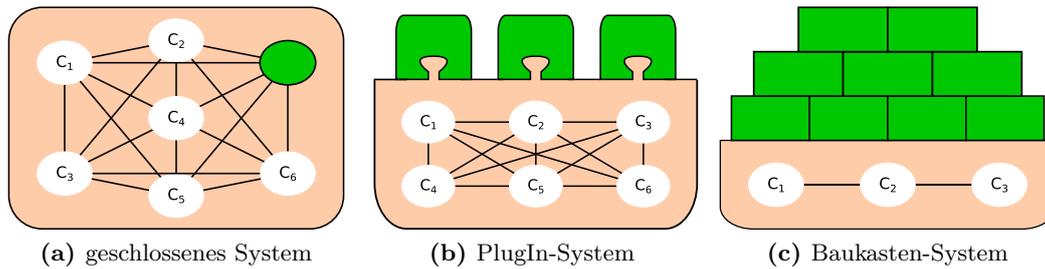
**Abbildung 8.1:** Klassisches und angepasstes Model-View-Controller-Entwurfsmuster. Durchgezogene Linien symbolisieren direkte Verbindungen, gestrichelte Linien zeigen indirekte Verbindungen an.

In der ursprünglichen Definition des MVC-Paradigmas sind Modell, View und Controller gleichberechtigt, was in Abbildung 8.1a durch die Verbindungen zwischen den einzelnen Komponenten gut zu erkennen ist. So besitzt beispielsweise das Modell einen indirekten Zugriff zum View, um diesem mitteilen zu können, dass das Modell verändert worden ist. Andererseits besteht eine direkte Verbindung vom View zum Modell, gewissermaßen am Controller vorbei. Im Entwurf des Software-Rahmenwerks wird auf derartige Möglichkeiten verzichtet, wodurch der Controller zu einer universellen Kontrolleinheit wird, ähnlich dem Entwurfsmuster des Model-View-Adapters (MVA), welches unter anderem in Apples Cocoa Framework verwendet wird (vgl. Buck u. Yacktman (2010)[Kapitel I]).

Außerdem muss nach der strengen Auffassung des MVC-Paradigmas immer ein View zur Verfügung stehen, damit die Modelle bearbeitet werden können. Im Rahmen dieser Arbeit wird unter einem View jedoch eine grafische Darstellung der Modelle verstanden. Sollen elementare Modelleigenschaften bearbeitet werden, wird ein spezieller Controller eingeführt: der sogenannte ModelController. Dieser erlaubt es, Modelleigenschaften ohne einen View zu ändern. Daraus ergibt sich eine leichte Abwandlung des klassischen MVC-Paradigmas (siehe Abbildung 8.1b).

Ein weiterer Punkt, der nicht durch das MVC-Entwurfsmuster abgedeckt ist, ist der Umgang mit Vererbungshierarchien der einzelnen Modell-, beziehungsweise View- und Controller-Strukturen. Dazu werden beim Entwurf des GRAIPE-Rahmenwerks folgende Vereinfachungen getroffen: Zu jedem View gibt es genau einen passenden Controller und zu jedem Modell gibt es genau einen ModelController. Diese vereinfachenden Annahmen ermöglichen zum einen, dass ein Modell nach wie vor verschiedene Views haben kann, zum anderen fassen sie aber ein View und den entsprechenden Controller zu einer Einheit zusammen. Gleichmaßen bilden auch Modell und ModelController eine Einheit.

Die funktionale Einheit der verschiedenen Klassen, die um ein Modell herum definiert werden, wird in dem hier vorgestellten Rahmenwerk mit einer Vererbungshierarchie kombiniert. Diese Vorgehensweise ermöglicht es, dass die Größe des Quelltextes mit wach-



**Abbildung 8.2:** Vergleich der Erweiterungsmöglichkeiten verschiedener Systemtypen. Die grün eingefärbten grafischen Elemente stellen jeweils Erweiterungen der jeweiligen Systeme dar.

sender Anzahl an Modellen nur geringfügig zunimmt, wodurch partielle Erweiterungen stets test- und wartbar bleiben. Diese Erweiterung ist zudem nicht auf die Modellklassen beschränkt, ebenso können und müssen gegebenenfalls Controller- und View-Klassen durch Spezialisierungen verfeinert werden, um neue verfeinerte Modellklassen adäquat abbilden beziehungsweise steuern zu können. Die Einbettung einer Vererbungshierarchie in das MVC-Muster ist prinzipiell nicht vorgesehen, wurde aber bereits unter Verwendung anderer Programmiersprachen erfolgreich eingesetzt (siehe Cai et al. (2000)). Wie die hierarchischen Erweiterungen im Rahmenwerk dieser Arbeit modelliert werden, wird in den entsprechenden Abschnitten dieses Kapitels genauer erläutert.

Neben der Realisierung einer GUI soll durch das Rahmenwerk eine weitere Strukturierung unterstützt werden, die Aufteilung in thematische Module, die sich je nach Bedarf kombinieren oder austauschen lassen. Diese Forderung steht in direktem Widerspruch zu geschlossenen Rahmenwerken, die nur durch Manipulationen innerhalb des Rahmenwerks erweiterbar sind.

Da direkte Manipulationen meist zu unangenehmen Seiteneffekten führen, bieten aktuell verfügbare Software-Rahmenwerke durch PlugIn-Schnittstellen eine wohldefinierte Möglichkeit der Erweiterung der Anwendung an. Dennoch ist auch bei dieser Vorgehensweise der Anwendungskern verhältnismäßig groß, wodurch eine adäquate Anpassung auf andere Anwendungsgebiete erschwert wird. Unter einer adäquaten Anpassung wird hierbei eine Anpassung verstanden, die dem einleitenden Zitat dieses Kapitels folgt. Es sollen durch sie nur alle wichtigen Komponenten enthalten sein.

Zur Implementierung wird daher das sogenannte Baukastenprinzip verwendet, bei dem lediglich ein sehr kleiner Anwendungskern besteht, der mittels austauschbarer Module erweitert werden kann. Ein ähnliches Vorgehen wird beispielsweise bei modernen Betriebssystemarchitekturen durch sogenannte Microkernel umgesetzt (vgl. Godbole (2005)[Seite 64–65]). Ein anschaulicher Vergleich der einzelnen Systemarchitekturen ist in Abbildung 8.2 dargestellt.

## 8.3 Kernkomponenten des Rahmenwerks

Die Kernkomponenten des entwickelten Rahmenwerks müssen zum einen die hierarchischen MVC-Entwurfsmuster abbilden, zum anderen müssen sie konkrete Verbindungen zum verwendeten grafischen Qt4-Rahmenwerk herstellen. Außerdem müssen Vorbereitungen getroffen werden, um das System mittels weiterer Module erweitern zu können. Die Kernkomponenten, die in diesem Abschnitt erläutert werden, beschreiben den generellen Aufbau des Anwendungskerns. Um Komponenten des Rahmenwerks auf einen Blick von anderen Komponenten unterscheiden zu können, tragen alle entwickelten Klassen das Präfix RS, ähnlich den Klassen des Qt4-Rahmenwerks die allesamt das Präfix Q besitzen.

### 8.3.1 Realisierung des MVC-Entwurfsmusters mit Qt

Die zentrale Modellklasse zur Repräsentation von Daten innerhalb des Rahmenwerks heißt `RModel`. Sie repräsentiert zweidimensionale Gitter auf der Erdoberfläche angeordneter Daten durch zwei unterschiedliche Koordinatensysteme. Das erste ist ein lokales Koordinatensystem, welches die intrinsische Ordnung der Daten darstellt, wie beispielsweise die Domäne eines digitalen Bildes. Das zweite Koordinatensystem beschreibt eine Transformation des lokalen Koordinatensystems in Längen- und Breitengrade auf der Erdoberfläche. Dabei müssen Exemplare der Klasse `RModel` stets orthorektifiziert vorliegen, sodass x- und y-Achse in östlicher beziehungsweise südlicher Richtung liegen. Mittels weiterer Exemplarvariablen kann ein Objektname sowie eine Beschreibung festgelegt werden. Zudem sind über Meta-Informationen weitere Daten wie der Name der Klasse verfügbar. Zur Interaktion mit den jeweiligen Controllern steht der Klasse ein Qt-Signal zur Verfügung, welches immer dann emittiert wird, wenn sich das Exemplar der Klasse ändert.

Durch die Klasse `RModel` muss zudem die Datenpersistenz gewährleistet werden. Da die enthaltenen Daten über den Programmablauf hinaus zur Verfügung stehen sollen können, müssen diese serialisierbar beziehungsweise deserialisierbar sein. Eine Serialisierung entspricht hierbei der Überführung eines konkreten Objektzustands in eine speicherbare Struktur, wie zum Beispiel eine Zeichenkette. Um eine gute Wiederverwendbarkeit sowie einen einfachen Datenaustausch mit anderen Anwendungen zu garantieren, wurde beim entwickelten Rahmenwerk eine generische Repräsentation der Serialisierung gewählt. Diese ist durch ein CSV-Format gegeben, die um einen Kopfabschnitt erweitert wird (siehe Anhang C). Da es sich bei dieser Darstellung um ein Textformat handelt, ist es auch ohne das Rahmenwerk lesbar gut lesbar. Gleichzeitig führt dies aber zu einem erhöhten Speicherbedarf der Modellserialisierungen. Um diesen zu reduzieren, werden die Serialisierungen vor dem Abspeichern durch das GnuZip-Kompressionsverfahren komprimiert. Für eine Deserialisierung werden sowohl komprimierte als auch unkomprimierte Serialisierungen akzeptiert. Dies ermöglicht eine einfache Erstellung von Serialisierungen auch außerhalb des Rahmenwerks. Die komplette Ablaufsteuerung des Ladens und Speicherns von Daten übernimmt die Klasse `RImpex`, sodass für Unterklassen von `RModel` im Allgemeinen nur die Serialisierungsmethoden neu definiert werden müssen.

Zur Visualisierung von Exemplaren der Klasse `RSMoDel` wurde die Klasse `RSView` entwickelt, die im Rahmen des MVC-Entwurfsmusters den View darstellt. Diese Klasse erbt von der Qt-eigenen Klasse `QGraphicsObject` und stellt somit ein grafisches Element dar, welches auf einer Szene platziert werden kann. Für eine solche Szene der Klasse `QGraphicsScene` gibt es wiederum grafische Repräsentationen, die die Inhalte der Szene in der GUI darstellen. Diese sind Exemplare der Klasse `QGraphicsView` und bilden zusammen mit den beiden anderen Qt-Klassen das sogenannte „Qt Graphics View Framework“ (siehe Summerfield (2010)[Kapitel 12]).

Die Klasse `QGraphicsObject` besitzt eine deutlich umfangreichere Schnittstelle, als dies nach dem MVC-Entwurfsmuster erlaubt wäre. So werden unter anderem Maus- und Tastaturereignisse direkt an diese weitergeleitet. Daher muss beim Entwurf weiterer Views, die von der Klasse `RSView` und damit auch von `QGraphicsObject` erben, Wert darauf gelegt werden, dass diese derartige Ereignisse an den entsprechenden Controller weiterleiten. Für den elementaren Fall besteht ein Exemplar der Klasse `RSView` aus der grafischen Darstellung der rechteckigen Begrenzung des zugehörigen Exemplars der Klasse `RSMoDel` sowie einem einstellbaren Koordinatensystem, das wahlweise als Gitter eingeblendet werden kann. Damit sowohl Koordinatensystem als auch Gitter für die erbende Klasse in der korrekten Reihenfolge gezeichnet werden können, stehen den erbenden Klassen neben der allgemeinen Zeichnungsmethode `paint()` noch die Vor- und Nachmethoden `paintBefore()` und `paintAfter()` zur Verfügung, mit denen Koordinatensystem und Gitter getrennt gezeichnet werden können.

Als Kontrolleinheit, die den Ablauf zwischen Modell und View steuert, wurde die Klasse `RSController` entwickelt. Zusätzlich wird die Klasse `RSMoDelController` eingeführt, die eine Kontrolle über das Modell auch ohne einen View ermöglicht (vgl. Abbildung 8.1). Beiden Klassen ist gemein, dass sie von der Qt-eigenen Klasse `QWidget` erben und somit grafische Interaktions- beziehungsweise Eingabe- und Bearbeitungsmöglichkeiten bieten. Im vorliegenden Entwurf werden Exemplare der Klasse `RSController` lediglich zur Steuerung der grafischen Darstellung und nicht zur Manipulation von Modelleigenschaften eingesetzt. Klar abgegrenzt dazu werden Änderungen der Modelleigenschaften ausschließlich durch die Klasse `RSMoDelController` realisiert.

### 8.3.2 Algorithmen als funktionale Schnittstellen

Ein Algorithmus wird im vorliegenden Rahmenwerk konzeptionell als eine Subklasse der Klasse `RSAlgorithm` beschrieben. Im Rahmen der Definition dieser Klasse wird ein Algorithmus durch eine Menge von Eingabeparametern definiert, die jeweils durch Exemplare der Klasse `RSPParameter` beschrieben werden. Zudem kann ein Algorithmus eine Menge von Resultaten, jeweils Exemplare der Klasse `RSMoDel`, zurückliefern.

Da die Klasse `RSAlgorithm` von der Qt-eigenen Klasse `QObject` erbt, lassen sich sämtliche Algorithmen nebenläufig ausführen. Dadurch bleibt die GUI auch dann benutzbar, wenn unterschiedliche Algorithmen ausgeführt werden. Zusätzlich ermöglicht diese Vorgehensweise eine parallele Verarbeitung mehrerer Algorithmen, was auf Mehrkern-Architekturen zu einer erhebliche Zeitersparnis führt.

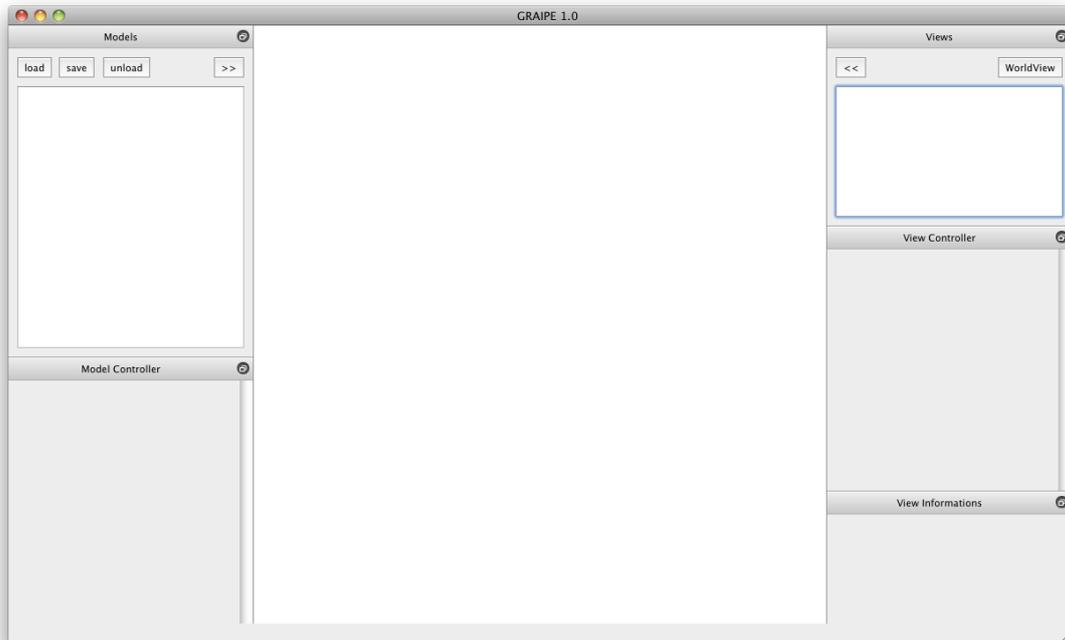
Die Klasse `RSPParameter`, mit der die einzelnen Parameter an einen Algorithmus übergeben werden können, stellt die zentrale Datenquelle eines Algorithmus' dar. Sie ist generisch entworfen und wurde mit unterschiedlich spezialisierten Unterklassen bereits in den Kern des Rahmenwerks integriert. Durch die verschiedenen Spezialisierungen ist es möglich, elementare Parameter, wie zum Beispiel Zahlenwerte oder Zeichenketten, direkt an einen Algorithmus zu übergeben. Ebenso können allgemeine Daten, gegeben durch Exemplare der Klasse `RModel`, an einen Algorithmus übergeben werden. Auch eine Einschränkung der Auswahl auf einige Klassen oder nur eine bestimmte Klasse ist hierbei möglich. Zusätzlich können Bool'sche Abhängigkeiten zwischen einzelnen Parametern modelliert werden.

Anhand eine Menge von Exemplaren der Klasse `RSPParameter` kann die automatische Erzeugung eines Dialogfensters erfolgen. Dies wird durch die Klasse `RSPParameterSelection` realisiert. Somit muss der Entwickler nur die Menge und Art der Parameter des Algorithmus' sowie gegebenenfalls deren Zusammenhang modellieren, nicht aber deren grafische Eingabestrukturen.

### 8.3.3 Technische Realisierung des Baukastenprinzips

Durch die angestrebte hohe Erweiterbarkeit des Rahmenwerks müssen Erweiterungen durch eine klar definierte Schnittstelle im Rahmenwerk erfolgen. Das Rahmenwerks sollte durch weitere Modelle und `ModelController`, weitere Views und Controller und weitere Algorithmen erweitert werden können. Neben diesen Arten der Erweiterung sollte es möglich sein, dass Erweiterungen auch auf anderen Erweiterungen aufbauen können, ohne die dort enthaltene Funktionalität erneut implementieren oder kompilieren zu müssen. In der vorliegenden Implementierung stellt beispielsweise das Modul, welches die Bildrepräsentation beinhaltet, eine neue Parameterklasse bereit, die eine angepasste Parameterauswahl eines Bandes eines Bildes ermöglicht.

Die Forderung nach der Wiederverwendung einzelner Modulbestandteile in anderen Modulen stellt an ein Modul insgesamt die Forderung, dass die Programmierschnittstellen nach außen hin klar definiert sein müssen. Die einzelnen Module sind als sogenannte dynamische Bibliotheken kompiliert. Die Integration in das Rahmenwerk erfordert zusätzlich zu der Erzeugung einer dynamischen Bibliothek eine klar definierte Modulstruktur, mit deren Hilfe die Erweiterung dynamisch in die GUI des Rahmenwerks integriert werden kann. Diese Integration erfolgt beim Programmstart. Als Schnittstelle zwischen Modulinhalt und Rahmenwerk wurde die Klasse `RModule` entworfen. Diese kapselt in unterschiedlichen Datenfeldern alle oben genannten Erweiterungsmöglichkeiten zusammen mit Meta-Informationen, die bei der Integration in eine GUI hilfreich sind. Hierzu gehören bei Algorithmen zum Beispiel der Name sowie das Anwendungsgebiet des jeweiligen Verfahrens. Jede gültige Erweiterung ist verpflichtet, eine Funktion `initialize()` zu definieren, deren Aufruf einen Zeiger auf ein Exemplar der Klasse `RModule` zurückgibt. Die einzelnen Module werden zentral in einer Registratur, ein Exemplar der Klasse `RSRegistry`, abgelegt. Somit besteht zu jedem Zeitpunkt ein Überblick aus welchen Modulen sich das aktuell verwendete GRAIPE-Rahmenwerk zusammensetzt.



**Abbildung 8.3:** Die einzelnen Bestandteile der GUI. Linke Spalte: Modell und ModelController Darstellungen, in der Mitte: das Hauptfenster zur Visualisierung der Modelle, rechte Spalte: Darstellungen, die die momentan angezeigten Views betreffen. Diese Abbildung zeigt wie alle weiteren Abbildungen der GUI die Darstellung unter Mac OS X.

## 8.4 Kernfunktionen der GUI

Aufbauend auf den Kernkomponenten beschreibt die GUI die eigentliche Anwendung, die vom Benutzer gestartet werden kann und mit deren Hilfe die interaktive Arbeit mit den Daten erfolgen kann. Diese Oberfläche stellt die bereits beschriebenen Komponenten der Modellierung dem Benutzer dar (vgl. Abbildung 8.3).

Damit die GUI in der Lage ist, dem Benutzer eine Funktionalität zu bieten, müssen die Module, die nach dem Baukastenprinzip entworfen worden sind, zur Verfügung gestellt werden. Die GUI-Anwendung sucht zu diesem Zweck bei jedem Programmstart innerhalb des Programmverzeichnis nach verfügbaren dynamischen Bibliotheken. Anschließend lädt die GUI alle gefundenen Komponenten dieser Module und hält sie in den entsprechenden Registraturen fest. Hierbei stehen Modelle und Views dem System nach dem erfolgreichen Laden intern zur Verfügung, Algorithmen werden unter gleichnamigen Menüeinträgen jeweils in Gruppen zusammengefasst.

Um die weitere Arbeitsweise der GUI zu beschreiben, sind die folgenden Abschnitte nach dem typischen Anwendungsfall des Rahmenwerks angeordnet.

### 8.4.1 Laden und Speichern von Daten

Möchte der Benutzer eine oder mehrere Dateien laden, so wird ihm ein Dialog zur Dateiauswahl angezeigt. Nach der Auswahl der zu ladenden Dateien werden diese anhand ihrer Dateinamen an die GUI übergeben. Diese prüft nun, ob sich die Dateien jeweils mit den vorhandenen Modulen laden lassen. Da für die Daten keine unterschiedlichen Dateierendungen eingeführt worden sind, wird anhand der Signatur der Kopfzeile eine passende Modelldeserialisierung ermittelt. Ist die Deserialisierung erfolgreich, so wird das Modell geladen und in die Liste der zur Verfügung stehenden Modelle eingefügt (siehe Abbildung 8.3 oben links). Falls kein Modell deserialisiert werden konnte, erhält der Benutzer eine Fehlermeldung, dass die entsprechende Datei nicht geladen werden konnte.

Während das Laden und Speichern lediglich im Rahmen der modelleigenen Serialisierungen möglich ist, stehen unter dem Menüpunkt „Import/Export“ weitere Algorithmen bereit, mit deren Hilfe aus anderen Dateiformaten gelesen beziehungsweise in andere Dateiformate geschrieben werden kann. Die Art der Deserialisierung hängt dabei stark von dem zugrunde liegenden Modell ab. So können Bilddaten im vorliegenden Rahmenwerk auch aus bekannten Formaten wie zum Beispiel JPEG oder PNG deserialisiert werden. Generell ist es jedem Entwickler freigestellt, geeignete Import- und Exportverfahren für alle verfügbaren Modelle zu realisieren oder die vorhandenen Möglichkeiten zu erweitern.

Sobald sich das Modell in der Liste aller Modelle befindet, stehen weitere Möglichkeiten zur Verfügung. Wählt man es in der Liste aus, können elementare Eigenschaften des Objekts direkt mittels des passenden ModelControllers bearbeitet werden, ohne dass ein konkreter View für das Modell erstellt werden muss. Zudem kann das Modell gespeichert werden oder wieder entladen werden, um Speicher freizugeben. Das Entladen eines Modells ist nur dann möglich, wenn zu diesem kein View existiert.

Sollen berechnete Ergebnisse in Form von Modellen auch nach dem Programmende noch zur Verfügung stehen, müssen diese gespeichert beziehungsweise serialisiert werden können. Da jedes Modell die Schnittstelle `Serializable` erfüllt, ist diese Forderung bereits auf der Kernebene erfüllt. Innerhalb der GUI kann das jeweils markierte Modell mittels der entsprechenden Schaltfläche gespeichert werden. Hierzu wird – analog zu dem Laden eines Modells – ein Dateiauswahl-Dialog angezeigt, in dem der Benutzer den Dateinamen auswählen beziehungsweise eingeben kann.

### 8.4.2 Interaktive Visualisierung von Daten

Die Visualisierung eines Modells erfolgt über die Schaltfläche oberhalb der Modellliste, die mit „>>“ beschriftet ist und somit eine Überführung der Modelle in den mittleren Bereich der GUI andeutet (vgl. Abbildung 8.3). Da es nach dem MVC-Entwurfsmuster nicht verboten ist, mehrere Arten der Visualisierung zu einem Modell anzubieten, bewirkt ein Klick auf diese Schaltfläche nur dann ein direktes Ergebnis, wenn sich für das Modell nur ein einziger View in der Registratur findet. Andernfalls wird dem Benutzer ein Dialog präsentiert, der alle möglichen Views enthält, die für dieses Modell geeignet sind. Die Feststellung der Kompatibilität wird anhand der in Abschnitt 8.3.1 beschriebenen Meta-Informationen der Modellklassen durchgeführt.

Wurde die Art der Visualisierung bestimmt, so werden Exemplare der zugehörigen View- und Controller-Klassen erzeugt. Hierbei erscheint der View im mittleren Teil des Hauptfensters, der zugehörige Controller wird im entsprechenden Bereich unter der Liste aller momentan geladenen Views angezeigt (siehe Abbildung 8.3 rechts). Die Liste der geladenen Views spiegelt in der Reihenfolge auch die Ebenen wieder, in denen die Views angezeigt werden. Je weiter unten ein Element in der Liste steht, desto höher ist seine Abbildungsebene. Elemente innerhalb der Liste können zudem dynamisch bewegt werden, um die Ebene der Darstellung zu verändern. Zudem können Ebenen durch Wegnahme des Markierungselements kurzfristig ausgeblendet werden.

Unten rechts im Hauptfenster besitzt jeder View ein zusätzliches Feld, in dem der zugehörige Controller weiterführende Informationen zu den dargestellten Daten interaktiv einblenden kann. Dies kann zum Beispiel die aktuelle Position des Mauszeigers sein oder die Daten, die im Rahmen von Modell und View an dieser Position interessant sind.

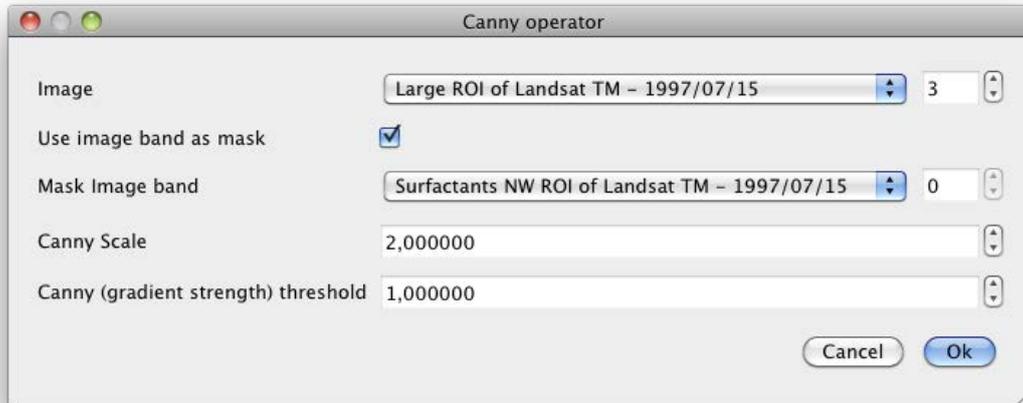
Oberhalb der Liste aller Views befinden sich zwei zusätzliche Schaltflächen. Mit der linken Schaltfläche, die mit „<<“ beschriftet ist, können markierte Views wieder entfernt werden. Dies ist dann notwendig, wenn ein Modell wieder von der Modellliste entfernt werden soll, da dazu zunächst alle Views dieses Modells geschlossen werden müssen. Mit der rechten Schaltfläche wird die Ansicht der GUI dahingehend verändert, dass anstatt der Verwendung der lokalen Koordinatensysteme der Modelle deren globale Koordinaten auf der Erdoberfläche zur Anzeige verwendet werden. Ein Übereinanderlegen von Objekten ist problemlos möglich, da das System auch teilweise transparente Eigenschaften darstellen kann, sodass nicht nur der jeweils oberste View sichtbar ist.

Zusätzlich besteht innerhalb des Hauptdarstellungsbereichs die Möglichkeit beliebig zu skalieren und zu navigieren. Der Export der aktuellen Ansicht ist auf dreierlei Arten möglich, als Ausdruck auf einem Drucker, als Export in das PDF-Format und als Export in das SVG-Format. Dabei ist hervorzuheben, dass sowohl das SVG- als auch das PDF-Format die dargestellte Grafik als Vektorgrafik abspeichern, womit diese verlustfrei skalierbar bleibt. Diese Darstellung ist aufgrund ihres höheren Detailgrads einem Bildschirmfoto stets vorzuziehen.

### 8.4.3 Ausführung von Algorithmen

Während des Programmstarts werden alle gefundenen Algorithmen, die keine Import- oder Export-Funktionalitäten beinhalten, unter einem Menüpunkt „Algorithms“ zusammengefasst. Die Unterpunkte dieses Menüpunktes stellen die Themengebiete der Algorithmen dar, deren Unterpunkte zum Aufruf der Algorithmen verwendet werden können. Je nach verwendetem Betriebssystem befindet sich die Menüliste direkt am Fenster oder am oberen Monitorrand verankert.

Klickt der Benutzer einen Algorithmus an, so wertet die GUI zunächst aus, welcher der verfügbaren Algorithmen ausgeführt werden soll. Anschließend erzeugt sie aufbauend auf der Parametermenge des ausgewählten Algorithmus' und den aktuell geladenen Modellen ein Dialogfenster, in dem der Benutzer alle Parameter auswählen kann, die vom Algorithmus benötigt werden (siehe Abbildung 8.4).



**Abbildung 8.4:** Automatische Erstellung der Parameterauswahl am Beispiel des Verfahrens von Canny zur Merkmalsdetektion.

Bereits bei der Definition der Algorithmen wurden funktionale Abhängigkeiten der Parameter untereinander sowie Standardwerte festgelegt (vgl. Abschnitt 8.3.2). So wird in der Parameterauswahl von Abbildung 8.4 die Auswahl des Maskenbildes beispielsweise nur dann aktiv, wenn der darüber angezeigte Bool'sche Parameter aktiviert worden ist.

Nach der Auswahl aller Parameter werden diese an den Algorithmus übergeben. Zusätzlich wird in der Liste der Modelle ein Platzhalter für das Ergebnis angelegt, der den aktuellen Status des Algorithmus' sowohl in Textform als auch in Prozent der Fertigstellung anzeigt. Diese Darstellung ist notwendig, da der Algorithmus nach der Übergabe der Parameter in einem neuen Thread gestartet wird. Andernfalls würde der Benutzer keinerlei Informationen über den Zustand der Abarbeitung erfahren. In dem Moment, in dem der Algorithmus mit den Berechnungen fertig ist, wird der Platzhalter gelöscht und durch die resultierenden Modelle ersetzt. Diese können anschließend wie alle anderen Modelle visualisiert, gespeichert und weiterverarbeitet werden.

## 8.5 Implementierte Modelle und deren grafische Darstellung

Innerhalb des Rahmenwerks wurden drei Kategorien von Modellen entwickelt, die jeweils Bilddaten, Merkmalsmengen und Vektorfelder repräsentieren. Da jedes dieser Modelle völlig unterschiedliche Daten repräsentiert, wurden die einzelnen Modelle in unterschiedlichen Ausprägungen jeweils von der Oberklasse `RModel` abgeleitet. Die weitere Spezialisierung der Modelle innerhalb der einzelnen Kategorien wird durch das objektorientierte Konzept der Vererbungshierarchien umgesetzt.

In diesem Abschnitt werden aus Gründen der Übersichtlichkeit nur die implementierten Modellarten und deren Views beschrieben. Zu jedem View wurden ebenfalls die zugehörigen Controllerklassen implementiert. Ohne diese wäre eine Anpassung beziehungsweise Steuerung der Views ohnehin nicht möglich. Analog zu den Modellen wurde auch bei den Anpassungen der Views stets hierarchisch vorgegangen, um den Umfang des Quelltextes zu minimieren und somit die Wartbarkeit zu erhöhen.

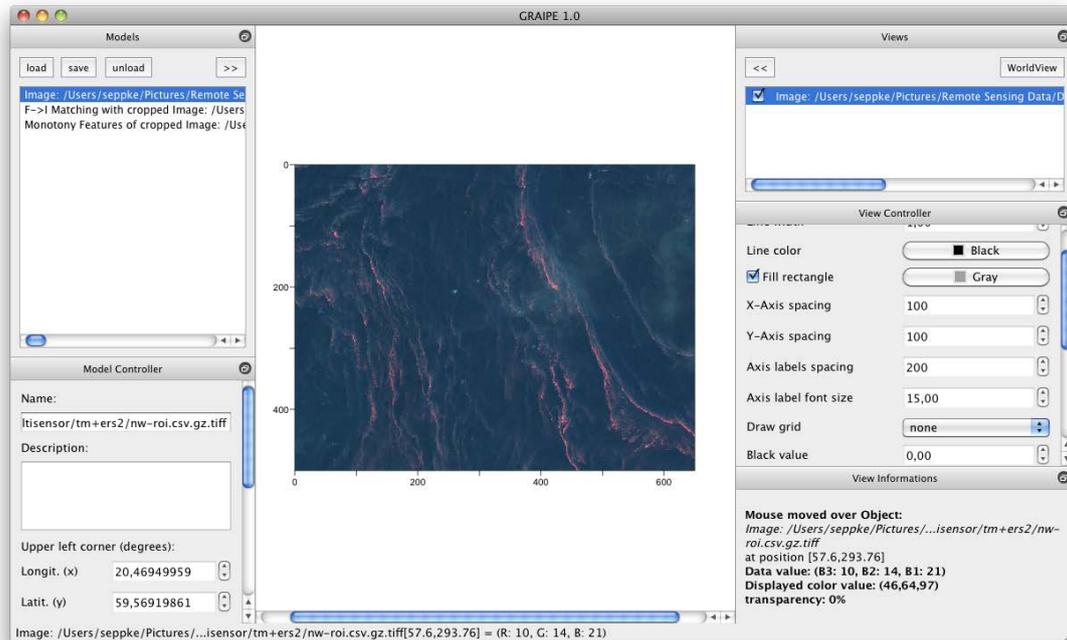
### 8.5.1 Bilddaten

Bilddaten werden im GRAIPE-Rahmenwerk zweigeteilt beschrieben. Zum einen existieren Eigenschaften, die global für das ganze Bild gelten, wie zum Beispiel Eigenschaften zur Auflösung auf der Erdoberfläche und den Dateinamen der Bilddaten. Darüber hinaus besteht ein Bild aus einer Menge von Bändern (vgl. Abschnitt 2.2.1). Während ein Bild durch die Klasse `RImage` beschrieben wird, werden die einzelnen Bänder durch Exemplare der Klasse `RImageBand` repräsentiert.

Die Klassen `RImage` sowie `RImageBand` sind mittels C++-Templates unabhängig vom Bildpunkt-Datentyp eines Bandes definiert. Für die Verwendung des Bilddaten-Moduls werden jedoch nur die Ausprägungen der Typen `float`, `byte` und `int` (16-bit) exportiert, da dies für alle hier geforderten Verarbeitungsmuster ausreichend ist. Die Entscheidung darüber, welcher Datentyp jeweils verwendet werden soll, muss der Entwickler treffen. Zurzeit wird standardmäßig der Datentyp `float` verwendet, da er die höchste Flexibilität bietet. Die Klasse `RImageBand` erbt wiederum von der Klasse `vigra::BasicImage`, die die integrale Bildklasse der VIGRA-Bildverarbeitungsbibliothek darstellt (vgl. Köthe (2007)). Somit lassen sich alle VIGRA-Algorithmen ohne Mehraufwand auf die einzelnen Bänder eines Fernerkundungsbildes anwenden.

Zur Visualisierung der Bilddaten werden zwei verschiedene View-Klassen implementiert, die jeweils darauf spezialisiert sind ein Band oder mehrere Bänder eines Bildes gleichzeitig darzustellen.

Die entwickelte Klasse `RImageSingleBandView` erlaubt die Darstellung jeweils eines interaktiv zu wechselnden Bands eines Bildes. Die Darstellung der Intensitäten des ausgewählten Bands kann interaktiv so skaliert werden, dass die Skalierung der Intensität anstatt eines linearen Verlaufs beispielsweise einem logarithmischen folgt. Zudem können Minimum und Maximum der Werte der Skala interaktiv verändert werden und zu helle beziehungsweise zu dunkle Werte transparent dargestellt werden. Die Farben für Schwarz- und Weißwert sind jeweils frei wählbar.

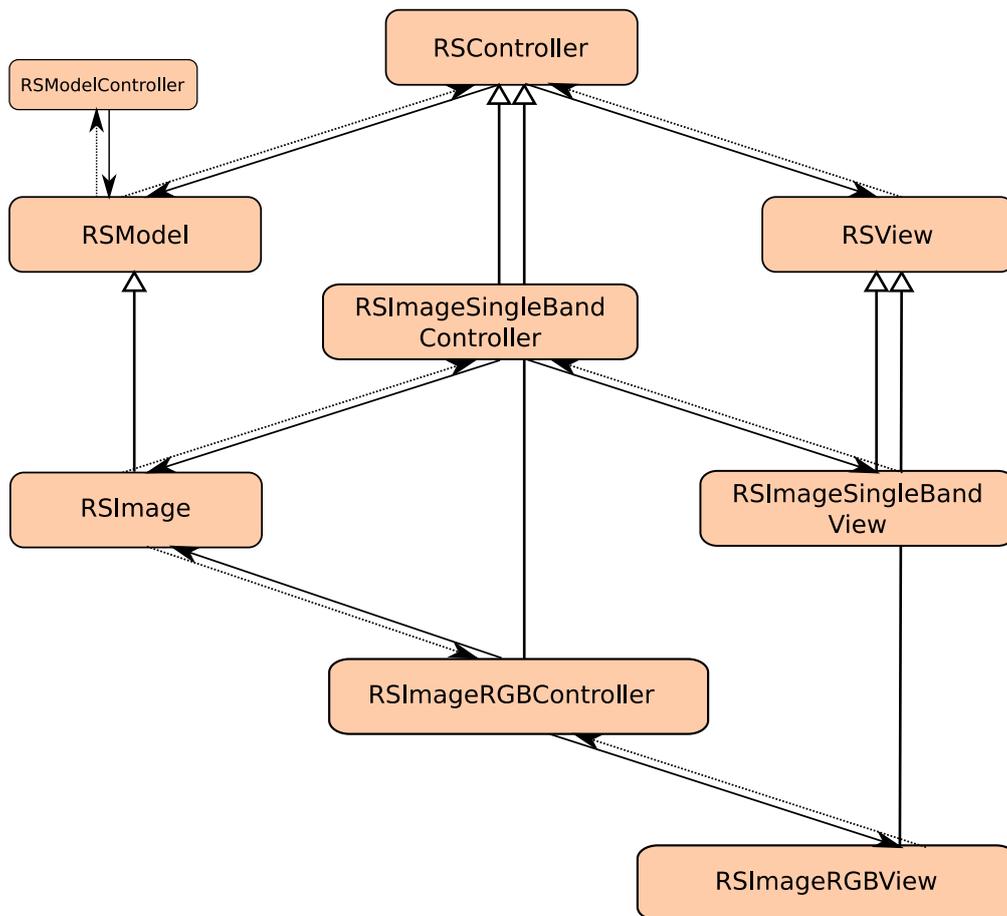


**Abbildung 8.5:** Die GUI zur Darstellung eines multispektralen Bildes mittels des `RSImageRGBView` und folgender Bandzuordnung: (R: 4, G: 3, B: 2). Zu besserer Sichtbarkeit wurde zusätzlich der Kontrast des Views erhöht.

Im Gegensatz zu der bereits beschriebenen Klasse, können in der implementierten Klasse `RSImageRGBView` weder Weiß- noch Schwarzwert auf andere Farben gesetzt werden. Stattdessen besteht die Möglichkeit, drei der im Bild vorhandenen Bänder auszuwählen, und diesen jeweils den Rot-, Grün- oder Blau-Kanal der Visualisierung zuzuordnen. Mit dieser Art der Visualisierung sind sowohl Echt- als auch Falschfarben-Darstellungen von Multispektralbildern möglich. Für eine detaillierte Analyse eines einzelnen Bandes eignet sich hingegen die Klasse `RSImageSingleBandView` besser.

In Abbildung 8.5 ist die Darstellung eines multispektralen Bildes mit der Klasse `RSImageRGBView` zu sehen. In dieser lässt sich erkennen, dass im mittleren Bereich der GUI nun ein Falschfarben-Bild mit einer Achsenbeschriftung angezeigt wird. Im rechten Bereich ist diese Darstellung in der Liste der Views enthalten und aktiv ausgewählt (oben). In der Mitte ist der Controller des Views zu sehen, der zahlreiche Anpassungen der Darstellung der Bilddaten bietet. Informationen über das Bild in Abhängigkeit von der Position des Mauszeigers können kompakt in der Statusleiste (unten) sowie detailliert in dem Bereich „View Information“ (unten rechts) abgelesen werden.

Die Vererbungshierarchie der einzelnen Klassen, die im Rahmen der Implementierung von Bildern nach dem erweiterten MVC-Schema entstanden ist, ist in Abbildung 8.6 dargestellt.



**Abbildung 8.6:** Klassenhierarchie der Bilddaten. Es gibt einen Template-basierten Datentyp für Bilder zu dem zwei unterschiedliche Arten der Visualisierung angeboten werden. Vererbungen sind durch Pfeile mit weißer Spitze dargestellt. Die übrigen Zusammenhänge sind analog zu Abbildung 8.1 dargestellt.

### 8.5.2 Merkmalsmengen

Zur merkmalsbasierten Bewegungsschätzung müssen zunächst verschiedene Arten von Merkmalsmengen modelliert werden, da die Merkmale in Abhängigkeit der verwendeten Verfahren zur Merkmalsdetektion unterschiedliche Merkmalsausprägungen besitzen (vgl. Abschnitte 6.2.1 und 6.2.2). Um diese unterschiedlichen Ausprägungen adäquat zu modellieren, wurde eine Spezialisierungshierarchie der Merkmalsmengen implementiert.

Die allgemeinste Klasse `RSPointFeatureList2D` repräsentiert eine einfache Punktliste von zweidimensionalen Punkten. Die Lokalisierungsgenauigkeit der Punkte ist hierbei durch Gleitkommazahlen realisiert, wodurch auch Subpixelkoordinaten der Merkmale erfasst werden können.

Die erste Spezialisierung wird durch die Klasse `RSWeightedPointFeatureList2D` realisiert. Diese erlaubt es, jedem zweidimensionalen Punkt zusätzlich eine Gleitkommazahl als Gewicht zuzuordnen.

Die nächste Spezialisierung ist durch die Klassen `RSEdgelFeatureList2D` realisiert, welche die komplette Repräsentation von Canny-Edgels ermöglicht. Hierzu wird zusätzlich zur Gewichtung eine Beschreibung der Orientierung benötigt. Für den Fall der Canny-Edgel entspricht die Orientierung eines jeden Edgels der Gradientenrichtung an der ermittelten Bildposition im Bogenmaß.

Einen Sonderfall stellen die polygonalen Merkmale dar, die durch die Klassen `RSPolygonList2D` und `RSWeightedPolygonList2D` implementiert werden. Diese können zurzeit durch kein Merkmalsdetektionsverfahren erzeugt werden. Sie stehen aber beispielsweise als Teilergebnis der in Abschnitt 7.1.3 vorgestellten Clustering-Verfahren zur Verfügung oder entstehen durch das Einlesen von globalen Küstenlinien-Daten, die zum Beispiel durch die GSHHS-Datenbank vorliegen (vgl. Wessel u. Smith (1996)).

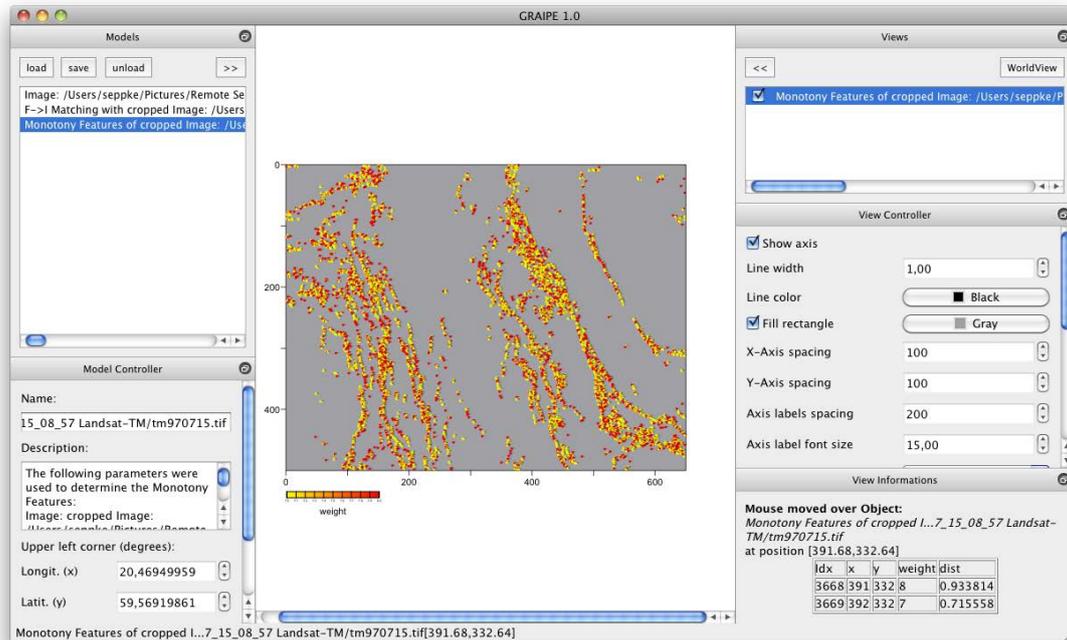
Zur Visualisierung der unterschiedlichen Merkmalsmengen wurde ebenfalls eine Spezialisierungshierarchie auf Seiten der View- und Controller-Strukturen eingeführt. Somit ist es möglich, eine `RSEdgelFeatureList2D` mithilfe der View und des Controllers für eine `RSPointFeatureList2D` anzuzeigen. Allerdings gehen bei dieser Visualisierung die entsprechenden Informationen über die Stärke sowie die Ausrichtung eines Merkmals verloren. Daher wurden für alle bereits genannten Merkmalslisten passende Views und zugehörige Controller implementiert, welche die jeweils enthaltenen Daten vollständig darstellen.

Für die ungewichteten Merkmale wurde durch die Klasse `RSPointFeatureList2DView` eine Visualisierung implementiert, die die Merkmale als Punkte beliebigen Radius' darstellt und dem Benutzer zusätzlich die Möglichkeit der konstanten Färbung der Merkmale überlässt.

Für die gewichteten Merkmale wurde mit der Klasse `RSWeightedPointFeatureList2DView` eine Visualisierung entworfen, die auf der Klasse `RSPointFeatureList2DView` aufbaut. Zusätzlich erlaubt sie dem Benutzer, die Farben für geringstes und höchstes Gewicht der Merkmale festzulegen, um die Gewichtsverteilung farbig zu visualisieren. Analog zu den im vorigen Abschnitt beschriebenen Visualisierungsmöglichkeiten von Bilddaten lassen sich zudem zu starke sowie zu schwache Merkmale ausblenden. Somit kann der Benutzer die Darstellung auf bestimmte Wertebereiche fokussieren.

Aufbauend auf der Visualisierung der gewichteten Merkmale wurde zudem eine spezialisierte Visualisierung von Canny-Edgels durch die Klasse `RSEdgelFeatureList2DView` implementiert. Diese bietet alle Visualisierungsmöglichkeiten der gewichteten Merkmale, stellt die einzelnen Merkmale jedoch als gerichtete Kreisausschnitte dar, um die Ausrichtung der Edgel zu visualisieren.

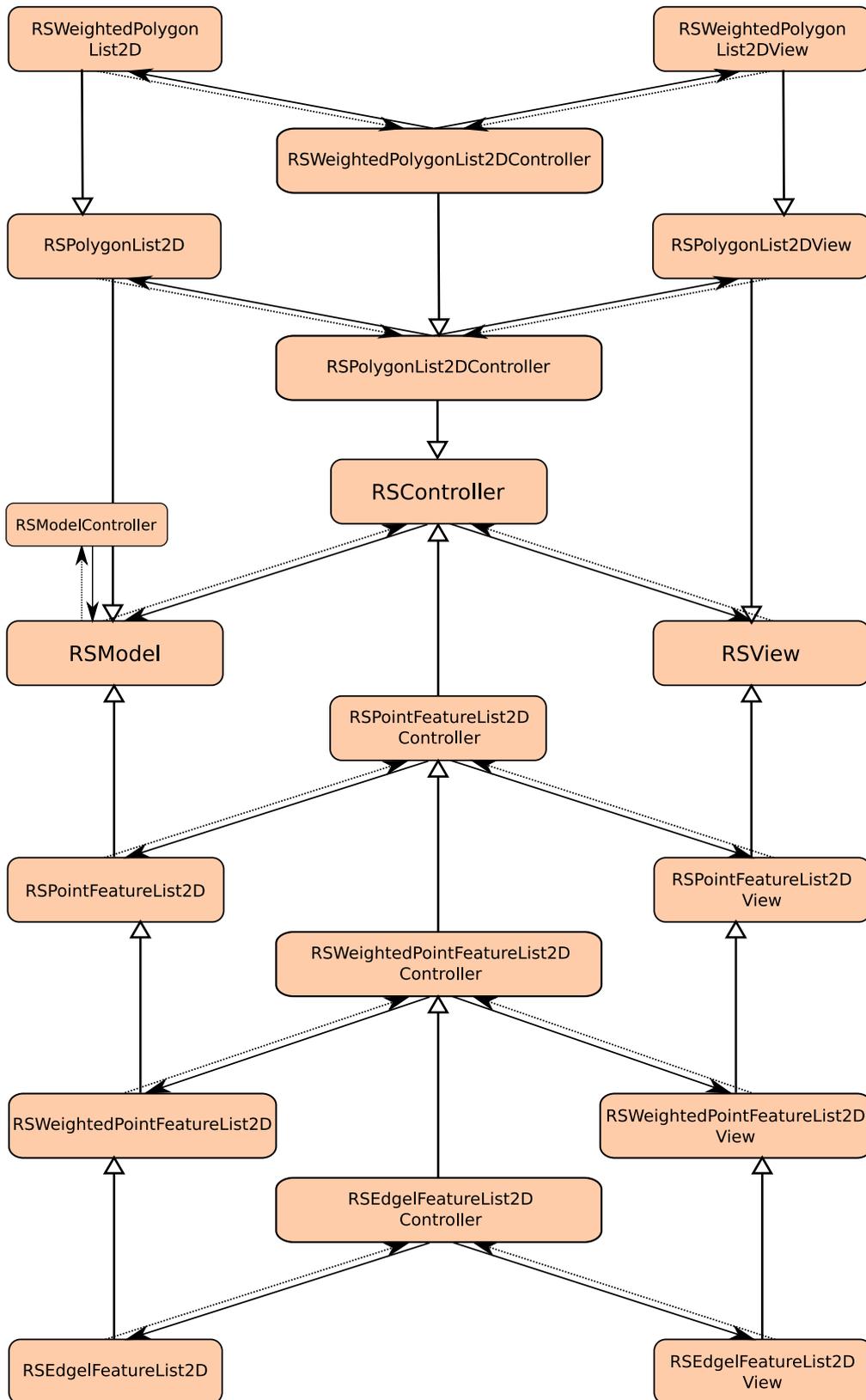
Ebenso wurden für die Polygonlisten durch die Klassen `RSPolygonList2DView` beziehungsweise `RSWeightedPolygonList2DView` passende Views implementiert, die es ermöglichen die Polygone in beliebiger Farbe beziehungsweise in beliebigem Farbverlauf anzuzeigen. Zusätzlich kann die Linienstärke sowie die Linienfarbe der Polygone ausgewählt werden.



**Abbildung 8.7:** Die GUI zur Darstellung von Merkmalsmengen gewichteter punktförmiger Merkmale, die anhand des Monotonieoperators bestimmt worden sind. Durch die vom Nutzer gewählte Farbcodierung werden die Monotonieklassen farbig unterschieden. Eine Legende erläutert die Zuordnung der Farben zu den unterschiedlichen Monotonieklassen.

In Abbildung 8.7 ist beispielhaft dargestellt, wie punktförmige gewichtete Merkmalsmengen mit der Klasse `RSWeightedPointFeatureList2DView` visualisiert werden können. Im Gegensatz zur Visualisierung von Bilddaten (siehe Abbildung 8.5) können innerhalb des Bereichs „View Information“ für Merkmalsmenge direkte Eigenschaften der gefundenen Merkmale untersucht werden. Bewegt man die Maus über die Visualisierung der Merkmalsmenge, so werden die direkt benachbarten Merkmale und deren Eigenschaften in diesem Bereich angezeigt.

Aus der Vielzahl an implementierten Merkmalsmengen folgt eine umfangreichere Klassenhierarchie, als dies bei den Bilddaten des vorigen Abschnitts der Fall war. Da sich jedoch bis auf die Polygonklassen alle Modellklassen als Spezialisierungen darstellen lassen, bleibt die Vererbungshierarchie übersichtlich darstellbar (siehe Abbildung 8.8). Zudem bleiben durch die Vielzahl der Spezialisierungen die MVC-Klassen stets übersichtlich und wartbar.



**Abbildung 8.8:** Klassenhierarchie der modellierten Merkmalsmengen. Die Zusammenhänge sind analog zu Abbildung 8.6 dargestellt.

### 8.5.3 Vektorfelder

Der interaktive Umgang mit Strömungsfeldern stellt den bedeutsamsten Teil des Rahmenwerks dar. Die unterschiedlichen Ansätze zur Strömungsbestimmung erzeugen allerdings unterschiedliche Arten von Vektorfeldern. Um diese Unterschiede abzubilden, wurde analog zu den Merkmalsmengen eine hierarchische Repräsentation mit Vererbungshierarchien realisiert. In dieser werden alle Modelle von Vektorfeldern von der gemeinsamen Basisklasse `RSVectorfield2D` abgeleitet. Diese stellt lediglich eine Schnittstelle dar, über die der Datenzugriff auf die Vektoren der Feldes generell festgelegt wird. Eine Aussage über die Art der Repräsentation, insbesondere zur Abbildung der Daten im Speicher, wird durch diese Klasse nicht festgelegt. Von dieser Klasse werden zwei Spezialisierungen abgeleitet, die unterschiedliche räumliche Abtastungsarten der Vektorfelder modellieren:

1. Modelle der Klasse `RSSparseVectorfield2D` sind durch eine einfache Liste von zweidimensionalen Vektoren repräsentiert. Auf die einzelnen Elemente kann durch einen Index zugegriffen werden. Dieser Zugriff ist bereits in der Oberklasse `RSVectorfield2D` definiert. Diese Art der Repräsentation eignet sich vor allem für räumlich dünn besetzte Vektorfelder.
2. Liegen hingegen dicht besetzte Vektorfelder vor, so bietet sich die Verwendung von Exemplaren der Klasse `RSDenseVectorfield2D` an. Diese verwendet zur Darstellung keine eindimensionale Liste von Vektoren, sondern speichert diese mittels zweier Matrizen, die jeweils die  $u$ - und  $v$ -Komponente der Flussvektoren speichern.

Während sich die dünn besetzten Vektorfelder der Klasse `RSSparseVectorfield2D` zur Repräsentation der Ergebnisse von merkmalsbasierten Verfahren eignen, repräsentieren die dicht besetzten Vektorfelder der Klasse `RSDenseVectorfield` die Ergebnisse der differentiellen Verfahren ideal. Da Modelle der letztgenannten Klasse dichten Abtastungen entsprechen, wird für diese ein weiterer Zugriffsmodus eingeführt, der anstelle des eindimensionalen Listenindex' einen zweidimensionalen Zugriff auf die Vektoren anhand deren  $x$ - und  $y$ -Koordinaten im Ortsraum erlaubt.

Je nach verwendetem merkmalsbasierten Verfahren existieren neben den Vektoren noch weitere Informationen, die durch die Modelle der Vektorfelder abgebildet werden werden müssen. Daher wird für Modelle der Klasse `RSSparseVectorfield2D` eine Klassenhierarchie definiert, die die zusätzlichen Informationen über eine Vererbungshierarchie modelliert:

- Modelle der Klasse `RSSparseWeightedVectorfield2D` ergänzen die Basisklasse der dünnbesetzten Vektorfelder um ein Gewicht, welches zu jedem Vektor hinzugefügt werden kann. Dadurch können zum Beispiel die Ähnlichkeitswerte der Vergleichsoperationen der Merkmalsmengen mit in die Repräsentation der Vektorfelder mit aufgenommen werden.
- Modelle der Klasse `RSSparseMultiVectorfield2D` erlauben neben der Zuordnung eines Vektors pro Position die Angabe alternativer Vektoren, die von dieser Position aus infrage kommen können. Da diese Alternativen ungewichtet sind, können sie lediglich durch ihren Rang charakterisiert werden.

- Erst bei Modellen der Klasse `RSSparseWeightedMultiVectorfield2D` erfolgt neben dem Rang eines alternativen Vektors auch die Angabe eines Gewichtes zu jeder möglichen Alternative. Dies ist zum Beispiel nötig, um die Verfahren der Merkmalszuordnung anwenden zu können, die in Abschnitt 6.2.4 beschrieben worden sind.

Für die Modelle der dicht besetzten Vektorfelder wurde ebenfalls eine spezialisierte Unterklasse implementiert, die von der Klasse `RSDenseVectorfield2D` erbt, und zusätzlich Informationen über eine Gewichtung der jeweils enthaltenen Vektoren bereitstellt. Diese Klasse wird mit `RSDenseWeightedVectorfield2D` bezeichnet und speichert die Gewichte in einer dritten Matrix.

Analog zu der Spezialisierungshierarchie der Modellklassen wurden die zugehörigen View- und Controller-Klassen implementiert. Da die Oberklasse `RSVectorfield2D` lediglich die Rolle einer gemeinsamen Schnittstelle übernimmt, wurde mit der Implementierung auf der Ebene der beiden Modellklassen `RSSparseVectorfield2D` und `RSDenseVectorfield2D` begonnen. Eine Unterscheidung der View- und Controller-Strukturen ist auf dieser Ebene nötig, da sonst ein dichtes Vektorfeld dieselbe Visualisierung wie ein dünn besetztes erfahren würde. Dies würde bedeuten, dass alle Vektoren des Vektorfeldes angezeigt würden, was zu einer Vielzahl von Überlappungen führen würde. Stattdessen wird für dicht besetzte Vektorfelder eine Möglichkeit der Unterabtastung zur Visualisierung angeboten. Somit können weniger Vektoren angezeigt werden, was wiederum die Übersichtlichkeit erhöht. Für dünn besetzte Vektorfelder werden folgende Visualisierungen angeboten:

- Mithilfe der Klasse `RSSparseVectorfield2DView` werden Vektorfelder durch jeweils einen Pfeil pro Vektor dargestellt. Die Größe der Pfeile kann hierbei interaktiv angepasst werden. Zusätzlich können für jeden Vektor zwei Farben angegeben werden, um die Längen der einzelnen Vektoren grafisch hervorzuheben. Außerdem können Vektoren ausgeblendet werden, die eine zu geringe oder zu große Länge aufweisen.
- Die Klasse `RSSparseWeightedVectorfield2DView` erweitert die oben genannte Visualisierung um die Möglichkeit der Visualisierung der Gewichtung der einzelnen Vektoren. Dazu muss vom Benutzer festgelegt werden, ob die gewählten Farben dazu verwendet werden sollen, die Geschwindigkeit oder die Gewichtung der Vektoren hervorzuheben. Zusätzlich zur Geschwindigkeit können Vektoren auch anhand der Gewichtung in der Visualisierung ausgeblendet werden, falls diese zu gering oder zu hoch ist.
- Visualisierungen der Klasse `RSSparseMultiVectorfield2DView` erlauben es dem Benutzer, die alternativen Vektoren zu visualisieren, die als Kandidaten der Zuordnung in der entsprechenden Modellklasse vorliegen. Die Umschaltung beziehungsweise Visualisierung der Alternativen geschieht hierbei simultan für alle dargestellten Vektoren. Zusätzlich stehen alle Einstellmöglichkeiten der Basisklasse `RSSparseVectorfield2DView` zur Verfügung.
- Durch die Klasse `RSSparseWeightedMultiVectorfield2DView` wird eine Visualisierung erreicht, die zusätzlich zur Klasse `RSSparseMultiVectorfield2DView` die Gewichte der

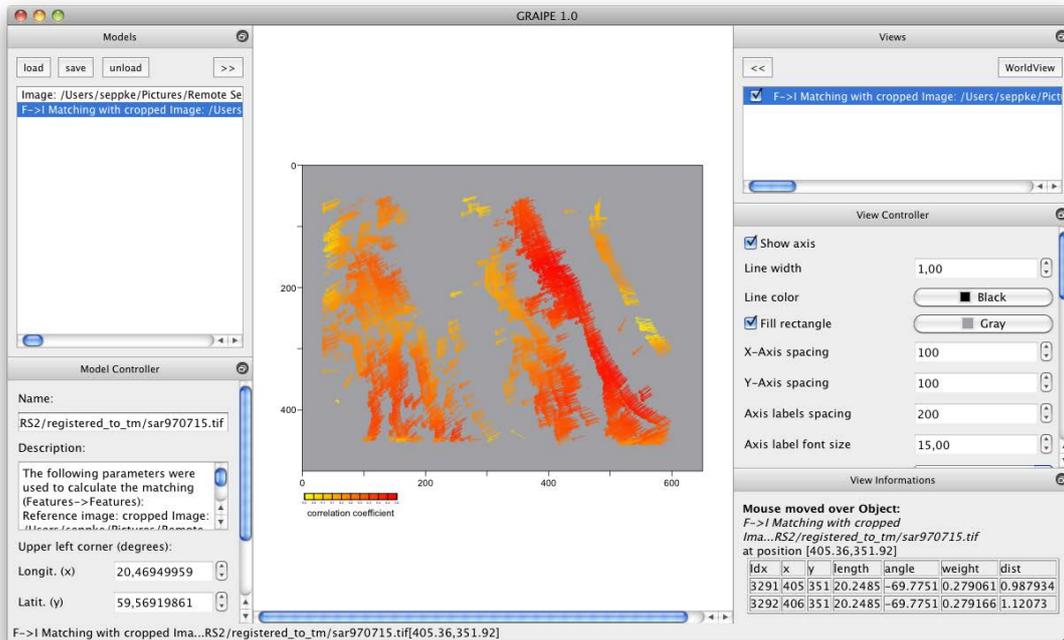
Vektoren auf Wunsch farbig hervorhebt. Dazu kombiniert diese Klasse die Visualisierungsmöglichkeiten der Klassen `RSSparseMultiVectorfield2DView` sowie `RSSparseWeightedVectorfield2DView`.

Obwohl es deutlich weniger Modelle zur Repräsentation der dicht besetzten Vektorfelder gibt, wurden für Modelle der Klasse `RSDenseVectorfield2D` drei verschiedene Arten der Visualisierung implementiert:

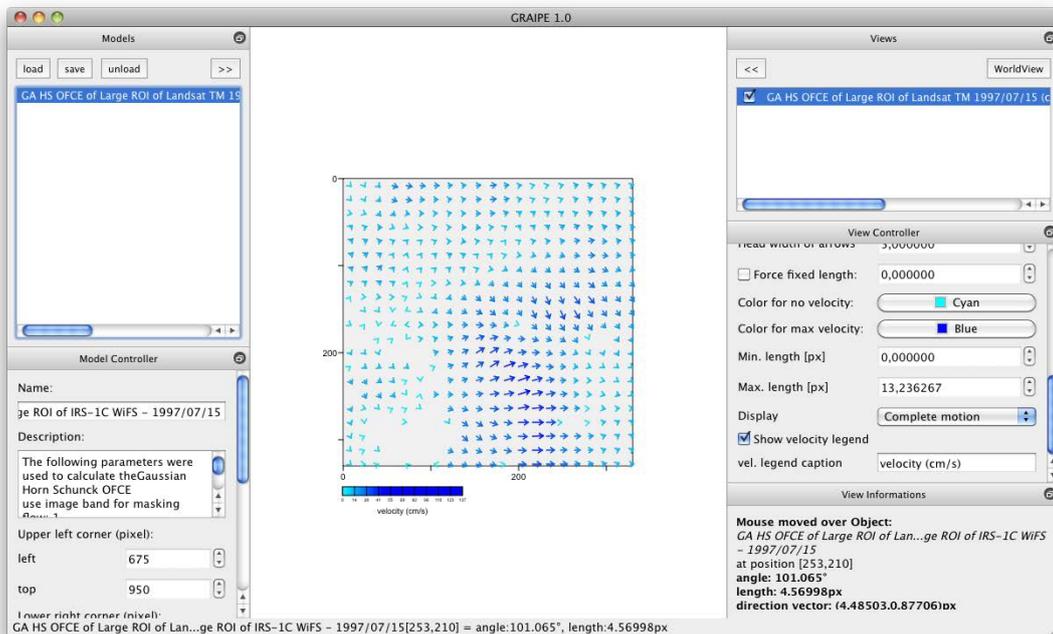
- Die Visualisierung mittels der Klasse `RSDenseVectorfield2DView` entspricht der einfachen Darstellung der Vektoren des Feldes, bei welcher die Länge der Vektoren zusätzlich farblich kodiert werden kann. Im Gegensatz zur Visualisierung durch die Klasse `RSSparseVectorfield2DView` werden hierbei nicht alle Vektoren des dicht besetzten Vektorfeldes dargestellt, sondern nur eine festzulegende Unterabtastung.
- Die Klasse `RSDenseVectorfield2DMagnitudeView` erzeugt für dichte Vektorfelder eine vollständig andere Art der Visualisierung, die auf den ermittelten Vektorlängen aufbaut. Hierzu wird für das dicht besetzte Vektorfeld zunächst für jeden Vektor die Länge bestimmt. Das Bild, welches hierbei entsteht, wird ähnlich einer Visualisierung eines Bildes der Klasse `RImage` visualisiert. Somit erhält der Benutzer schnell einen Eindruck über die globale Längenverteilung des Vektorfeldes.
- Die Klasse `RSDenseVectorfield2DParticleView` beschreibt eine weitere Art der Visualisierung, die das dicht besetzte Vektorfeld als Partikelsystem auffasst. Per Zufallsgenerator werden in das darzustellende Vektorfeld Partikel eingestreut, die sich anhand der enthaltenen Vektoren durch dieses hindurch bewegen. Somit lässt sich die Dynamik eines Vektorfeldes gut betrachten. Die Simulationsparameter können frei gewählt und während der Laufzeit verändert werden. Zusätzlich können die unterschiedlichen Geschwindigkeiten der Partikel farbig hervorgehoben werden.

Für die Klasse der gewichteten dichten Vektorfelder `RSDenseWeightedVectorfield2D` wurden ebenfalls Visualisierungen implementiert, die analog zu den unterschiedlichen Darstellungen gewichteter beziehungsweise nicht gewichteter dünn besetzter Vektorfelder zusätzlich zur Geschwindigkeit die Gewichtung der Vektoren grafisch darstellen.

In Abbildung 8.9 werden die Visualisierungen beider Oberklassen von Vektorfeldern dargestellt. Das dünn besetzte Vektorfeld zeigt alle enthaltenen Vektoren an (vgl. Teilabbildung 8.9a). Die Gewichte der einzelnen Vektoren sind zudem mit einer Farbskala hervorgehoben worden. Für dünn besetzte Vektorfelder werden die direkt benachbarten Vektoren der aktuellen Mausposition ermittelt und Informationen über diese im Bereich „View Information“ angezeigt. Teilabbildung 8.9b zeigt die Visualisierung eines dichten Vektorfeldes. Hierbei ist zu beachten, dass für das dichte Vektorfeld tatsächlich  $200 \times 200$  Vektoren zur Verfügung stehen, von denen lediglich  $20 \times 20$  Vektoren dargestellt werden, um die Übersichtlichkeit zu erhöhen. Dichte Vektorfelder besitzen für jeden Punkt des Bildraums Informationen über den Fluss, die in Bereich „View Information“ abgelesen werden können.

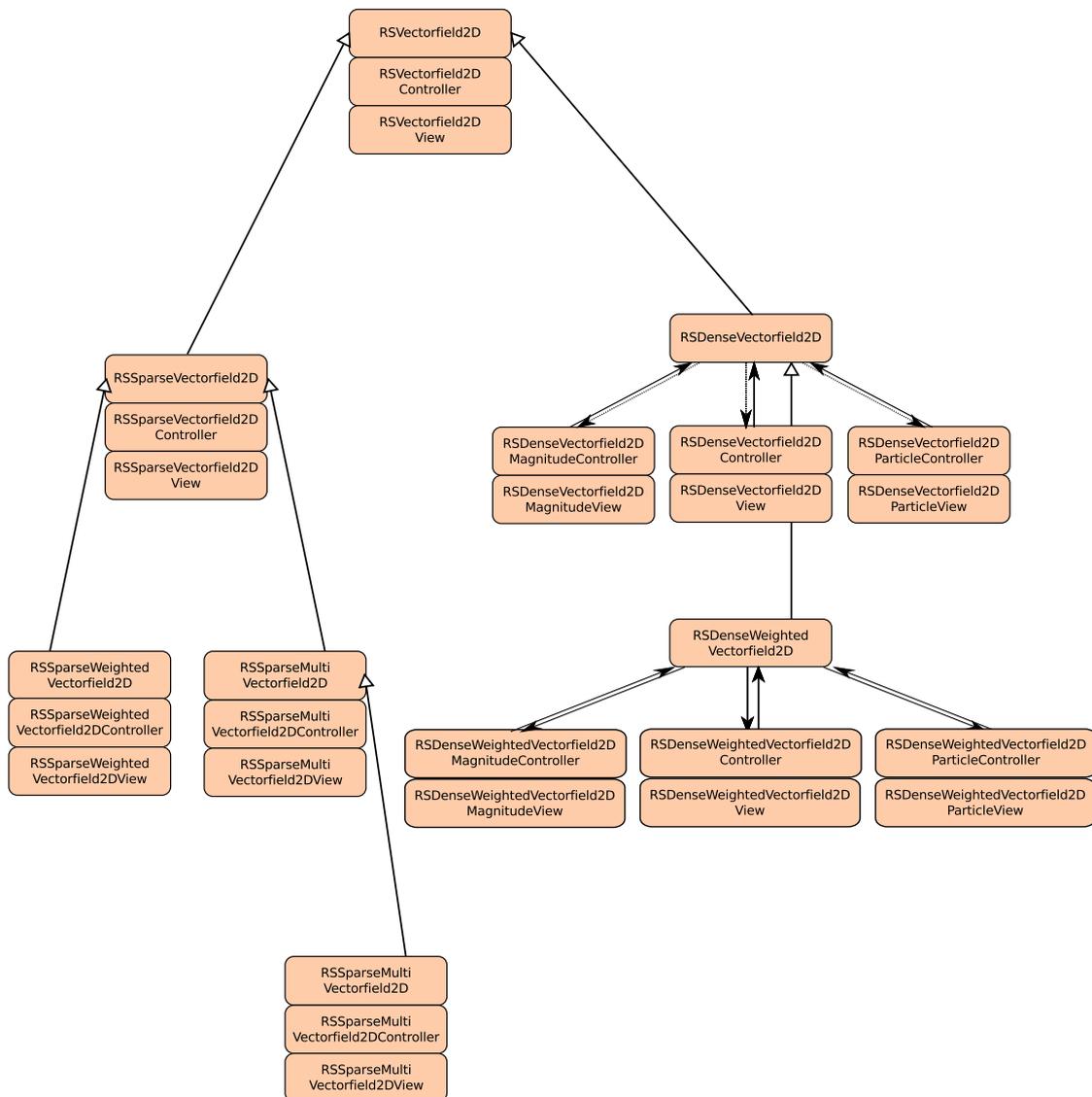


(a) dünn besetztes Vektorfeld



(b) dichtes Vektorfeld (10×10-fach unterabgetastet dargestellt)

**Abbildung 8.9:** Die GUI zur Darstellung und Untersuchung der unterschiedlichen Arten von Vektorfeldern. Oben ist ein dünn besetztes Vektorfeld, das das Ergebnis eines korrelationsbasierten Verfahrens ist, dargestellt. Unten ist ein dicht besetztes Vektorfeld dargestellt, welches das Ergebnis eines differentiellen Verfahrens ist.



**Abbildung 8.10:** Klassenhierarchie der modellierten Vektorfelder. Um die Übersichtlichkeit zu erhalten wurden Modell, View und Controller jeweils zusammengefasst. Für die dichten Vektorfelder stehen pro Modell drei verschiedene Views mit entsprechenden Controllern zur Verfügung.

Eine Übersicht aller implementierten MVC-Klassen zum Umgang mit Vektorfeldern zeigt Abbildung 8.10. Im Gegensatz zu den Abbildungen der vorigen beiden Abschnitte wurden in dieser Abbildung jeweils zusammengehörigen Modell-, View- und Controller-Klassen kompakter notiert, um die Lesbarkeit des Klassendiagramms zu erhöhen. Falls zu einem Modell mehrere View/Controller-Einheiten modelliert worden sind, werden diese Einheiten ebenfalls kompakt dargestellt.

## 8.6 Implementierte Algorithmen

Neben den zuvor vorgestellten Modellen und deren Visualisierungen bilden die implementierten Algorithmen den Hauptbestandteil des Rahmenwerks. Sie ermöglichen die Vorverarbeitung der Bilder, wie sie in dieser Arbeit beschrieben worden ist, sowie die Ermittlung von Bewegung ausgehend von raumzeitlichen Bildfolgen. Zudem wurden weiterführende Möglichkeiten zum Import und Export von Daten sowie zur Analyse der ermittelten Vektorfelder implementiert. Zusammen mit den Modellen auf denen sie operieren, der GUI sowie der restlichen Model-View-Controller-Architektur runden sie das GRAIPE-Rahmenwerk ab. Beim Entwurf der Algorithmen wurde stets darauf geachtet, generische Ansätze zu verfolgen. Zudem wurde analog zur Modellierung der Model-View-Controller-Klassen ein hierarchisches Entwurfsmuster verfolgt.

### 8.6.1 Import von externen Datenquellen

Die Hauptdaten, die zur Ermittlung der Meeresoberflächenströmung verwendet werden, sind Bilddaten beziehungsweise raumzeitliche Bildfolgen unterschiedlicher Fernerkundungssensoren. Damit diese als Exemplare der Klasse `RSImage` geladen werden können, müsste ein Vielzahl von Importmöglichkeiten implementiert werden, da fast jeder Satellitensensor sein eigenes Aufnahme- und Speicherformat verwendet. Die GDAL-Bibliothek enthält allerdings bereits Importalgorithmen für die gängigsten Bildformate der Fernerkundung und wird daher einer eigenen Implementierung vorgezogen. Die dort enthaltenen Algorithmen erlauben das Einlesen der Daten in jeweils ein zweidimensionales Datenfeld pro Aufnahmeband (siehe GDAL Development Team (2010) ). Diese Funktionalität ist als Teil des `RSImageModule` in der Klasse `RSImageImpex` gekapselt, sodass Bilddaten unterschiedlicher Formate eingelesen werden können. Nach außen zugänglich gemacht wird die Import- und Exportfunktionalität durch Algorithmen, die über eine spezielle Signatur verfügen und somit nicht in das Menü der Algorithmen, sondern in das Import-beziehungsweise Exportmenü der GUI eingetragen werden.

Einen Sonderfall der externen Daten stellen die elektronischen Ergebnisse numerischer Strömungsmodelle dar, die durch das Bundesamt für Seeschifffahrt und Hydrographie (BSH) bereitgestellt worden sind. Diese liegen als kombinierte Messungen über den Zustand der Meeresoberfläche und den daraus resultierenden modellierten Strömungen in verschiedenen Meerestiefen und zu verschiedenen Uhrzeiten in einer einzigen Datei vor. Da eine transparente Einbindung solcher Verbunddatenquellen den Benutzer nach dem Laden mit einer Vielzahl von geladenen Modellen konfrontieren würde, wurde für den Umgang mit diesen Daten ein anderer Weg gewählt: die Ausgliederung der Datenkonvertierung in externe Programme. Zu diesem Zweck wurden Konvertierungsprogramme entwickelt, die über die Kommandozeile aufgerufen werden können. Sie konvertieren einen Verbunddatensatz zur Strömungsmodellierung des BSH in eine Vielzahl von ungewichteten dichten Vektorfeldern. Diese können anschließend gezielt in das Rahmenwerk geladen werden.

Eine weitere Datenquelle sind Daten über Land/Wasser- beziehungsweise Küsteninformationen der Erdoberfläche. Diese werden in der vorliegenden Arbeit aus den frei ver-

fügbaren GSHHS-Datensätzen eingelesen (siehe Wessel u. Smith (1996)). Da diese Daten ebenfalls in einem intrinsischen Format vorliegen, wird eine ähnliche Vorgehensweise wie für die gerade beschriebenen Ergebnisse der Strömungsmodelle gewählt. Zu diesem Zweck wurde ein Konvertierungsprogramm entwickelt, das die Daten der GSHHS-Datensätze in Serialisierungen der Klasse `RSPolygonList2D` transformiert. Diese können anschließend problemlos in das Rahmenwerk geladen werden.

### 8.6.2 Bildvorverarbeitung und Bildmaskierung

Im Rahmen dieser Arbeit können die Aufgaben der Bildvorverarbeitung in drei Bereiche aufgeteilt werden:

1. die radiometrische Normierung und Filterung (vgl. Abschnitt 4.1.3),
2. die geografische Normierung oder auch Registrierung (vgl. Abschnitt 4.1.1) und
3. die Erzeugung sowie Verarbeitung von Bildmaskierungen (vgl. Abschnitt 6.2.1).

Die unterschiedlichen Bereiche werden im GRAIPE-Rahmenwerk in drei unterschiedlichen Modulen repräsentiert. Deren Funktionsumfang wird in diesem Abschnitt modulweise beschrieben. Insgesamt enthalten die Module zur Bildvorverarbeitung alle in Abschnitt 4.1 beschriebenen Algorithmen und somit nicht nur jene, die in den Abschnitten 4.1 für die Bestimmung der Ergebnisse ausgewählt worden sind. Dies liegt darin begründet, dass alle Algorithmen zur Analyse zur Verfügung stehen mussten auch wenn sie sich im Nachhinein als wenig geeignet für das Anwendungsgebiet dieser Arbeit erwiesen haben.

#### Algorithmen zur Filterung von Bildern

Die Algorithmen zur Filterung von Bildern werden im `RSImagefilterModule` gekapselt. Innerhalb dieses Moduls wurden folgende Algorithmen implementiert:

- Frost-Filter und Enhanced Frost-Filter
- Gamma-MAP-Filter
- Gauß'scher Weichzeichner
- Kuan-Filter
- Lee-Filter und Enhanced Lee-Filter
- Median-Filter

Bis auf den Gauß'schen Weichzeichner, welcher bereits in der VIGRA-Bibliothek enthalten ist, wurden alle Algorithmen generisch als fensterbasierte Filter implementiert. Hierfür wurde analog zu Definition 4.2 ein Template-basierter Algorithmus entworfen,

dessen Template eine Fensterfunktion ist. Diese wird unter Berücksichtigung von Randbehandlungen auf ein komplettes Bild angewendet. Die einzelnen Algorithmen wurden von der Signatur her an die in der VIGRA verwendete Syntax angelehnt und sind daher von den konkreten Modellen des GRAIPE-Rahmenwerks unabhängig.

### Algorithmen zur Registrierung von Bildern

Das `RSRegistrationModule` enthält die Implementierung der für diese Arbeit analysierten Registrierungsverfahren (siehe Abschnitt 4.1.1). Insgesamt handelt es sich hierbei um die Implementierung folgender Algorithmen:

- Affine Registrierung
- Perspektivische Registrierung
- Polynomielle Registrierungen:
  - Bilineare Registrierung
  - Biquadratische Registrierung
  - Bikubische Registrierung
- Stückweise affine Registrierung
- Registrierung mit Radialbasisfunktionen (RBF):
  - Lineare RBF-Registrierung
  - Quadratische RBF-Registrierung
  - Kubische RBF-Registrierung
  - Thin-Plate-Spline-Registrierung (TPS)

Ähnlich zu den Bildfiltern wurden auch die Registrierungsverfahren Template-basiert entwickelt, sodass sie sich einfach erweitern lassen, der Quelltext gut lesbar bleibt und ohne dass die Laufzeit der Verfahren darunter leiden müsste. Auf der untersten Ebene der Implementierung stehen erneut die VIGRA-Repräsentationen der Bilddaten sowie einfache Listen von korrespondierenden Punkten.

Mittels eines Funktionstemplates können unterschiedliche Registrierungsarten ausgeführt werden. Dabei können die einzelnen Funktionstemplates wieder Templates sein. Dies ist zum Beispiel für die RBF-Registrierung der Fall, wo die Art der zu verwendenden Basisfunktion als Template des Funktionstemplates anzugeben ist.

Bis auf die Delaunay-Triangulierung, die für die stückweise affine Registrierung benötigt wird, wurden alle Algorithmen eigens für das GRAIPE-Rahmenwerk implementiert. Für die Delaunay-Triangulierung wurde die `Triangle++`-Bibliothek verwendet, die ihrerseits wiederum auf der Delaunay-Bibliothek aufbaut (siehe Kumar (2006) und Shewchuk (1996)).

### Algorithmen zur Erstellung sowie dem Umgang mit Bildmasken

Im Rahmen dieser Arbeit werden elementare Funktionen zur Maskierung von Bildbereichen benötigt, um beispielsweise durch Wolken bedeckte Areale auf multispektralen Bilddaten von einer Verarbeitung auszuschließen (vgl. Abschnitt 6.2.1). Zu diesem Zweck wurde ein Modul entwickelt, welches sowohl elementare Bildverarbeitungsprozeduren als auch die Erstellung von Bildmasken erlaubt. Innerhalb des `RSImageProcessingModule` steht folgende Funktionalität zur Verfügung:

- Eine Maske kann mittels Schwellenwertoperation erstellt werden.
- Eine Maske kann auf ein Bild angewendet werden, um nicht maskierte Pixel auszublenken.
- Es können Operationen auf Masken durchgeführt werden:
  - Vereinigung zweier Masken,
  - Schnittmenge zweier Masken und
  - Differenz zweier Masken.
- Eine Maske kann so gefiltert werden, dass aufgrund der Statistik der Distanztransformation Bereiche verworfen werden (siehe Algorithmus 6.1).

Mit diesen Operationen lassen sich alle in dieser Arbeit beschriebenen Vorklassifikationen und Maskierungen erreichen. Die Algorithmen, die neben den Bildinformationen mittels einer Maske nur gewisse Bereiche des Bildes betrachten und verarbeiten, tun dies unabhängig von diesem Modul jeweils in ihren eigenen Modulen.

### 8.6.3 Merkmalsbasierte Strömungsmessung

Die Bewegungsdetektion mithilfe der merkmalsbasierten Ansätze wurde in Abschnitt 4.2 in drei unterschiedliche Teilaufgaben zerlegt, die kombiniert eine Bewegungsdetektion ermöglichen. Da sich diese drei Teile der Prozesskette sehr gut trennen beziehungsweise modularisieren lassen, wurden drei unterschiedliche Module implementiert, die die jeweiligen Algorithmen beinhalten:

1. `RSFeaturedetectionModule`, welches die Merkmalsdetektion kapselt,
2. `RSFeaturematchingModule`, welches den Merkmalsvergleich implementiert, und
3. `RSPostprocessingModule` zur endgültigen Merkmalszuordnung.

Im `RSFeaturedetectionModule` werden alle Varianten der Merkmalsdetektion implementiert (vgl. Abschnitt 6.2). Hierzu gehören die folgenden untersuchten Operatoren:

- Canny-Operator,
- Harris-Corner-Detector und

- Monotonie-Operator.

Der Canny-Operator ist bereits in der VIGRA enthalten und wurde daher verwendet, nicht aber neu implementiert. Der Monotonie-Operator wurde hingegen implementiert. Zudem wurde eine Parametrisierbarkeit hinzugefügt, die es ermöglicht auch die lokalen Maxima beziehungsweise Minima auf dem Gradientenbetragsbild zu finden. Dies entspricht für den Fall der Maxima den Stellen mit der lokal größten Steigung im Bildraum und kann beispielsweise zur Detektion von Kanten im Bild eingesetzt werden.

Für das Shape-Context-Verfahren müssen keine speziellen Merkmalsdetektoren implementiert werden. Vielmehr eignen sich sämtliche der vorgestellten Operatoren, um die Shape-Context-Deskriptoren zu erstellen.

Das `RSFeaturematchingModule` kapselt sämtliche Methoden des Merkmalsvergleichs, die in den Abschnitten 4.2 sowie 6.2.3 beschrieben worden sind. Die implementierten Verfahren lassen sich in drei Kategorien untergliedern (vgl. Abschnitt 4.2) und umfassen:

- Einfache Ähnlichkeitsvergleiche (Merkmal  $\rightarrow$  Merkmal):
  - unnormierte Korrelation,
  - (normierter) Korrelationskoeffizient und
  - Shape-Context-Matching.
- Erschöpfende Ähnlichkeitsvergleiche (Merkmal  $\rightarrow$  Bildausschnitt):
  - schnelle Kreuzkorrelation und
  - schnelle normierte Kreuzkorrelation.
- Ähnlichkeitsvergleiche ohne Merkmalsdetektion (Bild  $\rightarrow$  Bild):
  - Blockmatching mittels schneller Kreuzkorrelation und
  - Blockmatching mittels schneller normierter Kreuzkorrelation.

Zur Realisierung der verschiedenen Klassen von Algorithmen wurden drei Template-basierte generische Funktionen implementiert, die den Vergleich von Merkmal zu Merkmal, den Vergleich von Merkmal zu Bildausschnitt sowie den Vergleich von Bild zu Bild modellieren. Diese nehmen jeweils einen speziell gekapselten Vergleichsoperator auf, der innerhalb der generischen Funktion für alle Merkmale aufgerufen wird, um die Ähnlichkeitsmaße zu bestimmen. Die nicht explizit vorhandenen Merkmale für die Blockmatching-Verfahren werden vor Beginn der Ausführung als äquidistant verteilte Merkmale des ersten Bildes definiert, sodass anschließend Methoden des erschöpfenden Ähnlichkeitsvergleichs von Merkmal zu Bildausschnitt verwendet werden können.

Alle Funktionstemplates unterstützen die automatische Erkennung sowie die Korrektur der globalen Bewegungskomponente (vgl. Abschnitt 5.2). Da diese auch von den differentiellen Verfahren verwendet wird, ist sie in dem separaten Modul `RSGlobalMotionCorrectionModule` gekapselt. Zur Fourier-Transformation, die im Rahmen der globalen Bewegungserkennung benötigt wird, wird im vorliegenden Rahmenwerk die FFTW-Bibliothek

verwendet (siehe Frigo u. Johnson (2005)). Diese bietet eine hochoptimierte Implementierung der schnellen diskreten Fourier-Transformation. Insgesamt kann durch diese weitere Modularisierung die globale Bewegungserkennung zentral für alle Vergleichsoperatoren verwendet werden. Ebenso wie die bisher vorgestellten Verfahren der Bildverarbeitung wurden die Verfahren des merkmalsbasierten Vergleichs auf der untersten Modellierungsebene in Anlehnung an die VIGRA-Schnittstellen entworfen.

In dem `RSPostprocessingModule` sind neben den Verfahren zur Merkmalszuordnung noch weiterführende Nachbearbeitungsverfahren enthalten, mit deren Hilfe sich ein Vektorfeld beispielsweise clustern lässt. Das Clustering eines Vektorfeldes kann dem Benutzer wertvolle Hinweise zu homogenen Teilfeldern der Bewegung liefern. Daher wurden in dem Modul beide entwickelten Verfahren implementiert: ein distanzbasiertes Clustering-Verfahren sowie ein  $k$ -means-Verfahren (vgl. Algorithmen 7.2 und 7.3).

Um auch globale Randbedingungen in der Zuordnung berücksichtigen zu können, wurden im Rahmen dieser Arbeit zwei unterschiedliche Ansätze entwickelt (vgl. Abschnitt 6.2.4). Somit enthält das `RSPostprocessingModule` folgende Zuordnungsverfahren:

- die iterative Glättung des Strömungsfeldes und
- die iterative Relaxation durch Varianzminimierung des Strömungsfeldes.

Für den Glättungsansatz können generell alle Ausprägungen von Vektorfeldern verwendet werden. Es können zudem Strömungsfelder eine globale Glättung erfahren, die keine alternativen Vektoren pro Merkmal besitzen. Diese Verfahren verändern den Bildraum der Vektorfelder ohnehin so, dass Strömungsrichtungen entstehen, die vor einer Glättung noch nicht existierten. Falls die Vektorfelder allerdings alternative Richtungen beinhalten, können diese ebenfalls zur Glättung verwendet werden.

Im Gegensatz dazu müssen für das Relaxationsverfahren durch Varianzminimierung der Richtungsunterschiede verschiedene mögliche Zuordnungen als Alternativen zur Verfügung stehen. Durch eine optimierende Variation der Alternativen gelingt es diesem Verfahren diejenigen Flussrichtungen auszuwählen, die lokal die geringsten Richtungsabweichungen besitzen (vgl. Abschnitt 6.2.4).

#### 8.6.4 Differentielle Strömungsmessung

Die Verfahren zur differentiellen Strömungsmessung sind im `RSOpticalFlowModule` gekapselt. Dieses Modul beinhaltet einerseits Implementierungen der in Abschnitt 4.3 besprochenen Verfahren, stellt andererseits aber auch die für diese Arbeit wichtigen Optimierungen bereit, wie sie in Abschnitt 6.3 erläutert worden sind. Falls nicht anders angegeben, verwenden alle Verfahren Gauß'schen Faltungskerne und sind in der Lage Bildmasken korrekt zu behandeln. Zusammengefasst stehen dem Benutzer somit folgende Algorithmen zur Verfügung:

- lokale Verfahren
  - Verfahren von Lucas und Kanade (siehe Definition 4.10)
  - Strukturtensor-Verfahren (siehe Definition 6.11)

- Verfahren des konstanten Kontrasts (siehe Definition 4.11)
- Verfahren von Farnebäck (siehe Definition 4.13)
- globale Verfahren
  - Verfahren von Horn und Schunck mit ursprünglicher Gradientenberechnung (siehe Definition 4.14)
  - Verfahren von Horn und Schunck
  - Verfahren von Nagel und Enkelmann (siehe Definition 4.16)
- hybride Verfahren
  - Verfahren von Bruhn et al. (siehe Definition 4.17)
  - nicht-quadratisches Verfahren von Bruhn et al. (siehe Definition 4.18)

Algorithmenübergreifend wurden vier generische Funktionstemplates geschaffen, die alle Fälle der Abarbeitungsstrategien abdecken (vgl. Abschnitt 5.3):

- Durch die Funktion `calculateOFCE` wird das Basisverfahren als anzugebende Funktion auf eine Folge von zwei Bildern gleicher Skala angewendet.
- Die Funktion `calculateOFCEHierarchically` geht über die oben beschriebene Vorgehensweise dahingehend hinaus, dass der Optische Fluss über verschiedene Skalen des Bildes ermittelt wird (vgl. Abschnitt 5.3.2).
- Durch die Funktion `calculateOFCEWithMask` können zusätzlich zur erstgenannten Vorgehensweise Masken definiert werden, die durch die Verfahren automatisch korrekt berücksichtigt werden (vgl. Abschnitt 6.3.1).
- Die Funktion `calculateOFCEHierarchicallyWithMask` besitzt die selben Fähigkeit zum korrekten Umgang mit Bildmasken, allerdings für den hierarchischen Fall.

Bei den Funktionen `calculateOFCE` sowie `calculateOFCEWithMask` gibt es zusätzlich die Möglichkeit, die globale Bewegungskomponente vor der Bestimmung des Optischen Flusses zu ermitteln und zu korrigieren, sodass das Flussverfahren lediglich die lokale Bewegungskomponente bestimmen muss (vgl. Abschnitt 5.2.1). Analog zu dem merkmalsbasierten Verfahren wird auch hier die Funktionalität des `RSGlobalMotionCorrectionModule` verwendet. Die ermittelte globale Verschiebung wird anschließend separat in den resultierenden Vektorfeldern gespeichert. Somit kann sie getrennt von dem gesamten Flussfeld visualisiert und analysiert werden.

Die Funktionen `calculateOFCEHierarchically` und `calculateOFCEHierarchicallyWithMask` erstellen hingegen Bildpyramiden und wenden auf jeder Ebene der Pyramiden die korrespondierende der oben genannten Funktionen an. Die ermittelten Bewegungen werden bei einem Übergang von einer Pyramidenebene zur nächsten entsprechend skaliert und propagiert. Durch die Anwendung der jeweils passenden Funktion auf jeder Pyramidenebene kann die globale Bewegungskomponente für jede Ebene einzeln erkannt und korrigiert werden.

Falls die Verfahren die Berechnung eines gewichteten dichten Vektorfeldes unterstützen, so existieren weitere Funktionen, die mit dem Präfix `calculateWeightedOFCE` beginnen und jeweils gewichtete Vektorfelder erzeugen.

Durch diese Repräsentation müssen durch die einzelnen differentiellen Algorithmen nur deren generelle Optimierungsstrategien gekapselt beziehungsweise implementiert werden. Die Verfahren zur Optimierung der Bewegungsdetektion bei großen Distanzen liegen davon entkoppelt in den beiden oben beschriebenen Funktionen vor. Daher bedarf eine Änderung zum Beispiel der Pyramidentraversierung nur noch einer einzigen Änderung, und zwar in der Funktion `calculateOFCEHierarchically`. Die einzelnen Algorithmen müssten hierfür nicht angepasst werden. Dies erhöht die Wart- und Testbarkeit des gesamten Moduls enorm und unterstützt gleichzeitig die Erweiterbarkeit.

### 8.6.5 Algorithmen der multispektralen Strömungsbestimmung

Im `RSMultispectralModule` wurden die multispektralen differentiellen Verfahren zur Bewegungsschätzung implementiert, die in dieser Arbeit beschriebenen beziehungsweise entwickelt worden sind. Die multispektrale Vorklassifikation, die im vorigen Abschnitt besprochen worden ist, findet hingegen nicht im Rahmen dieses Moduls statt. Sie wird durch die Verwendung von Masken sowie Operationen zur Zusammenfassung von Masken mehrerer Bänder umgesetzt (vgl. Abschnitt 8.6.2).

Die Verfahren zur multispektralen Bewegungsschätzung wurden in den Abschnitten 4.3 und 6.3.3 vorgestellt beziehungsweise entwickelt. Diese Verfahren nutzen die spektralen Informationen des Bildes aus, um den Optischen Fluss zwischen zwei Bildern einer Bildfolge zu ermitteln. Implementiert wurden:

- das naive multispektrale differentielle Verfahren (siehe Abschnitt 4.3) und
- das multispektrale Verfahren nach Horn und Schunck (siehe Abschnitt 6.3.3).

Analog zu dem differentiellen Rahmenwerk aus Abschnitt 8.6.4, welches neben der Bestimmung der globalen Bewegungskomponente und der Etablierung eines Pyramidenschemas auch einen Umgang mit Bildmasken erlaubt, wurde für den Fall der multispektralen Ansätze ein Rahmenwerk gleichen Funktionsumfangs implementiert. Diese mehrfache Implementierung ist notwendig, da die Signaturen der Verfahren des vorigen Abschnittes nicht für die Verfahren der multispektralen Strömungsbestimmung geeignet sind.

### 8.6.6 Evaluierung von ermittelten Strömungsfeldern

Im Rahmen der Evaluierung und Interpretation von Flussfeldern müssen die berechneten Flussfelder mit in-situ oder modellierten Daten verglichen werden können (vgl. Abschnitt 4.4.1). Zu diesem Zweck wurden mittels des `RSAnalysisModule` zwei Vergleichsverfahren implementiert, die je nach Art der zugrunde liegenden Vektorfelder unterschiedlich effizient in Bezug auf die Ausführungsgeschwindigkeit sind.

Beiden Verfahren ist gemeinsam, dass sie ein berechnetes hochauflösendes Vektorfeld mit einem möglicherweise geringer aufgelösten Referenzvektorfeld vergleichen. Der Vergleich der Vektoren untereinander findet bei beiden Ansätzen im projizierten Weltkoordinatensystem der Vektoren statt.

Das erste Verfahren ist ein generisches Verfahren, welches es erlaubt beliebige dünn oder dicht besetzte Vektorfelder miteinander zu vergleichen. Da die Vektoren in der Repräsentation dünn besetzter Vektorfelder im Allgemeinen nicht geordnet sind, müssen für jeden Vektor des berechneten Vektorfeldes zunächst die  $n$  nächsten Nachbarvektoren, die näher als eine Schwelle  $d$  benachbart liegen, im Referenzvektorfeld ermittelt werden. Die Parameter  $n$  und  $d$  können hierbei vom Nutzer frei gewählt werden. Anschließend wird anhand der ermittelten Vektoren im Referenzvektorfeld mittels Interpolation ein Vektor ermittelt, mit dem der berechnete Vektor verglichen werden kann. Dies wird für alle zu berechneten Vektoren durchgeführt.

Sollen hingegen berechnete Vektorfelder mit dicht besetzten Referenzvektorfeldern verglichen werden, so ist eine Optimierung möglich, die die Geschwindigkeit des Vergleichs deutlich erhöht. Diese ebenfalls im `RSAnalysisModule` implementierte Vorgehensweise macht sich die Ordnung des Referenzvektorfelds zunutze um den Vergleich mit dem ermittelten Vektorfeldern zu beschleunigen. Vektoren des Referenzvektorfelds, die mit den berechneten Vektoren verglichen werden können, entsprechen bei dicht besetzten Vektorfeldern den jeweiligen  $u$ - und  $v$ -Komponenten an der Subpixelkoordinate des Referenzvektorfelds. Die Subpixelkoordinate wird durch eine Invertierung der Transformation zu globalen Koordinaten des Referenzvektorfelds bestimmt. Die Interpolation des Wertes an dieser Koordinate wird durch eine Spline-Interpolation erreicht. Der Grad der Spline-Basisfunktion kann hierbei vom Benutzer gewählt werden.

Für beide Verfahren wurden Funktionstemplates angelegt, die als Template jeweils ein Fehlermaß erwarten. Für die Statistiken, die in dieser Arbeit verwendet werden, wurden zwei Fehlermaße implementiert: der mittlere Winkelfehler (AAE) sowie der mittlere Geschwindigkeitsfehler (AVE). Das Analysemodul bestimmt eine Fehlermessung in Form einer gewichteten Merkmalsmenge, bei der die Anzahl der Merkmale gleich der Anzahl der berechneten Vektoren ist. Das Gewicht eines jeden Merkmals ist durch das Fehlermaß zwischen berechnetem Vektorfeld und Referenzvektorfeld gegeben. Anhand dieser Merkmalsmengen können nicht nur die mittleren Fehler, sondern die kompletten Fehlerstatistiken bestimmt werden.

Werden Vektorfelder auf die oben beschriebene Weise verglichen, so entspricht das Ergebnis eines solchen Vergleichs der Annahme 4.1, die aussagt, dass die Modellergebnisse alle Eigenschaften der Strömung repräsentieren. Da diese Annahme im Allgemeinen nicht gilt, müssen berechnete Vektorfelder allerdings mit der Annahme 4.2 verglichen werden (vgl. Abschnitt 4.4.1). Dies kann prinzipiell mit den oben genannten Verfahren erfolgen, erfordert jedoch im Vorfeld eine Glättung der ermittelten Oberflächenströmung, sodass sich sowohl Messung als auch Modellergebnis auf der gleichen Auflösungsstufe befinden.

### 8.6.7 Anbindung von RACER zur wissensbasierten Interpretation

Die automatische wissensbasierte Interpretation durch die beschreibungslogische Modellierung und die Anbindung des RACER-Systems ist durch das `RSRacerClientModule` gegeben. Da RACER lokal oder im Netzwerk als Server läuft, wurde eine C++-Schnittstelle mithilfe der Netzwerkunterstützung des Qt-Rahmenwerks implementiert. Die so implementierte Verbindung erlaubt einen bidirektionalen Datenaustausch über die Anfrage-schnittstelle des RACER-Servers.

Im Rahmen dieser Implementierung wurde folgende Vorgehensweise umgesetzt:

1. Einlesen eines ermittelten Vektorfeldes sowie weiterer Szenendaten,
2. Einlesen einer vorgegebenen TBox,
3. Festlegen der gewünschten raumzeitlichen Grenzwerte,
4. Herstellung einer Verbindung zum RACER-Server,
5. Übermittlung der TBox an den RACER,
6. automatische Erzeugung der ABox und simultane Übermittlung an RACER und
7. Abfrage der möglichen Interpretationsprobleme, die aufgedeckt worden sind.

Die automatische Erzeugung der ABox findet analog zu Algorithmus 7.4 statt und ist zurzeit fest in das Modul integriert. Daher ist es wichtig, dass der Benutzer eine passende TBox wählt. Eine TBox ist dann passend, wenn die Wissen über die Konzepte der Wissensbasis enthält, die in Abschnitt 7.2 beschrieben worden sind. So muss beispielsweise bei der Verwendung von Clusteringresultaten eine TBox geladen werden, die die Ermittlung der Glattheitsforderungen nicht durch Konzeptpropagierung erzielt. Falls eine unpassende TBox geladen wird, würden die erzeugten Individuen nicht zu passenden Konzepten der TBox korrespondieren. Gleiches gilt für die Anfragen, die vom Modul an das beschreibungslogische System gestellt werden.

Da für das RACER-System zum Zeitpunkt dieser Arbeit noch keine C++-Anbindung bestand, bildet das `RSRacerClientModule` gleich zwei innovative Aspekte auf einmal ab. Einerseits macht es die Funktionalität von RACER einer sehr beliebten und effizienten Programmiersprache zugänglich, indem es die komplette Netzwerkkommunikation mit dem RACER-Server modelliert und implementiert. Andererseits ermöglicht die hier beschriebene Vorgehensweise erstmals die wissensbasierte Modellierung und Interpretation von Vektorfeldern, unabhängig vom Anwendungsgebiet dieser Arbeit.



## Fallstudien und Ergebnisse

Nachdem die Verfahren zur Strömungsbestimmung in den vergangenen Kapiteln entwickelt und im letzten Kapitel durch das GRAIPE-Rahmenwerk realisiert worden sind erfolgt in diesem Kapitel die praktische Anwendung der Verfahren auf verschiedene Bilddaten.

Zur besseren Übersicht werden Bilddaten für die Untersuchung je nach Aufnahmeort in drei Fallstudien unterteilt. In jeder Fallstudie herrschen unterschiedliche Rahmenbedingungen zur Berechnung der Meeresoberflächenströmung. Außerdem werden je nach Fallstudie die Signaturen biogener oder anthropogener Oberflächenfilme auf multisensorischen oder multimodalen Bilddaten verfolgt, um die Strömung zu bestimmen.

Um eine Einheitlichkeit in der Darstellung der unterschiedlichen Fallstudien zu erreichen, wird jede Fallstudie nach folgender Vorgehensweise beschrieben:

1. Vorstellung des Untersuchungsgebietes sowie der verwendeten Bilddaten,
2. Erläuterung der verwendeten Vorverarbeitung,
3. begründete Auswahl der verwendeten Verfahren zur Strömungsbestimmung,
4. Berechnung der Meeresoberflächenströmung und
5. Evaluierung sowie Interpretation der Ergebnisse.

Abschließend erfolgt ein fallstudienübergreifendes Fazit. In diesem werden die Untersuchungen in Bezug auf die Anwendbarkeit der Verfahren sowie die erzielten Ergebnisse noch einmal zentral zusammengefasst.

## 9.1 Nördliche Ostsee (biogene Filme, multisensorisch)

Die erste Fallstudie behandelt die multisensorische Strömungsbestimmung im nördlichen Bereich der Ostsee, nördlich der schwedischen Insel Gotland (vgl. Abbildung 9.2). In diesem Bereich der Ostsee treten jedes Jahr im Frühjahr und Sommer unterschiedlich stark ausgeprägte Algenblüten auf. Die Oberflächenfilme, die bei dieser Algenblüte entstehen, verändern sowohl die Emissivität von EM-Wellen als auch die Oberflächenrauigkeit und sind somit auf verschiedenen Sensoren sichtbar (vgl. Abschnitt 2.4).

Für diese Fallstudie stehen zeitlich dicht aufeinander folgende multimodale Bilddaten zur Verfügung. Zudem zeigen die multispektralen Teilaufnahmen einen verhältnismäßig wolkenfreiem Himmel, was für diese Region recht selten ist. Zur Zeit der Aufnahmen herrschte in dem Gebiet eine großflächige Algenblüte, die zu sichtbaren Signaturen auf den Bilddaten unterschiedlicher Modalität führte.

Während der Aufnahmen herrschte zudem ein nordöstlicher Wind mit Windgeschwindigkeiten von etwa  $3 \text{ m/s}$ . Die mittlere Wassertemperatur an der Oberfläche betrug  $18^\circ \text{C}$ , maximal wurden nördlich von Gotland  $21.8^\circ \text{C}$  gemessen. Zudem gab es aus nördlichen Richtungen einen Einfluss von kälterem Wasser (etwa  $16^\circ \text{C}$ ). Dieses kältere Wasser strömte aus dem Bottnischen Meer zwischen Schweden und Finnland in das Gebiet der ersten Fallstudie ein (siehe Gade et al. (2012)).

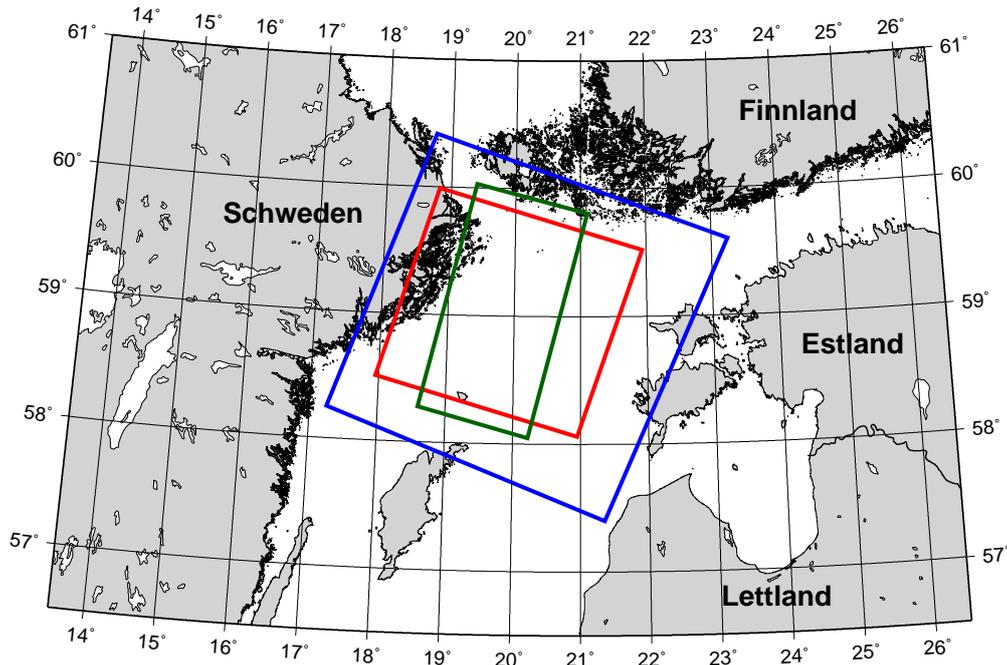
### 9.1.1 Verfügbare Bilddaten

Am 15. Juli 1997 überflogen mehrere Erdbeobachtungssatelliten das Untersuchungsgebiet. Im Rahmen dieser Fallstudie werden die Bilddaten von drei verschiedenen Sensoren ausgewertet. Hierzu zählen der Thematic Mapper (TM) an Bord des Satelliten Landsat-5 (siehe Anhang A.1), das Synthetic Aperture Radar (SAR) an Bord des ERS-2 (siehe Anhang A.4) und den Wide-Field Scanner (WiFS) an Bord des Satelliten IRS-1C (siehe Anhang A.2). In Tabelle 9.1 ist eine Übersicht über die wichtigsten Informationen zur Aufnahme der verschiedenen Sensoren gegeben. Darüber hinaus ist in Abbildung 9.2 die Geolokalisierung der aufgenommenen Szenen darstellt.

Die Bilddaten stammen von unterschiedlichen Sensoren und besitzen jeweils unterschiedliche Auflösungen, weshalb sie im Rahmen dieser Arbeit in zwei verschiedene Teilfälle zerlegt werden. Der erste Fall wird durch die TM- und SAR-Bilddaten beschrieben. Bei diesem Fall ist es möglich, die Strömung mit einer hohen räumlichen Auflösung zu be-

Plattform	Sensor	Auflösung ( $m$ )	Uhrzeit (UTC)
Landsat 5	TM	30.0	8:57
ERS-2	SAR	12.5	9:47
IRS-1C	WiFS	188.0	10:26

**Tabelle 9.1:** Verschiedene Plattformen und Sensoren der ersten Fallstudie. Das Datum aller Aufnahmen ist der 15. Juli 1997.

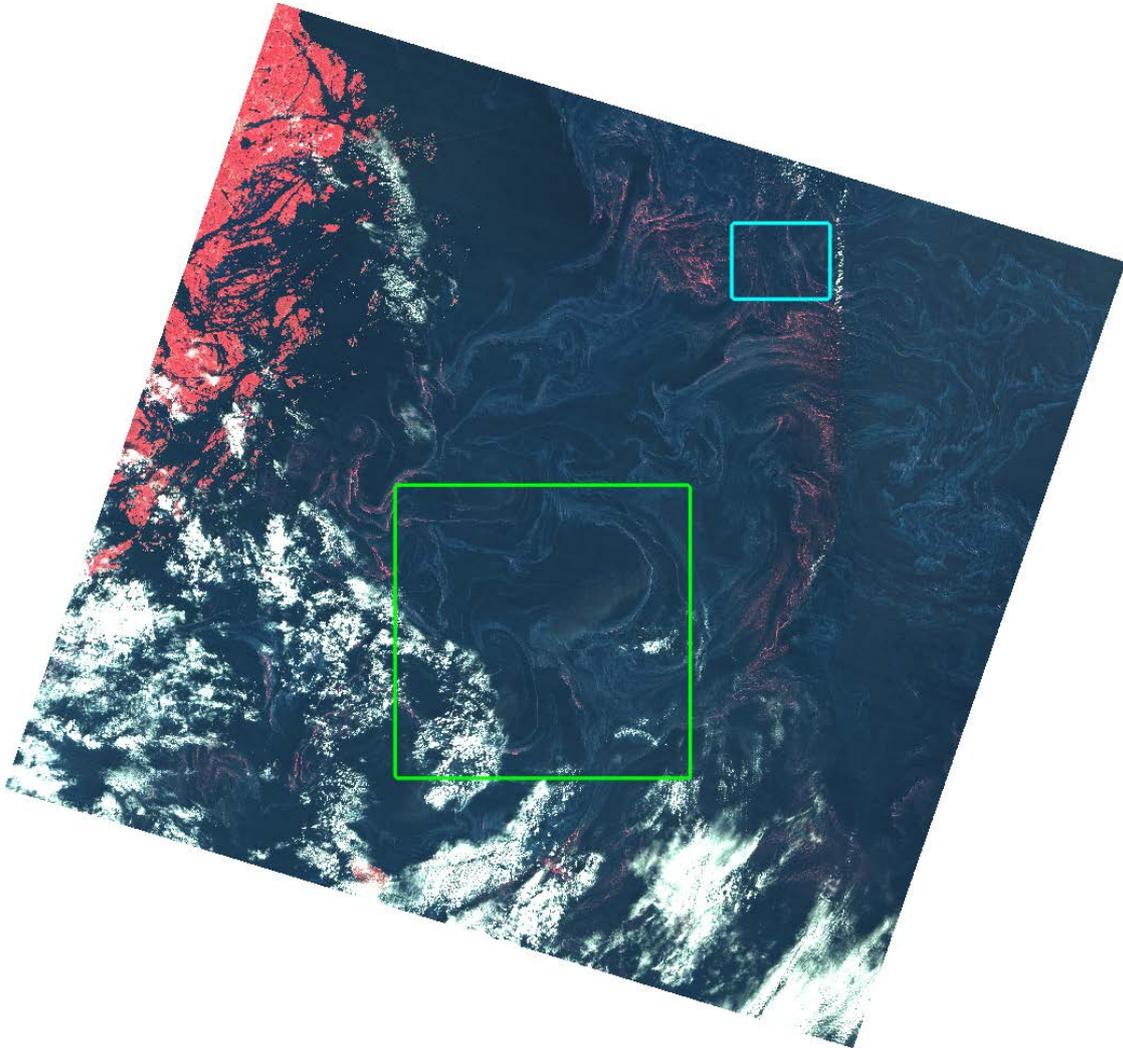


**Abbildung 9.1:** Das Untersuchungsgebiet der ersten Fallstudie: die nördliche Ostsee. Farblich hervorgehoben sind die Aufnahmegebiete der verfügbaren Satellitenbilddaten: Landsat TM (rot), ERS-2 SAR (grün) und IRS-1C WiFS (blau).

stimmen, da die niedrigere der beiden Ortsauflösungen 30 *m* pro Kante eines Bildpunkts beträgt. Daher werden die SAR-Bilddaten zunächst auf die niedrigere Auflösung umgerechnet. Obwohl sich durch die Unterabtastung eine Glättung der SAR-Bilddaten ergibt, musste zusätzlich eine Gamma-MAP-Filterung durchgeführt werden, um das Speckle im SAR-Bild weiter zu minimieren.

Für den zweiten Teilfall, welcher aus den TM- und WiFS-Bilddaten besteht, ist die minimale Auflösung mit 188 *m* pro Kante eines Bildpunkts deutlich geringer. Diese Wahl des zweiten Falls bietet den Vorteil, dass sie als multispektrale Validierung der multisensorischen Bestimmung dienen kann, da sich sowohl Orts- als auch Zeitraum beider Strömungsberechnungen überlappen. Für diesen Teilfall werden die TM-Daten auf die niedrigere Auflösung des WiFS-Bildes herunter gerechnet. Dabei werden diese bereits so stark geglättet, dass außer einer Maskierung der Wolken keine weiteren Vorverarbeitungsschritte auf der Bildebene vorgenommen werden mussten.

Zur Registrierung der einzelnen Teilbilder wurden manuelle Passpunkte bestimmt, die sich an Land und auf Inseln befinden. Somit können Registrierungsfehler anhand falsch gewählter dynamischer Merkmale ausgeschlossen werden. Als Registrierungs-methode wurde für beide Teilfälle die perspektivische Registrierung gewählt (siehe Abschnitt 4.1.1). Das Fehlermaß der Kontrollpunkte in Bezug auf das perspektivische Registrierungsmodell lag in beiden Teilfällen bei weniger als 1.5 Bildpunkten.



**Abbildung 9.2:** Übersicht der Regions of Interest (ROIs) der ersten Fallstudie. Im Hintergrund ist eine Falschfarben-Darstellung der Landsat-TM-Daten abgebildet. Hierbei wird die selbe Farbkodierung wie in Abbildung D.1 verwendet. Die nordöstliche ROI, die für die Strömungsbestimmung anhand von Landsat- und ERS-Daten verwendet wird, ist cyan umrandet hervorgehoben. Die zentrale Region, die für die multispektrale und multisensorische Strömungsbestimmung verwendet wird, ist hellgrün umrandet dargestellt.

### 9.1.2 Auswahl geeigneter Verfahren

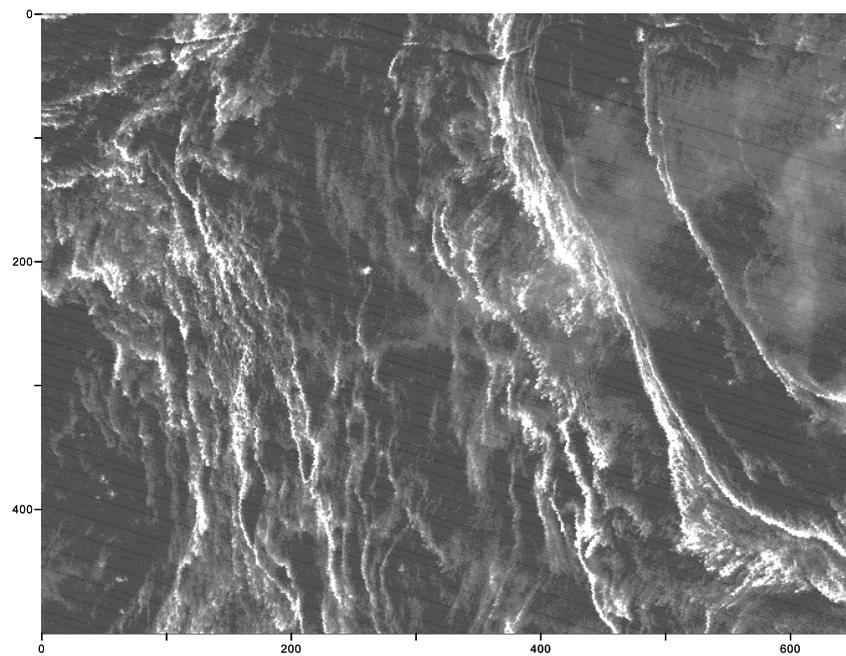
Bevor die Oberflächenströmung anhand der entwickelten Verfahren und Vorgehensweisen ermittelt wird, wird zunächst eine Vorauswahl der Verfahren in Bezug auf ihre Anwendbarkeit getroffen. Je nach geltenden Rahmenbedingungen werden so für beide ROIs die Verfahrensklassen eingeschränkt. Diese Einschränkung führt wiederum zu einer erhöhten Übersichtlichkeit in der Präsentation der Ergebnisse.

#### ROI 1 – Multimodale Strömungsbestimmung anhand von TM- und SAR-Bilddaten

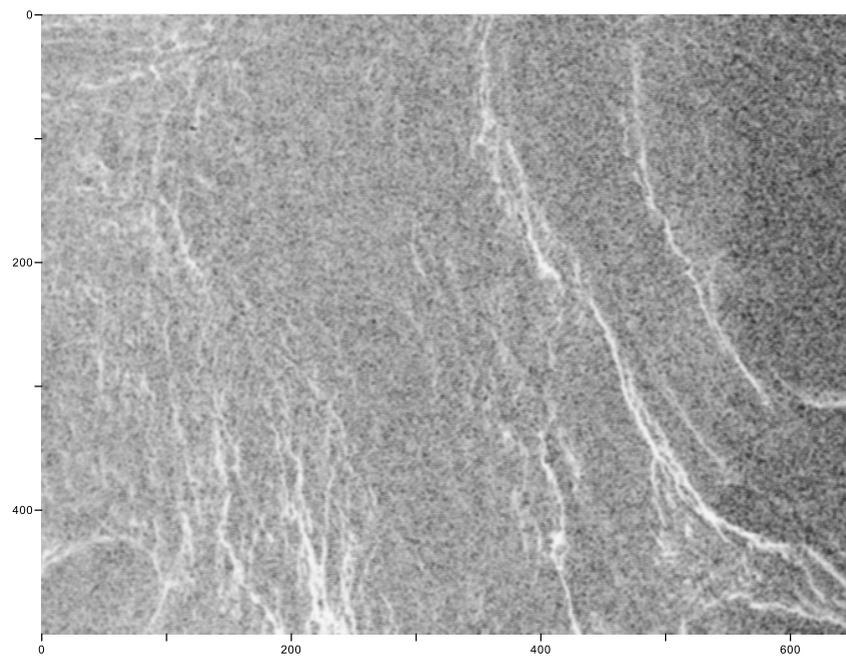
Die erste ROI befindet sich im nordöstlichen Abschnitt der aufgenommenen Szene und enthält außer den Signaturen von biogenen Oberflächenfilmen weder auf der TM- noch auf der SAR-Aufnahme störende Strukturen. Die Größe der ROI beträgt  $19.5 \times 15.0 \text{ km}^2$ . Allerdings ist diese ROI auf der WiFS-Aufnahme so stark durch Artefakte der Bildgebung verfälscht, dass sie für eine multispektrale Strömungsmessung nicht verwendet werden kann. Die Signaturen der Oberflächenfilme sind in dieser ROI sowohl auf der SAR-Aufnahme als auch auf der multispektralen TM-Aufnahme sichtbar. Da bei diesen unterschiedlichen Aufnahmemodalitäten die Annahme der Konstanz der Bildintensitäten aus Definition 4.8 nicht mehr gegeben ist, scheidet für diesen Fall differentielle Verfahren zur Strömungsbestimmung aus. Geeigneter sind hierfür die merkmalsbasierten Verfahren, die die Oberflächenströmung unabhängig von den absoluten Differenzen der Bildintensitäten bestimmen können. Zudem ist durch die unterschiedliche Modalität der Bilddaten (SAR und multispektral) kein konstanter Kontrast innerhalb der ROI anzunehmen, weshalb die Verfahren von Verri (siehe Definition 4.11) und Farnebäck (siehe Definition 4.13) ebenfalls nicht verwendet werden können.

Um zu untersuchen, welche der merkmalsbasierten Verfahren anwendbar sind, können ebenfalls die unterschiedlichen Arten der Bildgebung herangezogen werden. Durch das Fehlen von Intensitäts- oder Kontrastkonstanz kommen für die merkmalsbasierte Vorgehensweise nur diejenigen Verfahren infrage, die eine Zuordnung unter diesen erschwerten Bedingungen ermöglichen. Im Zuge dieser Überlegung entfallen daher die unnormierten Korrelationsverfahren. Weiterhin muss die Stabilität der Merkmale in der ROI untersucht werden. Hierzu ist in Abbildung 9.4 der Prozess der Merkmalsdetektion für beide Aufnahmen der ersten ROI gezeigt. Dabei wurden die selben Parameter wie in Abschnitt 6.2.1 verwendet (vgl. Abbildung 6.2).

Das Vorhandensein von gut verfolgbaren Oberflächenfilmen lässt sich in beiden Abbildungen anhand der länglichen, zumeist vertikal ausgerichteten, helleren Strukturen erkennen. Zugleich lässt sich feststellen, dass bei der multimodalen Berechnung der Oberflächenströmung zwar Merkmale zu erkennen sind, die sich auf beiden Bildern der zeitlichen Serie wieder finden lassen. Allerdings sind diese Merkmale äußerst instabil, wie ein Vergleich der Teilabbildungen 9.4a und 9.4b zeigt. Durch die Instabilität der Merkmale müssen folglich die Verfahren der schnellen erschöpfenden Suche zur Messung der Meeresoberflächenströmung angewendet werden (siehe Abschnitt 6.2.3).

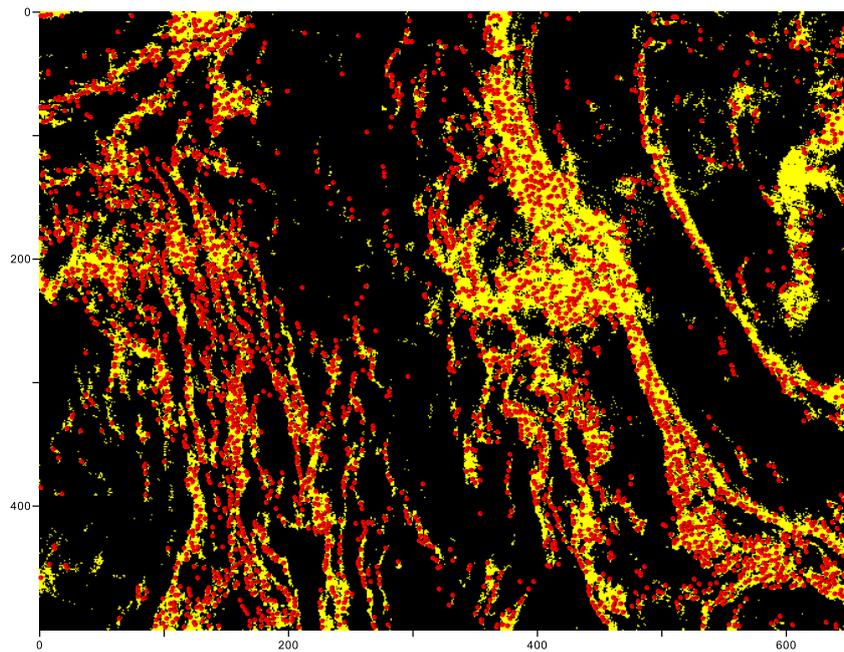


(a) Landsat TM-Aufnahme (Band 4)

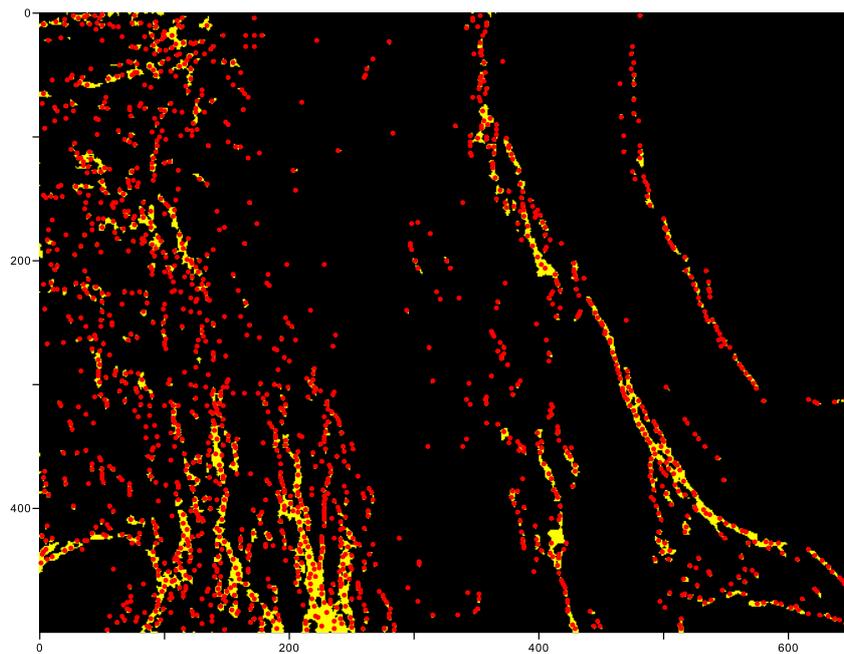


(b) ERS-2 SAR-Aufnahme (invertiert)

**Abbildung 9.3:** Fallstudie 1, ROI 1: Die verwendeten Bildausschnitte sind jeweils kontrastverstärkt dargestellt. Das SAR-Bild wurde invertiert, sodass die Signaturen von Oberflächenfilmen auf beiden Aufnahmen durch hellere Bereiche hoher Bildintensität erkennbar sind. Die Größe der ROI beträgt  $19.5 \times 15.0 \text{ km}^2$

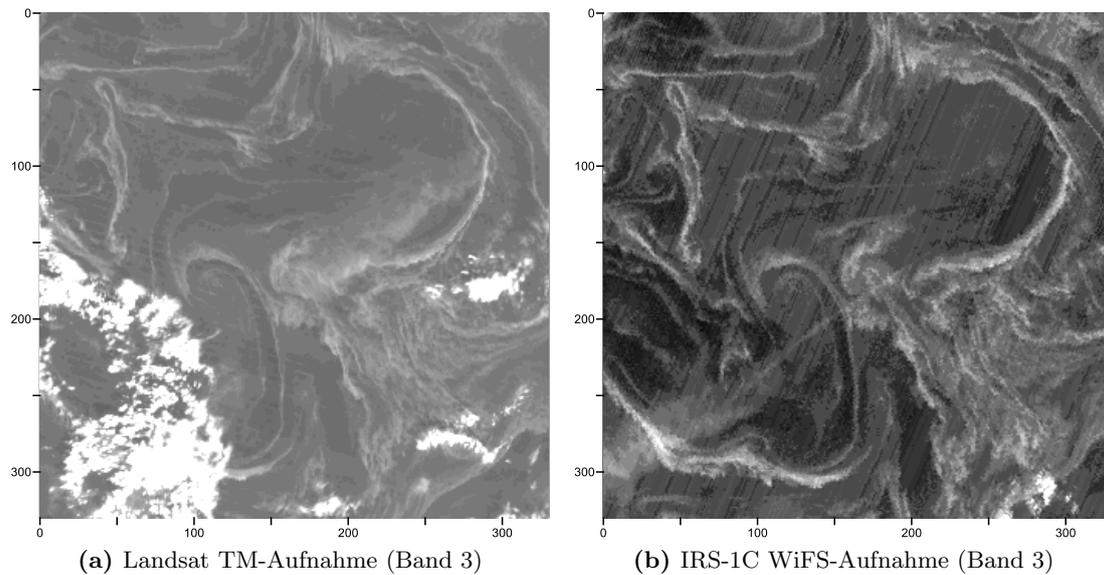


(a) Merkmalsdetektion anhand der TM-Bilddaten aus Abbildung 9.3a



(b) Merkmalsdetektion anhand der SAR-Bilddaten aus Abbildung 9.3b

**Abbildung 9.4:** Fallstudie 1, ROI 1: Merkmalsdetektion zur multispektralen Strömungsbestimmung. Zur Merkmalsdetektion wurde zunächst jeweils eine multispektrale Klassifikation durchgeführt (gelb). Innerhalb der klassifizierten Bereiche wurden Merkmale als Bildpunkte der Monotonieklasse 8 ausgewählt (rot).



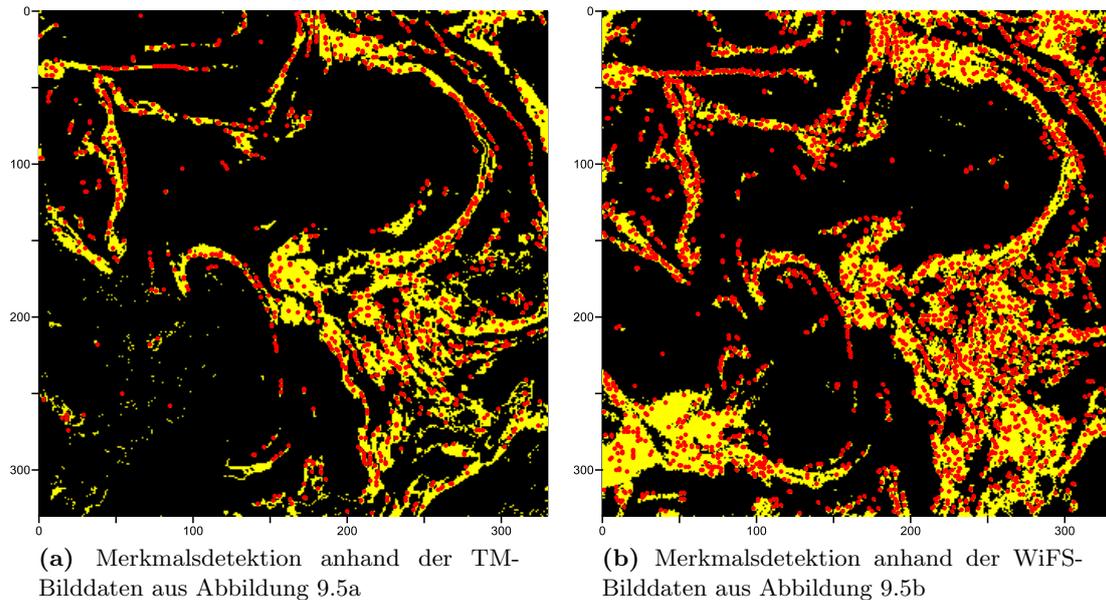
**Abbildung 9.5:** Fallstudie 1, ROI 2: Die verwendeten Bildausschnitte sind jeweils kontrastverstärkt dargestellt. Die Größe der ROI beträgt  $65.8 \times 65.8 \text{ km}^2$ .

### ROI 2 – Strömungsbestimmung anhand von TM-, SAR- und WiFS-Bilddaten

Innerhalb der Bilddaten der zweiten ROI muss zunächst eine Unterscheidung in zwei Fälle stattfinden, da in dieser ROI sowohl die TM-, die SAR- als auch die WiFS-Aufnahme zur Strömungsmessung geeignet ist. Die Größe der ROI beträgt  $65.8 \times 65.8 \text{ km}^2$ . In allen Konstellationen, in denen die SAR-Aufnahme für die Strömungsmessung verwendet wird, gelten die gleichen Einschränkungen wie bei der ersten ROI dieser Fallstudie, und es müssen die merkmalsbasierten Verfahren der erschöpfenden Suche zur Strömungsbestimmung angewendet werden (siehe Abschnitt 6.2.3)

Um zu untersuchen welche Art von merkmalsbasierten Verfahren für die multispektrale Strömungsmessung der zweiten ROI verwendet werden kann, werden die Bilddaten beider Sensoren für die zweite ROI untersucht (siehe Abbildung 9.5). Durch die Anwendung der multispektralen Vorklassifikation mit anschließender Merkmalsdetektion können Merkmale auch für diese ROI mittels des Monotonie-Operators extrahiert werden (siehe Abbildung 9.6).

Im Gegensatz zu den Konstellationen, in denen die SAR-Aufnahme enthalten ist, existieren für den Fall der Strömungsbestimmung anhand der TM- und WiFS-Bilddaten keine Einschränkungen an die zu verwendenden Verfahren. Durch die gleichartigen Sensoren können rein merkmalsbasierte Verfahren sowie differentielle Verfahren zu Strömungsbestimmung verwendet werden. Allerdings ist die Meeresoberfläche auf beiden Aufnahmen durch Wolken teilweise verdeckt, sodass die in Abschnitt 6.3.1 entwickelte Vorgehensweise angewendet werden muss.



**Abbildung 9.6:** Fallstudie 1, ROI 2: Merkmalsdetektion zur multispektralen Strömungsbestimmung. Zur Merkmalsdetektion wurde zunächst eine multispektrale Klassifikation durchgeführt (gelb). Innerhalb der vorklassifizierten Bereiche werden Merkmale als Bildpunkte der Monotonieklassen 7 und 8 ausgewählt (rot).

### 9.1.3 Ergebnisse der Strömungsberechnung

Nach der Bewertung der Anwendbarkeit der in dieser Arbeit entworfenen Verfahren in Hinblick auf die erste Fallstudie werden nun die Ergebnisse präsentiert und diskutiert. Hierbei wird analog zur Untersuchung der anwendbaren Verfahren erneut zwischen den beiden ausgewählten ROIs unterschieden.

#### ROI 1 – Multimodale Strömungsbestimmung anhand von TM- und SAR-Bilddaten

Aufgrund der Auflösung der verwendeten registrierten Bilddaten von  $30 \times 30 \text{ m}^2$  pro Bildpunkt sowie der Dauer zwischen den unterschiedlichen Zeitpunkten von TM- und SAR-Aufnahme ergibt sich die Verschiebung von 1 Bildpunkt als Ermittlung einer Geschwindigkeit der Oberflächenfilme von  $1 \text{ cm/s}$ . Nimmt man eine maximale Strömungsgeschwindigkeit von  $30 \text{ cm/s}$  an, so entspricht dies einem maximalen Suchradius von 30 Bildpunkten für die merkmalsbasierten Verfahren. Neben der maximalen Entfernung muss die Größe der Merkmalsexpanion festgelegt werden (vgl. Abschnitt 4.2). Die Wahl dieser Größe korrespondiert unmittelbar mit dem Blendenproblem. Wird sie zu klein gewählt, ist die Merkmalsexpanion nicht spezifisch genug, um im zweiten Bild korrekt zugeordnet zu werden. Ist sie hingegen zu groß, so beschreibt sie einen zu speziellen Bildbereich, als dass sie korrekt zugeordnet werden könnte.

Im Rahmen der ersten ROI dieser Fallstudie werden daher unterschiedliche Expansionsgrößen untersucht:

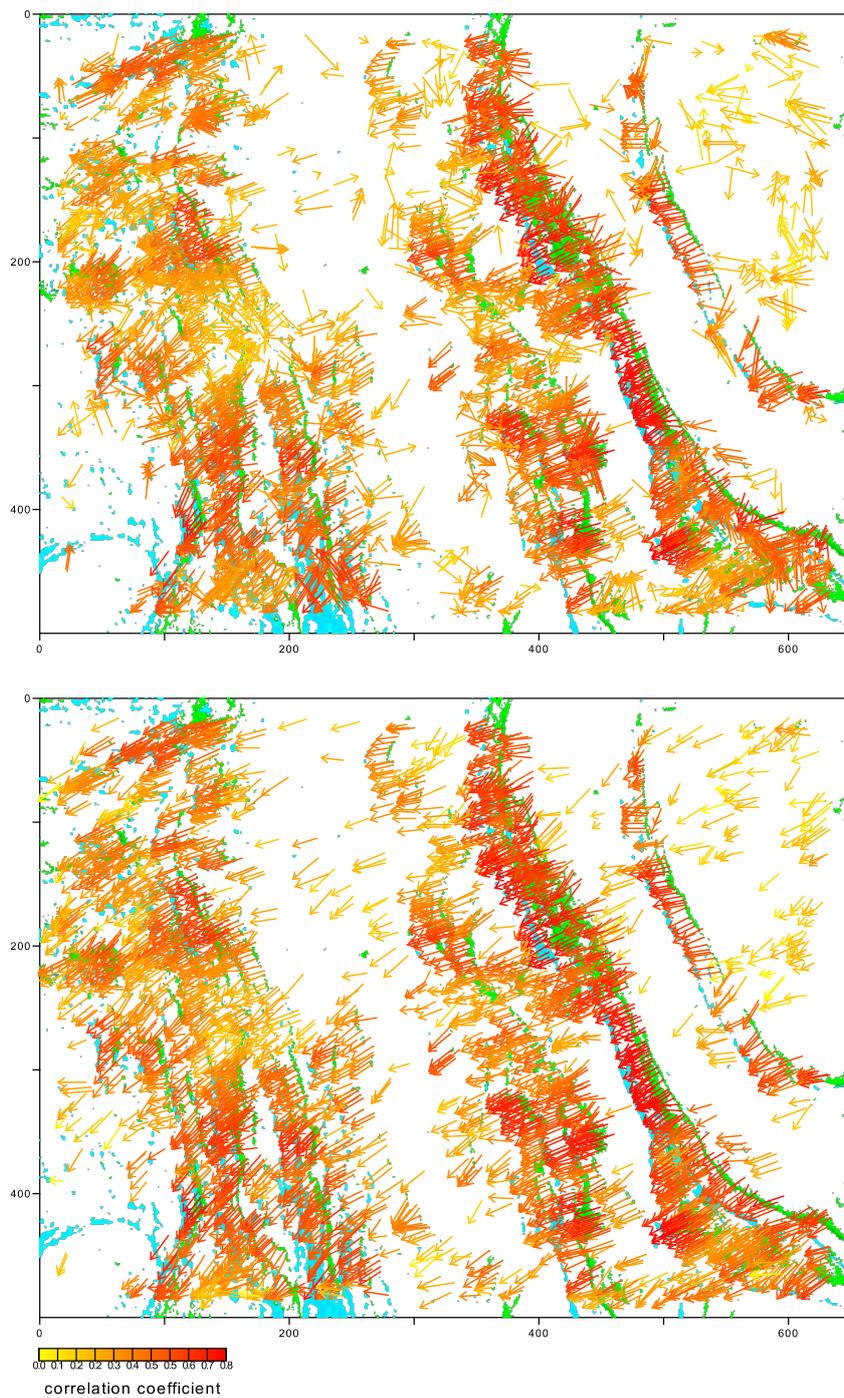
1.  $31 \times 31$  Bildpunkte (entspricht  $930 \times 930 \text{ m}^2$ )
2.  $61 \times 61$  Bildpunkte (entspricht  $1830 \times 1830 \text{ m}^2$ )
3.  $91 \times 91$  Bildpunkte (entspricht  $2730 \times 2730 \text{ m}^2$ )

Zusätzlich wird jedes Experiment einmal mit und einmal ohne die fokussierte Suche durchgeführt. Die globale Strömungskomponente wird für diese ROI als Translation um  $\vec{d} = (-17 \ 8)^\top$  Bildpunkte ermittelt. Anstatt der vorgegebenen maximalen Verschiebung von 30 Bildpunkten, verwenden die Verfahren der fokussierten Suche somit lediglich einen Suchraum mit einer maximalen Distanz von 12 Bildpunkten. Die resultierenden Ergebnisse sind in den Abbildungen 9.7, 9.8 und 9.9 dargestellt.

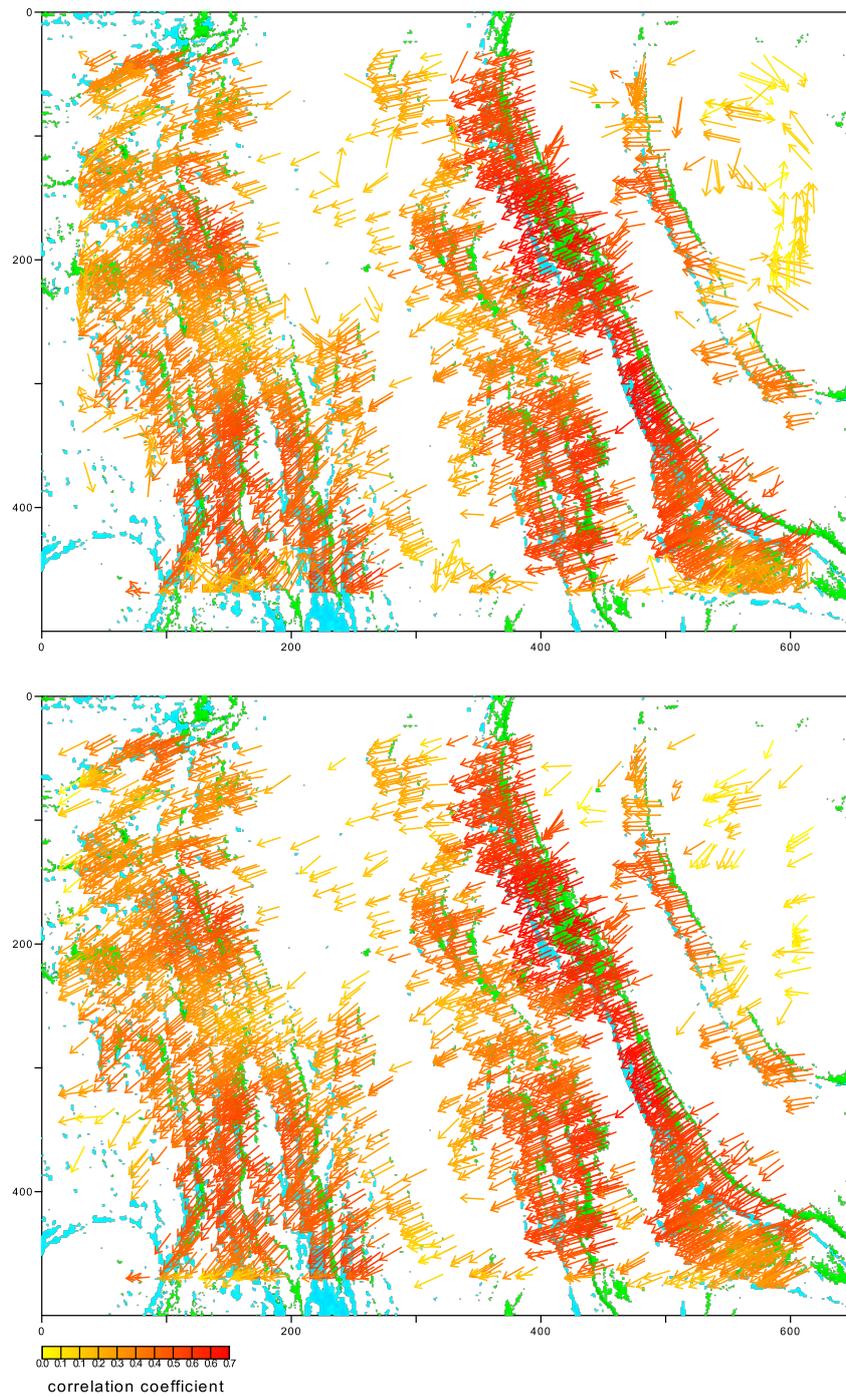
Bei genauer Betrachtung der Abbildungen fällt zunächst auf, dass die ermittelten Strömungsfelder eine homogene Strömung aus nordöstlicher Richtung beschreiben. Die resultierenden Strömungsfelder liefern durch die glatten Zuordnungen bei gleichzeitig hohen Korrelationskoeffizienten plausible Beschreibungen der lokalen Meeresoberflächenströmung. Je größer die Merkmalsexpanion gewählt wird, desto glatter erscheinen die Ergebnisse. Zudem korrespondiert die Glattheit der Vektoren mit den ermittelten Korrelationskoeffizienten. Je höher diese sind, desto glatter verlaufen die ermittelten Zuordnungen. So ist insbesondere auf den Abbildungen 9.7 und 9.8 zu erkennen, dass offensichtliche Ausreißer einen sehr viel geringeren Korrelationskoeffizienten aufweisen, als diejenigen, die eine glatte Strömung beschreiben.

Vergleicht man innerhalb gleicher Merkmalsexpanionen die Ergebnisse ohne Verwendung der fokussierten Suche mit denjenigen Ergebnissen, die mit der fokussierten Suche erzielt worden sind, so lässt sich erkennen, dass die Anwendung der fokussierten Suche bereits bei kleinen Merkmalsexpanionen die Glattheit der Ergebnisse enorm steigert (siehe Abbildungen 9.7 und 9.8). Der Grund hierfür liegt in der Fokussierung der Suche. Diese führt dazu, dass sich der Suchraum des schnellen normierten Korrelationsverfahrens von  $31 \times 31$  auf  $12 \times 12$  Bildpunkte reduziert. Durch den verringerten Suchraum können zahlreiche Verwechslungen der Zuordnung bereits vor der schnellen erschöpfenden Suche ausgeschlossen werden. Da für diese ROI die Ergebnisse der Maximum-Likelihood-Zuordnung bei einer Merkmalsexpanion von  $91 \times 91$  Bildpunkten (vgl. Abbildung 9.9) insgesamt einen sehr glatten Strömungsverlauf bei gleichbleibend hohen Korrelationskoeffizienten zeigen, sind sie denen aus Abbildung 9.7 und 9.8 vorzuziehen.

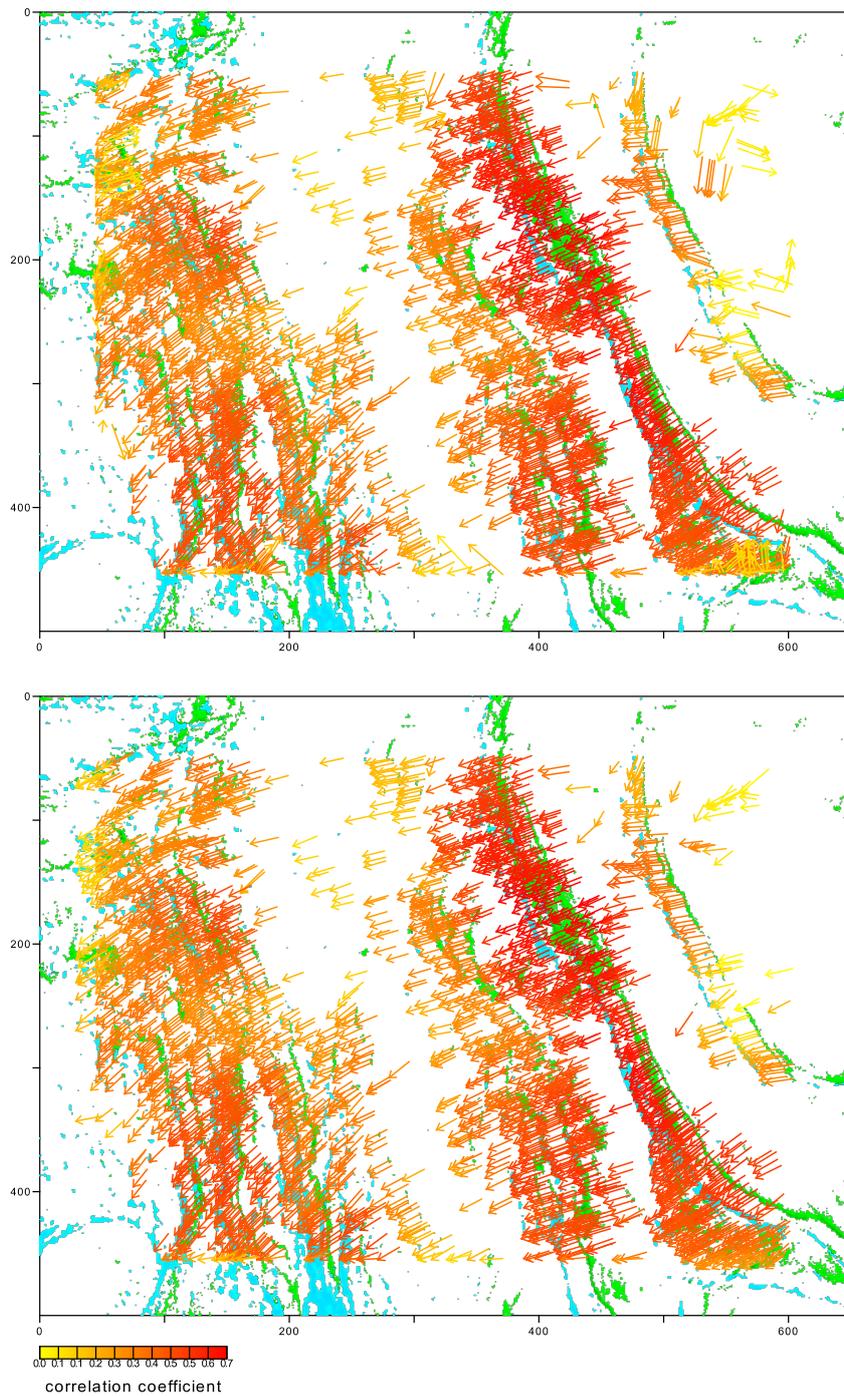
Um die Ergebnisse in Bezug auf ein anderes Zuordnungsverfahren zu untersuchen, wurde das entwickelte Verfahren zur Merkmalszuordnung durch Minimierung der Varianz auf die Ergebnisse angewendet (vgl. Abschnitt 6.2.4). Durch dieses Verfahren können im bereits glatt verlaufenden Strömungsfeld weitere kreuzende Strömungsvektoren eliminiert werden. Bereits in Abschnitt 6.2.4 sind in Abbildung 6.15 zur Veranschaulichung einige Ausschnitte der Ergebnisse aus Abbildung 9.9 vor und nach der Relaxation angegeben. Auf die Anwendung eines Glättungsverfahrens zur Nachbearbeitung wurde aufgrund der bereits sehr glatten Ergebnisse verzichtet.



**Abbildung 9.7:** Fallstudie 1, ROI 1: Ergebnisse der schnellen normierten Kreuzkorrelation mit  $31 \times 31$  Merkmalsexpanion. Oben sind die Ergebnisse ohne fokussierte Suche, unten die Ergebnisse mit fokussierter Suche dargestellt. Durch die Verwendung der fokussierten Suche erhöht sich die Glattheit der dargestellten Maximum-Likelihood-Zuordnungen.



**Abbildung 9.8:** Fallstudie 1, ROI 1: Ergebnisse der schnellen normierten Kreuzkorrelation mit  $61 \times 61$  Merkmalsexpanion. Oben sind die Ergebnisse ohne fokussierte Suche, unten die Ergebnisse mit fokussierter Suche dargestellt. Durch die Verwendung der fokussierten Suche erhöht sich die Glattheit der dargestellten Maximum-Likelihood-Zuordnungen.



**Abbildung 9.9:** Fallstudie 1, ROI 1: Ergebnisse der schnellen normierten Kreuzkorrelation mit  $91 \times 91$  Merkmalsexpanion. Oben sind die Ergebnisse ohne fokussierte Suche, unten die Ergebnisse mit fokussierter Suche dargestellt. Durch die Verwendung der fokussierten Suche erhöht sich die Glattheit der dargestellten Maximum-Likelihood-Zuordnungen.

## ROI 2 – Strömungsbestimmung anhand von TM-, SAR- und WiFS-Bilddaten

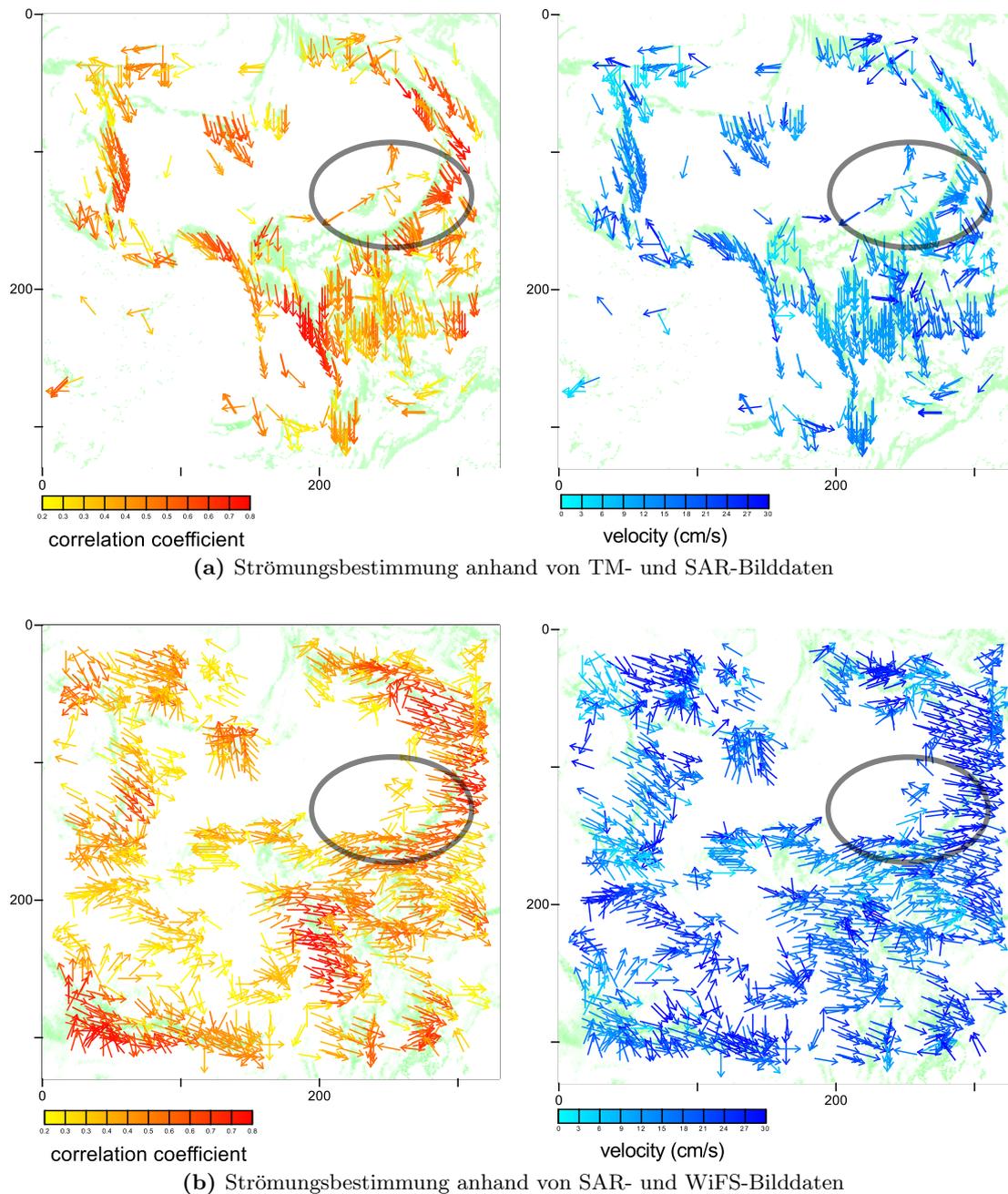
Aufbauend auf den Untersuchungen der ersten ROI dieser Fallstudie wurde das schnelle normierte Korrelationsverfahren, welches für die erste ROI die besten Ergebnisse lieferte, auch für die multimodalen Bildpaarungen der zweiten ROI angewendet, welche die SAR-Aufnahme miteinschließen. Da für diese ROI die niedrigste Bildauflösung (des WiFS-Sensors) allerdings bei  $188 \times 188 \text{ m}^2$  pro Bildpunkt liegt, müssen die Bildraum-abhängigen Parameter des merkmalsbasierten Verfahrens angepasst werden. Somit wurde statt einer Merkmalsexpanion von  $91 \times 91$  Bildpunkten eine Expansion von  $31 \times 31$  Bildpunkten verwendet. Analog wurde der Suchraum, der zur erschöpfenden Suche verwendet wird, von 30 auf 10 Bildpunkte verringert.

Abbildung 9.10 zeigt die Ergebnisse des merkmalsbasierten Ansatz für beide oben genannten Paarungen. Dabei wurden die ermittelten Strömungsfelder separiert nach Korrelationskoeffizienten und ermittelter Geschwindigkeit dargestellt. Diese Unterteilung ist durch die Reskalierung der Szene notwendig, da die meisten Vektoren eine Länge weniger als 10 Bildpunkten besitzen. Ohne eine solche zweigeteilte Darstellung wären weder die Ausrichtung noch die Länge der ermittelten Vektoren gut zu erkennen.

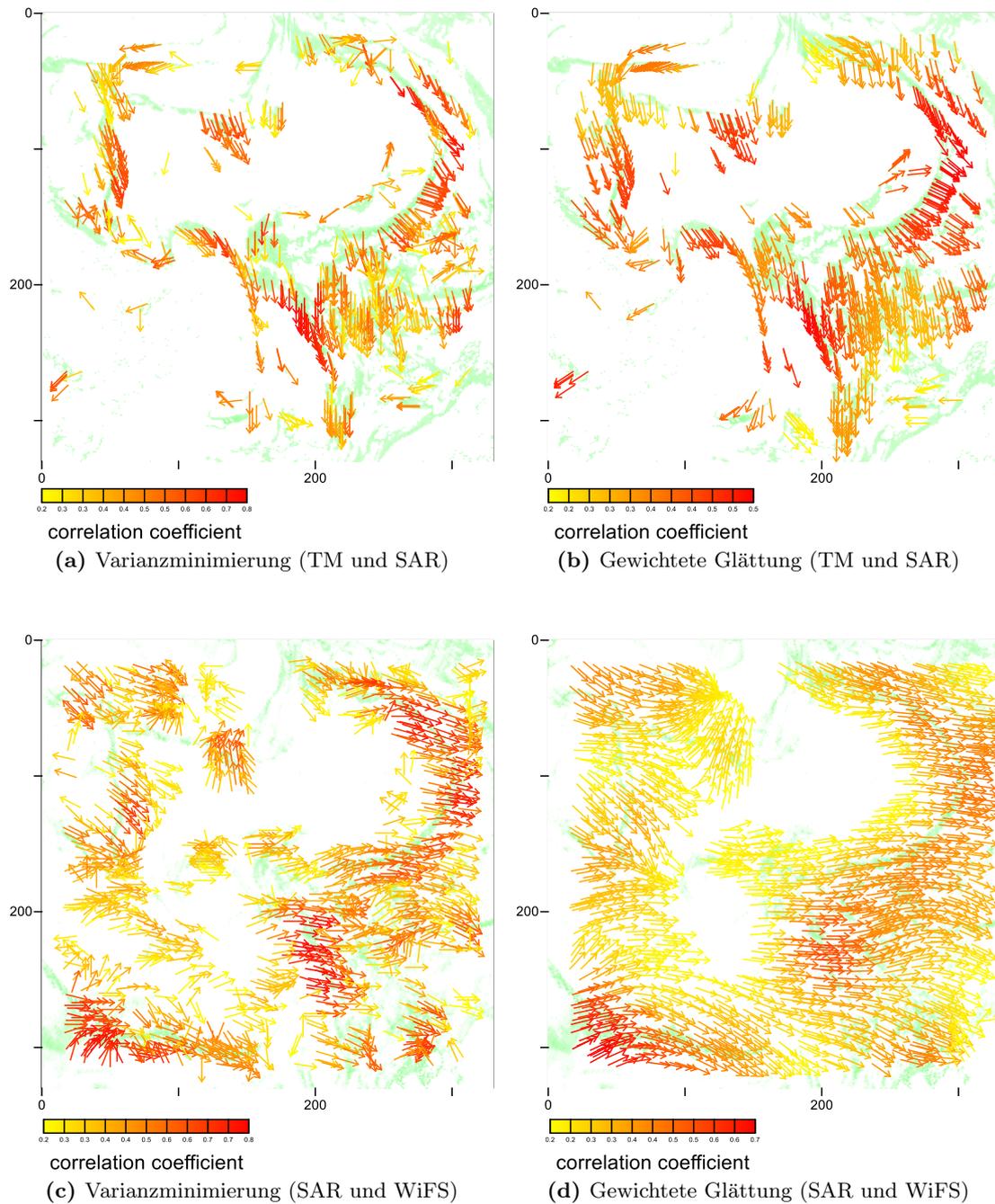
Die Abbildungen zeigen die Ergebnisse der jeweiligen Verfahren ohne Verwendung der fokussierten Suche. Diese konnte aufgrund der hohen Morphodynamik der abgebildeten Signaturen innerhalb dieser ROI nicht angewendet werden. Dies wird auch bei der Betrachtung der Ergebnisse deutlich, die einen turbulenteren Strömungsverlauf beschreiben, als die der ersten ROI dieser Fallstudie. Die geringere Anzahl ermittelter Vektoren für die Strömungsbestimmung zwischen TM- und SAR-Aufnahme ist dem hohen Bedeckungsgrad der TM-Szene geschuldet. Diese Bedeckungen wurden vor der Verarbeitung maskiert, weshalb dort keine Merkmale erkannt worden sind.

Im Rahmen der Strömungsbestimmung werden durch die Maximum-Likelihood-Zuordnung weniger glatte Strömungsfelder ermittelt, als dies bei den Ergebnissen der ersten ROI der Fall ist. So werden bei beiden Teilfällen der zweiten ROI offenbar fehlerhafte Zuordnungen getroffen, die zudem hohe Korrelationskoeffizienten erreichen. Diese Bereiche, in denen räumlich benachbarte Flussvektoren in nahezu alle Richtungen ausgerichtet sind, sind in Abbildung 9.10, schwarz umrandet hervorgehoben. Um diese durch die Maximum-Likelihood-Zuordnung entstandenen Probleme zu verhindern, sind in Abbildung 9.11 sowohl die Ergebnisse der iterativen Varianzminimierung als auch die des entwickelten Glättungsverfahrens dargestellt. Bei diesen werden Strömungsvektoren dann als benachbart angenommen, wenn sie weniger als 30 Bildpunkte voneinander entfernt sind.

Da durch das entwickelte Glättungsverfahren der ursprünglichen Zuordnungsraum der Vektoren verlassen wird, wurden lediglich 5 Iterationen verwendet, um die Glättung nicht übermäßig stark werden zu lassen. Für das angewendete Relaxationsverfahren wurden hingegen 10 Iterationen verwendet. Vergleicht man die jeweiligen Ergebnisse, so stellt man fest, dass beide Zuordnungsverfahren die Glattheit der Zuordnung deutlich erhöhen, wodurch das ermittelte Gesamtergebnis plausibler erscheint.



**Abbildung 9.10:** Fallstudie 1, ROI 2: Ergebnisse der schnellen normierten Kreuzkorrelation mit  $31 \times 31$  Merkmalsexpanion. Links: Ähnlichkeiten der Merkmale, rechts ermittelte Geschwindigkeiten. Die Ergebnisse zeigen insgesamt eine turbulenterere Strömung an, die zudem durch einige fehlerhafte Zuordnungen verfälscht wird (schwarz umrandet).



**Abbildung 9.11:** Fallstudie 1, ROI 2: Ergebnisse der Varianzminimierung und Glättung der Strömungsschätzung beider multimodaler Konstellationen. Für die iterative Varianzminimierung wurden folgende Parameter gewählt: Radius: 30 Bildpunkte und 10 Iterationen. Für das gewichtete Glättungsverfahren wurden 5 Iterationen verwendet. Beide Zuordnungsarten erzeugen deutlich glattere Zuordnungen, als die Maximum-Likelihood-Zuordnung aus Abbildung 9.10.

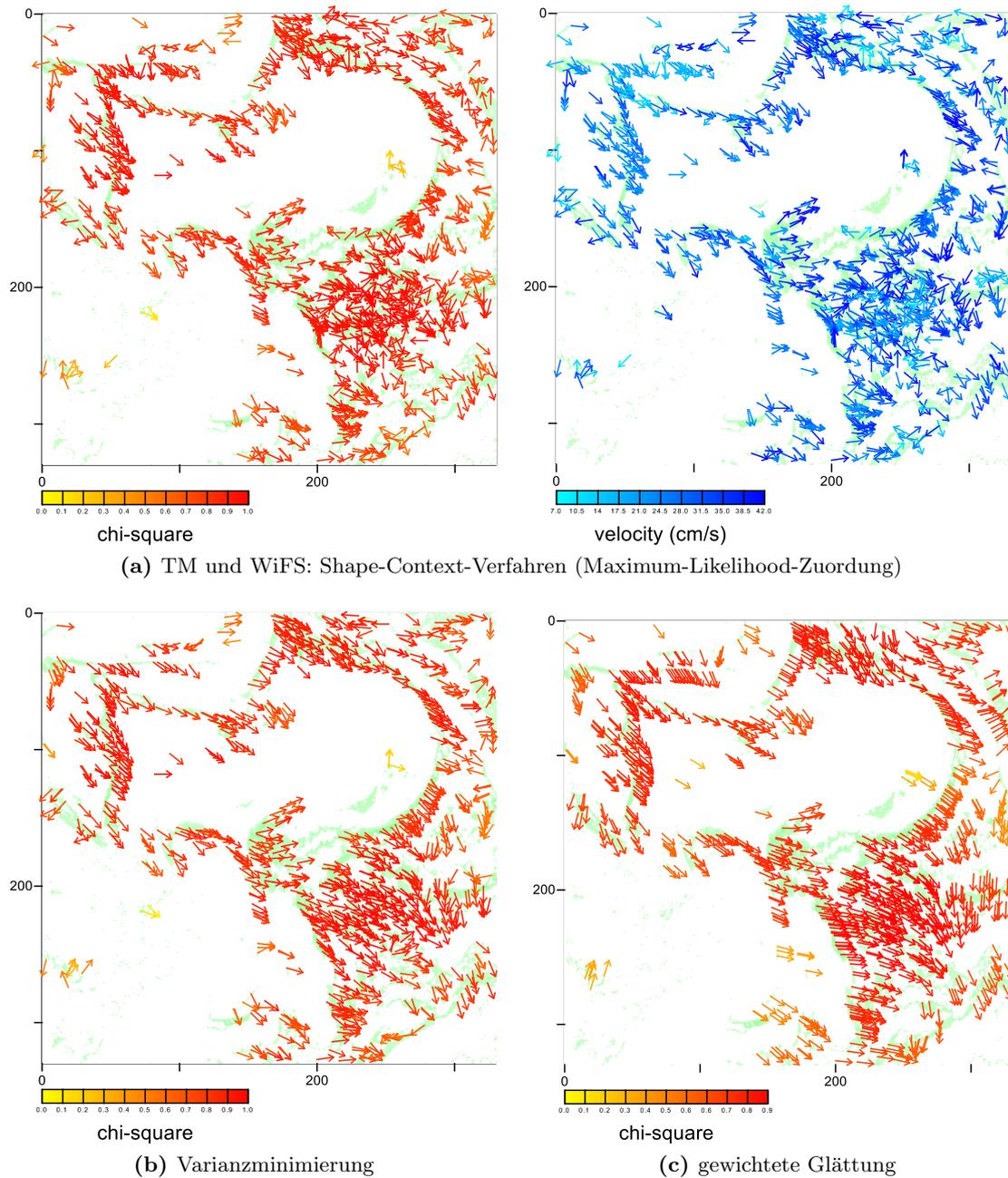
Je nach verwendetem Zuordnungsverfahren unterscheiden sich die Ergebnisse deutlich. Während das iterative Verfahren der Varianzminimierung einen konservativen Ansatz darstellt, der stets aus einer Menge von zur Verfügung stehenden Alternativen auswählt, unterliegt das Verfahren der gewichteten Glättung solchen Einschränkungen nicht. Daher werden mit dem Glättungsverfahren auch in diesem Fall die glatteren Ergebnisse produziert. Allerdings wird bei der Glättung der Bildraum der Zuordnung verlassen. Dies kann ebenfalls problematisch sein, da möglicherweise zu viele Details der Strömung verloren gehen können. Für die zweite ROI der ersten Fallstudie erzeugen die glättenden Verfahren dennoch die plausibelsten Ergebnisse. Dies ist vor allem durch die Tatsache bedingt, dass die globale Strömungskomponente nicht bestimmt werden konnte. Somit stehen zu wenig geeignete Kandidaten für das Verfahren der Zuordnung anhand der Varianzminimierung der Ausrichtungen zur Verfügung.

Insgesamt unterscheiden sich die ermittelten Strömungsfelder beider Bildpaare deutlich. Während zwischen TM- und SAR-Aufnahme die Strömung an der Meeresoberfläche größtenteils in südöstlichen Richtungen verlaufend ermittelt wurde, zeigt sich für den Fall Verwendung von SAR- und WiFS-Aufnahmen eher eine Strömung in östliche Richtungen. Interessant ist zudem, dass die Strömung innerhalb der ROI verhältnismäßig wenig variiert, obwohl auf den verwendeten Aufnahmen wirbelartige Strukturen zu erkennen sind. Ob es dennoch Hinweise auf die Morphodynamik dieser speziellen Signaturen gibt, wird in Abschnitt 9.1.4 untersucht.

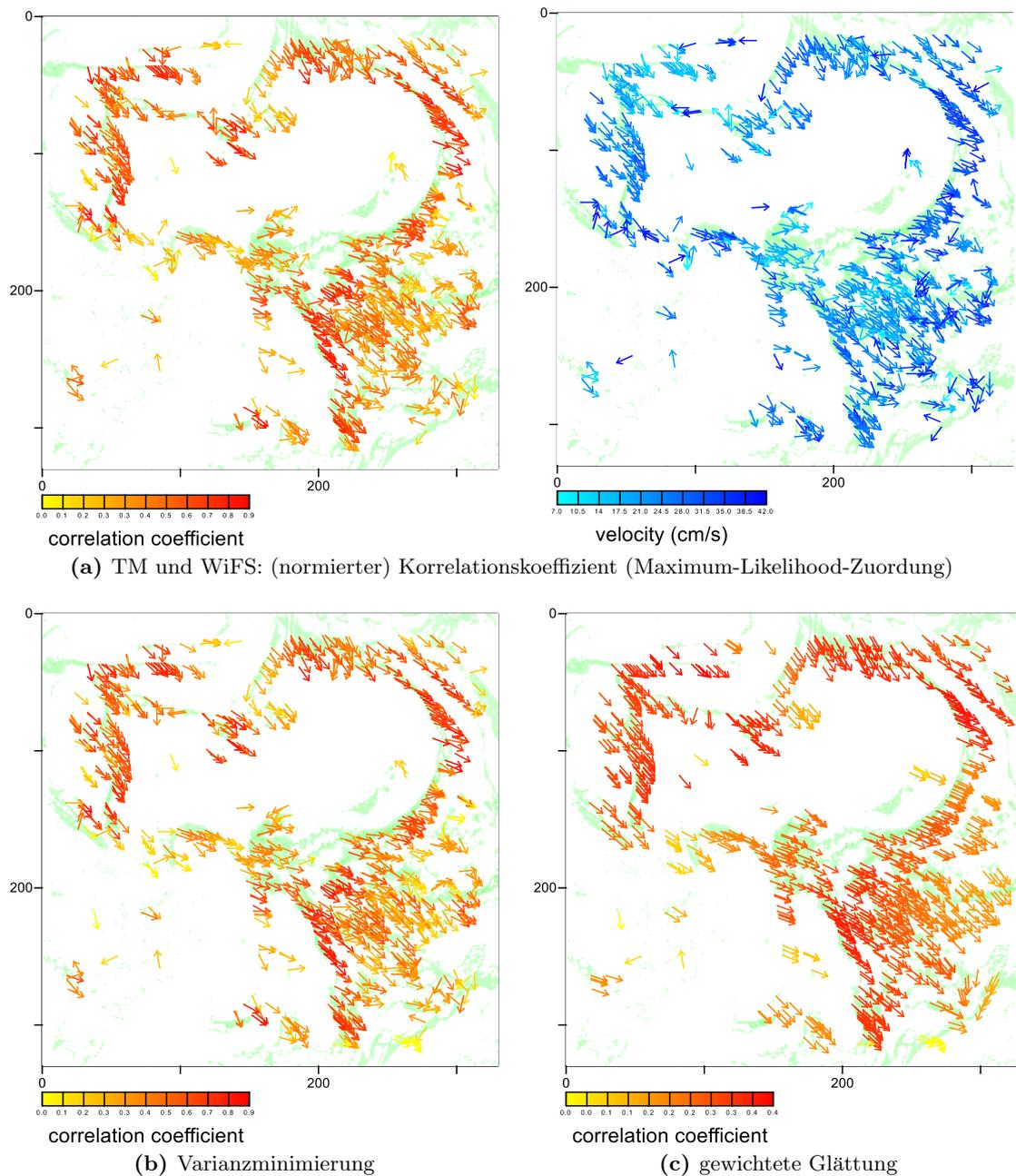
Nach den multimodalen Bildpaarungen, folgen nun die Ergebnisse der Strömungsmessung anhand des TM- und des WiFS-Bildes. Da hierbei generell alle vorgestellten Verfahren anwendbar sind, werden zunächst die Ergebnisse der merkmalsbasierten Verfahren präsentiert. Da beide Bilder von unterschiedlichen Sensoren gleicher Modalität erzeugt worden sind, ist eine Merkmalsstabilität näherungsweise gegeben, sodass auch Verfahren eingesetzt werden, die Merkmale direkt mit Merkmalen vergleichen.

Um vergleichbare Ergebnisse zu erhalten, wurden für die korrelationsbasierten Ansätze die Parameter der beiden vorangegangenen Bildpaare verwendet. Lediglich für das Shape-Context-Verfahren muss der Shape-Context auf eine Gesamtgröße von  $61 \times 61$  Bildpunkte erweitert werden, da ansonsten zu wenige benachbarte Merkmale vorhanden wären und die Shape-Context-Deskriptoren nicht repräsentativ wären.

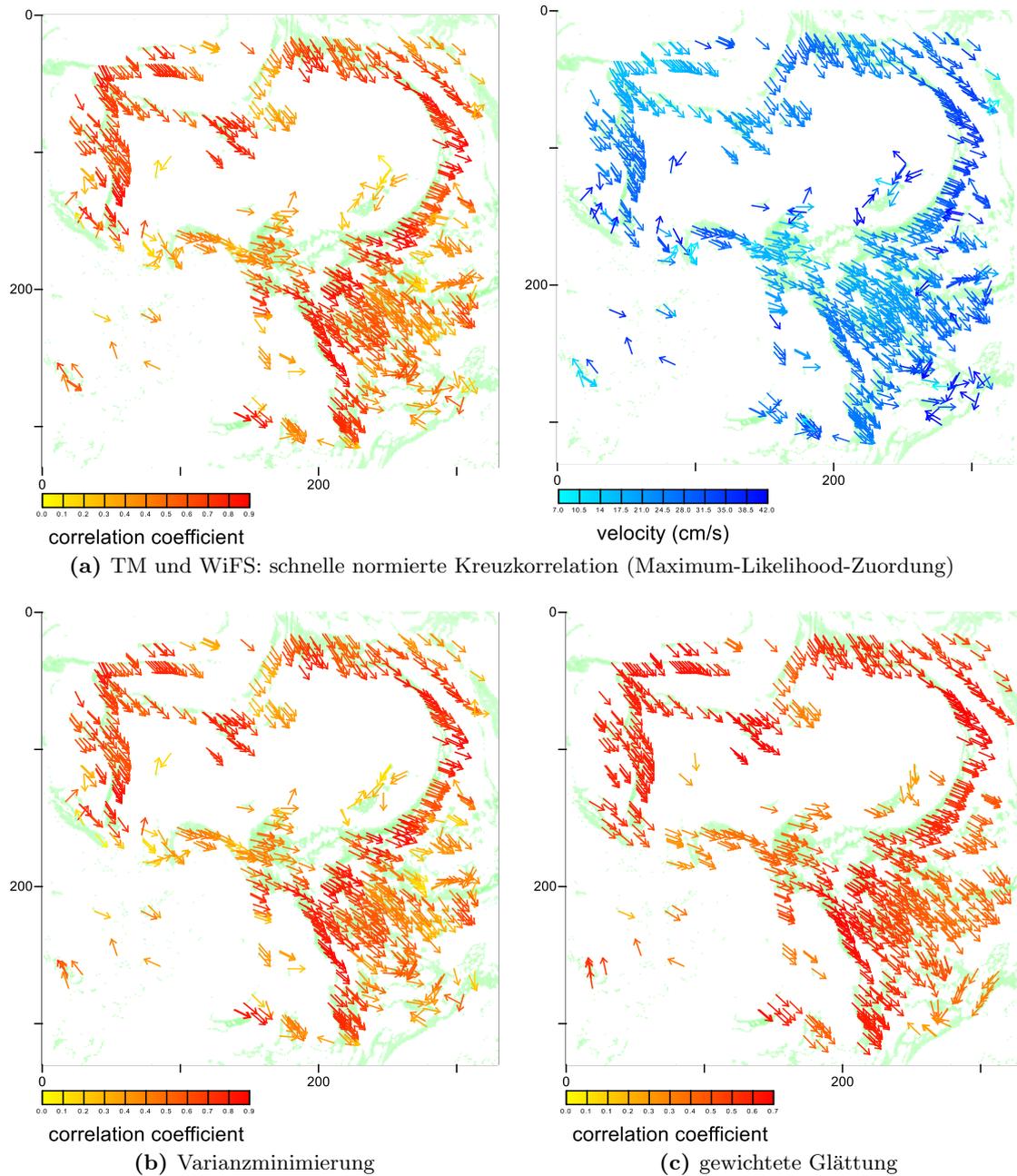
Die Ergebnisse der Strömungsbestimmung sind in den Abbildungen 9.12, 9.13 und 9.14 unter Verwendung der unterschiedlichen Zuordnungsverfahren dargestellt. Vergleicht man die Maximum-Likelihood-Zuordnungen aller Ergebnisse so stellt man fest, dass das Shape-Context-Verfahren das Ergebnis liefert, welches die geringste Glattheit besitzt. Durch das  $\chi^2$ -Ähnlichkeitsmaß sind in der Zuordnung häufig entgegengesetzte oder überkreuzende Zuordnungen gewählt worden, die wenig plausibel erscheinen. Zudem lassen sich die Shape-Contexte weniger gut unterscheiden, sodass nahezu alle Zuordnungen hohe Ähnlichkeitswerte erhalten. Die übrigen merkmalsbasierten Verfahren liefern hingegen ähnliche Ergebnisse und zwar unabhängig davon, ob Merkmale Merkmalen zugeordnet werden oder ob eine erschöpfende Suche durchgeführt wird. Auch hier lässt sich allerdings feststellen, dass das Verfahren der erschöpfenden Suche bereits im Rahmen der Maximum-Likelihood-Zuordnung eine insgesamt glattere Strömung bestimmt.



**Abbildung 9.12:** Fallstudie 1, ROI 2, TM und WiFS: Ergebnisse des Shape-Context-Verfahrens. Oben: Maximum-Likelihood-Zuordnung. Unten: die Ergebnisse nach Relaxation und Glättung der Strömungsschätzung. Links: Relaxation mit iterativer Varianzminimierung (Radius: 30, 10 Iterationen). Rechts: Iteratives gewichtetes Glättungsverfahren (Radius: 30, 5 Iterationen).



**Abbildung 9.13:** Fallstudie 1, ROI 2, TM und WiFS: Ergebnisse des normierten Korrelationsverfahrens. Oben: Maximum-Likelihood-Zuordnung. Unten: die Ergebnisse nach Relaxation und Glättung der Strömungsschätzung. Links: Relaxation mit iterativer Varianzminimierung (Radius: 30, 10 Iterationen). Rechts: Iteratives gewichtetes Glättungsverfahren (Radius: 30, 5 Iterationen).



**Abbildung 9.14:** Fallstudie 1, ROI 2, TM und WiFS: Ergebnisse der schnellen normierten Kreuzkorrelation. Oben: Maximum-Likelihood-Zuordnung. Unten: die Ergebnisse nach Relaxation und Glättung der Strömungsschätzung. Links: Relaxation mit iterativer Varianzminimierung (Radius: 30, 10 Iterationen). Rechts: Iteratives gewichtetes Glättungsverfahren (Radius: 30, 5 Iterationen).

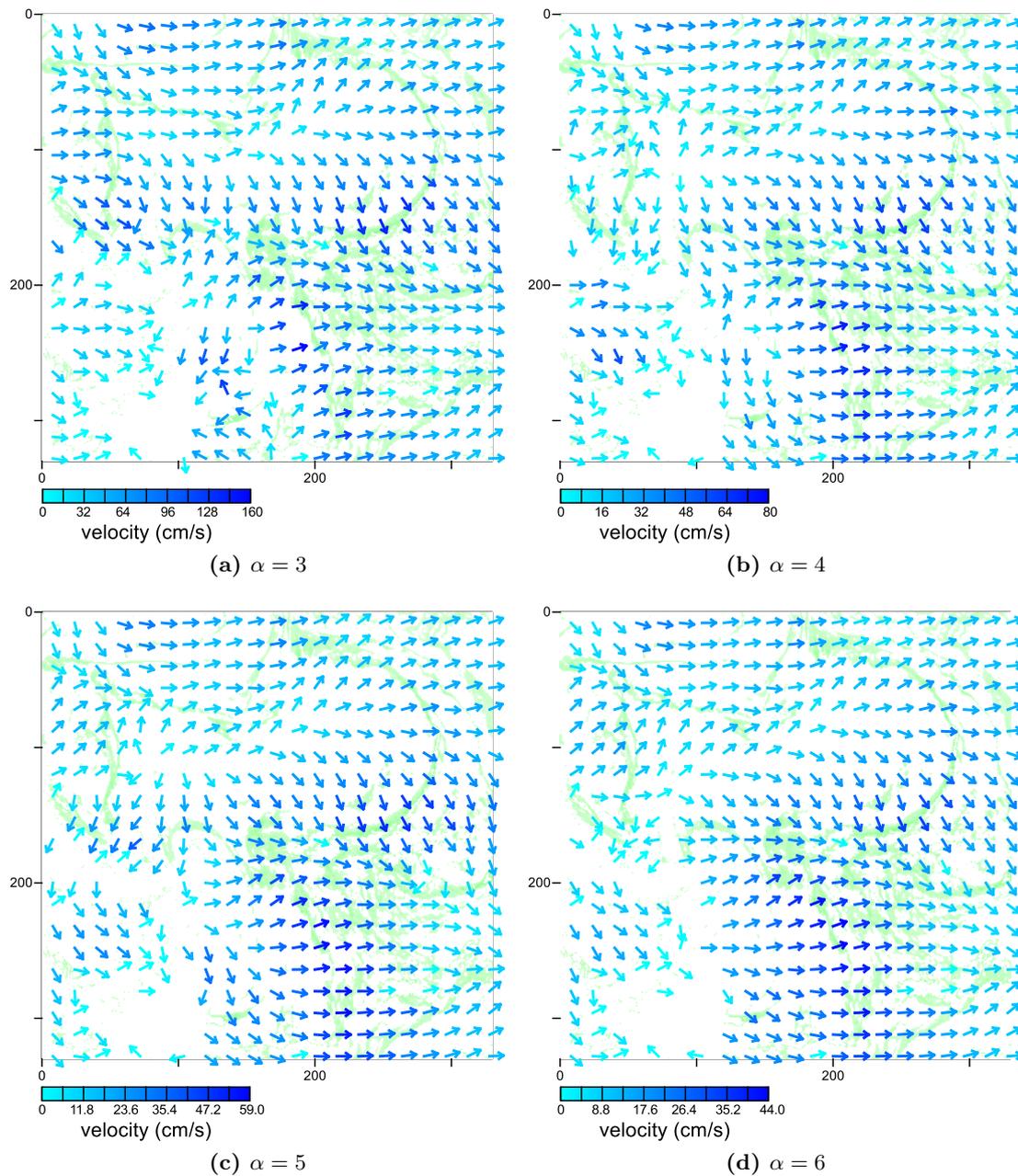
Der Grund für die glattere Zuordnung bei der Verwendung der erschöpfenden Suche ist, dass die Merkmale zwar stabiler sind als dies bei der Verwendung von multimodalen Bilddaten der Fall war, sie sind aber nicht so stabil, dass sie immer die bestpassendsten Merkmale der Zuordnung beinhalten. Vergleicht man die Ergebnisse der einzelnen Verfahren nach einer Zuordnung durch das Glättungs- sowie das Relaxationsverfahren zur Varianzminimierung, so lässt sich feststellen, dass sich vor allem die Ergebnisse des Shape-Context-Verfahrens deutlich zu einer zunehmenden Homogenität hin verbessern (siehe Abbildung 9.12). Ähnlich wie bei der ersten ROI erzeugt die Zuordnung durch Glättung glattere Strömungsfelder als die Relaxation durch Varianzminimierung. Dies deutet darauf hin, dass passende Zuordnungskandidaten ermittelt werden konnten, das  $\chi^2$ -Ähnlichkeitsmaß jedoch zu wenig differenziert.

Die Ergebnisse beider korrelationsbasierter Verfahren verbessern sich nicht nennenswert. Sie zeit allerdings bereits in der Maximum-Likelihood-Zuordnung sehr homogene Strömungsfelder. Insgesamt beschreiben alle drei Zuordnungen durch Relaxation ähnliche Strömungsfelder (siehe Abbildungen 9.13 und 9.14). Der einzige nennenswerte Unterschied zwischen dem Shape-Context- sowie den korrelationsbasierten Verfahren lässt sich im oberen rechten Bildabschnitt feststellen. In diesem ermittelt das Shape-Context-Verfahren eine Strömung in östliche bis nordöstliche Richtungen, während durch die korrelationsbasierten Ansätze eine in südöstliche Richtung verlaufende Strömung beschrieben wird (vgl. Abbildungen 9.12, 9.13 und 9.14).

Da für die zweite ROI mit den TM- und WiFS-Bilddaten zwei vergleichbare multispektrale Aufnahmen zur Verfügung stehen, werden nun die entwickelten differentiellen Ansätze zur Strömungsmessung eingesetzt, die Verdeckungen korrekt behandeln. Allerdings liegen die Merkmale mit ca. 10 Bildpunkten zu weit auseinander, als dass durch Anwendung der klassischen differentiellen Verfahren eine valide Strömung der Meeresoberfläche bestimmt werden könnte (vgl. Abschnitt 5.1.2). Da die fokussierte Suche nicht durchgeführt werden kann, müssen Verfahren zum Einsatz kommen, die den ermittelten Fluss auf mehreren Gittern bestimmen, korrigieren und somit ein Gesamtergebnis berechnen. Für die hier durchgeführten Experimente werden Bildpyramiden von jeweils 4 Ebenen für beide Bilddaten aufgebaut, und während der Mehrgitteroptimierung von grob nach fein traversiert (vgl. Abschnitt 5.2.2).

Bei den verwendeten differentiellen Verfahren wurde die Standardabweichung der abgeleiteten Gauß-Funktionen, mit denen die diskreten partiellen Ableitungen der Bildfunktionen bestimmt worden sind, fest auf  $\sigma = 2$  gesetzt. Durch die daraus resultierende Größe des Faltungskerns von  $13 \times 13$  Bildpunkten ist gewährleistet, dass die Gradienten stabil genug ermittelt werden können. Zudem führt diese Standardabweichung nicht zu einer verfälschenden Überglättung der Teilergebnisse, die ansonsten über die Gitterebenen in das Gesamtergebnis propagiert werden würde.

Bei den globalen differentiellen Verfahren wurde zudem die Anzahl der Iterationen fest auf 100 gesetzt, um eine Vergleichbarkeit der einzelnen Verfahren zu gewährleisten. Die ersten Ergebnisse, die im Rahmen dieser ROI mit differentiellen Verfahren erzielt worden sind, wurden mit dem Verfahren von Horn und Schunck bestimmt, welches um Gauß'sche Gradienten erweitert worden ist (siehe Abbildung 9.15)



**Abbildung 9.15:** Fallstudie 1, ROI 2, TM & WiFS: Ergebnisse des um Gauß'sche Gradienten erweiterte Verfahrens von Horn und Schunck. Dargestellt sind  $20 \times 20$  der ermittelten  $330 \times 330$  Vektoren. Mit steigendem  $\alpha$  steigt auch die Glattheit des ermittelten Strömungsfeldes. Für alle Experimente wurden 100 Iterationen verwendet.

Das Verfahren von Horn und Schunck benötigt einen weiteren Parameter  $\alpha$ , der angibt, wie die partiellen Ableitungen der Bildfunktion in Bezug auf die Glattheitsforderung aus Definition 4.14 gewichtet werden sollen. Da die Wahl dieses Parameters vor allem von der Güte der partiellen Ableitung der Bildfunktion abhängig ist und diese zunächst unbekannt ist, wurden Experimente mit verschiedenen Variationen von  $\alpha \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$  durchgeführt. Alle Ergebnisse zeigen ähnliche Richtungsvektoren, jedoch werden bei einer Wahl von  $\alpha < 3$  die Geschwindigkeiten der Flussvektoren deutlich überschätzt, weshalb in Abbildung 9.15 nur die Ergebnisse für  $\alpha \in \{3, 4, 5, 6\}$  dargestellt sind.

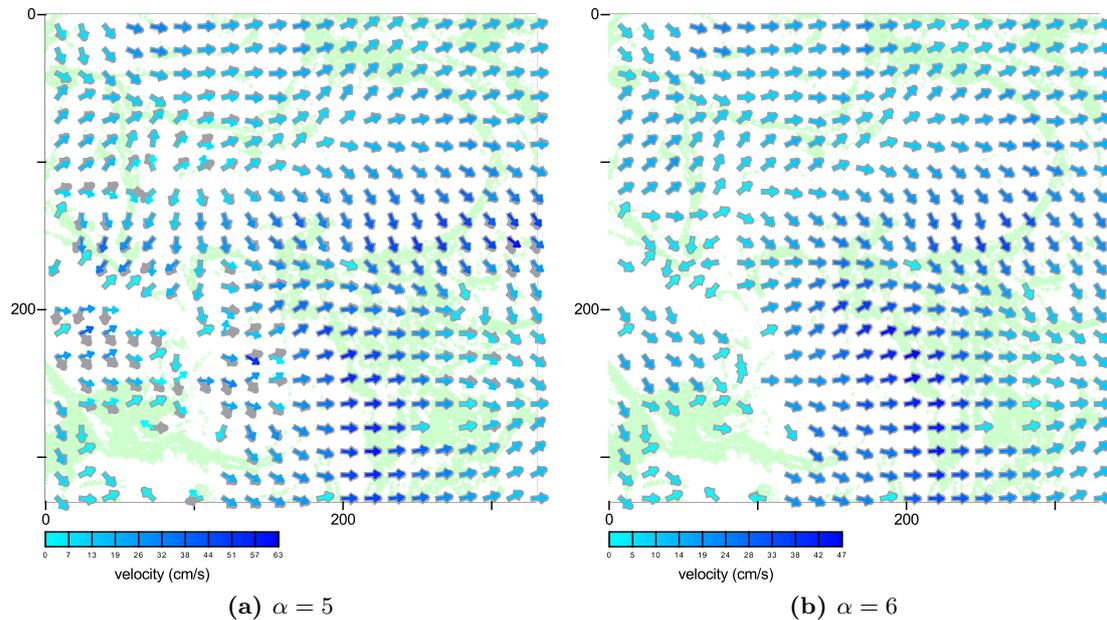
Im Gegensatz zu den merkmalsbasierten Ansätzen, die lediglich maximale Geschwindigkeiten von deutlich unter  $30 \text{ cm/s}$  ermitteln, liegen die ermittelten Geschwindigkeiten bei einer Parameterwahl von  $\alpha = 34$  bei mehr als  $150 \text{ cm/s}$ . Wie in Abbildung 9.15 anhand der Skala zu erkennen ist, ergeben sich erst bei einer Wahl von  $\alpha \geq 5$  Geschwindigkeiten, die mit denen der merkmalsbasierten Ansätze korrespondieren. Der Grund hierfür sind die unterschiedlich ermittelten Intensitätsverteilungen, die bei der Abbildung der Meeresoberfläche durch die unterschiedlichen Sensoren entstanden sind.

Die erzielten Ergebnisse korrespondieren gut mit denen der merkmalsbasierten Ansätze. Sie zeigen allerdings abweichend zu diesen im Bereich des oberen rechten Bildausschnitts eine eindeutige Tendenz zu einer Strömung in eine nordöstliche Richtung. Zudem wird generell eine geringere Strömung in südlicher Richtung ermittelt. Um die Geschwindigkeiten nicht zu überschätzen werden für die weiteren globalen und hybriden differentiellen Verfahren lediglich die Parameter  $\alpha \in \{5, 6\}$  dargestellt und mit denen des Verfahrens von Horn und Schunck verglichen. Geringere Werte von  $\alpha$  führten auch für die anderen Verfahren zu ähnlichen Überschätzungen der Geschwindigkeiten.

Nach der Untersuchung der Ergebnisse des Verfahrens von Horn und Schunck wird nun das Verfahren von Nagel und Enkelmann untersucht. Hierzu werden die gleichen Parameter wie bei dem Verfahren von Horn und Schunck zur Strömungsberechnung eingesetzt. Durch den unterschiedlichen zu optimierenden Fehlerterm in Definition 4.16 unterscheiden sich die Ergebnisse bei der Verwendung von  $\alpha = 5$  von denen des Verfahrens von Horn und Schunck nur gering, sind aber noch sichtbar (siehe Abbildung 9.16). Für  $\alpha = 6$  ist allerdings die Glattheitsforderung im Fehlerterm so dominant, dass sich die Ergebnisse beider Verfahren nahezu exakt entsprechen. Daher können in Abbildung 9.16b keine sichtbaren Abweichungen in Form von anders angereichteten grauen Vektoren mehr festgestellt werden. Insgesamt beschreiben die Ergebnisse des Verfahrens von Nagel und Enkelmann verglichen mit denen des Verfahrens von Horn und Schunck nahezu identische Strömungen.

Die Dominanz des Fehlerterms zeigte sich in den Untersuchungen ebenfalls bei der Anwendung der hybriden Verfahren. Bei einer so dominanten Glattheitsforderung ähneln die ermittelten Ergebnisse sowohl für die hybride als auch für die nicht-quadratische hybride Methode den bereits vorgestellten Ergebnissen so sehr, dass auf eine Vorstellung an dieser Stelle verzichtet wird. Die resultierenden Strömungsfelder werden allerdings im folgenden Abschnitt in die Evaluierung der Ergebnisse einbezogen.

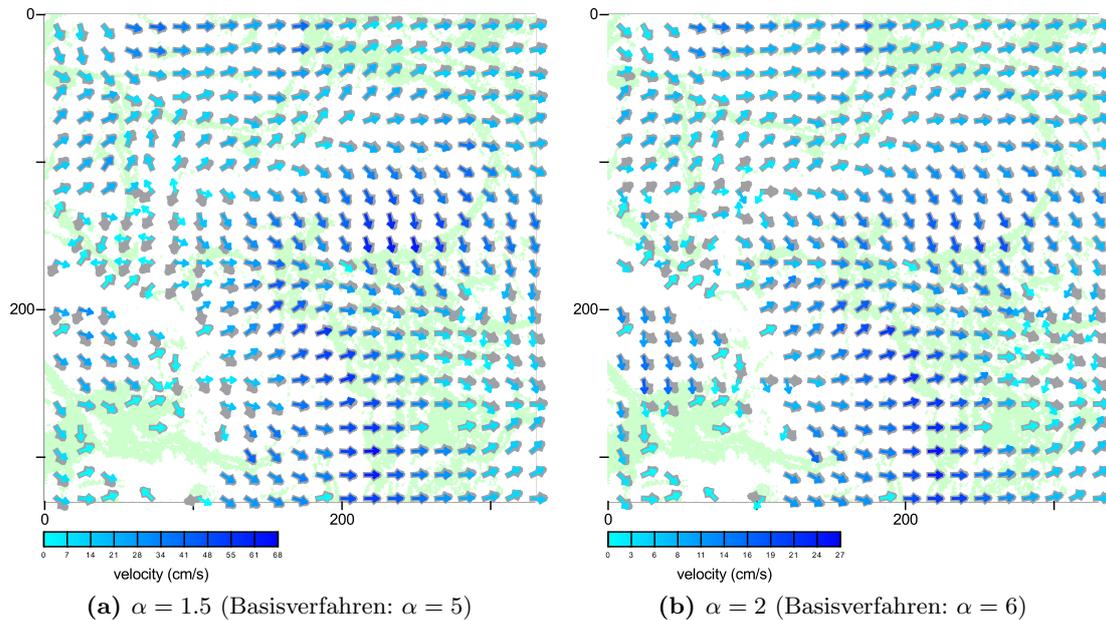
Da für diese Fallstudie multispektrale Daten beider Sensoren vorliegen, wird nun das entwickelte multispektrale Verfahren angewendet, welches eine Erweiterung des Verfah-



**Abbildung 9.16:** Fallstudie 1, ROI 2, TM & WiFS: Ergebnisse des Gauß'schen Verfahrens von Nagel und Enkelmann. Die Parameter entsprechen den in Abbildung 9.15 verwendeten. Grau hinterlegt sind jeweils die korrespondierenden Ergebnisse des Verfahrens von Horn und Schunck.

rens von Horn und Schunck darstellt und in Abschnitt 6.3.3 entwickelt wurde. Im Gegensatz zu den bisherigen Verfahren wurden für die Ausführung dieses Ansatzes die korrespondierenden Bänder 3 und 4 der jeweiligen Sensoren zur Strömungsmessung verwendet. Da der WiFS-Sensor lediglich über zwei Bänder verfügt, konnten insgesamt nur die zwei genannten Bänder verwendet werden.

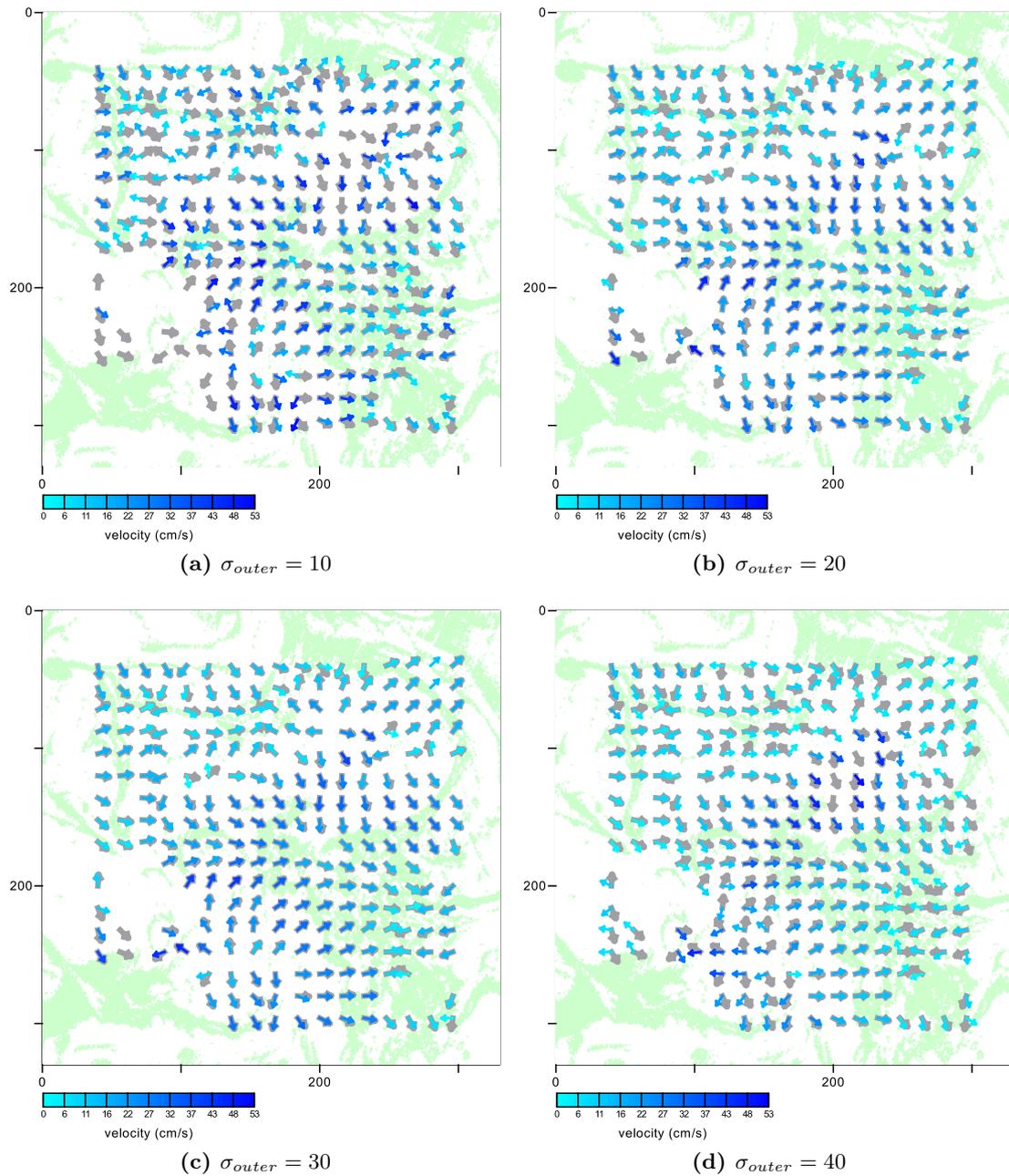
Durch den generischen Entwurf der Verarbeitungskette kann auch das multispektrale Verfahren mit den gleichen Parametern und unter Verwendung der gleichen Mehrgitterstrategie angewendet werden. Aufgrund der unterschiedlichen Definitionen des Glättungsfaktors  $\alpha$  und der ungleichen Bildintensitäten konnte zunächst festgestellt werden, dass das multispektrale Verfahren bereits für sehr viel geringere Glättungsfaktoren Vektoren passender Geschwindigkeiten ermittelt. Der Grund hierfür liegt in der unterschiedlichen Determinante der resultierenden Euler-Lagrange-Gleichungen des Verfahrens (vgl. Abschnitt 6.3.3). Abbildung 9.17 zeigt, dass Glättungsfaktoren  $\alpha = 5$  und  $\alpha = 6$  des Verfahrens von Horn und Schunck mit Faktoren von  $\alpha = 1.5$  sowie  $\alpha = 2$  des multispektralen Verfahrens korrespondieren. Der Ergebnisse, die durch das multispektrale Verfahren ermittelt werden, liegen nicht nur im gleichen Geschwindigkeitsbereich wie diejenigen der Verfahrens von Horn und Schunck, sie besitzen auch eine hohe Richtungsübereinstimmung. Unterschiede existieren nur an wenigen Bereichen der ROI. In der Mitte des



**Abbildung 9.17:** Fallstudie 1, ROI 2, TM & WiFS: Ergebnisse der multispektralen Variante des Verfahrens von Horn und Schunck. Grau hinterlegt sind jeweils die korrespondierenden Ergebnisse des grauwertbasierten Verfahrens.

rechten Rands der ROI ermittelt das multispektrale Verfahren südlichere Ausrichtungen. Im linken mittleren Bereich der ROI werden durch das multispektrale Verfahren variabelere Strömungen ermittelt und im mittleren unteren Bereich der ROI wird durch das multispektrale Verfahren bereits bei  $\alpha = 1.5$  eine östliche Ausrichtung bestimmt. Die Ergebnisse des multispektralen Verfahrens unterstützen somit die des grauwertbasierten Verfahrens. Sie bieten allerdings den Vorteil, dass sie variable Komponenten der Strömung nicht so stark glätten wie diese.

Bei der Anwendung der lokalen differentiellen Verfahren kann auf eine Mehrgitterstrategie verzichtet werden, da sich die Größe der benötigten Blende durch die entsprechende Maskengröße des Verfahrens steuern lässt. Außerdem ermitteln diese Verfahren ein verhältnismäßig dünn besetztes Strömungsfeld. Die Ursache hierfür sind bestimmte lokale Konfigurationen, an denen keine Bestimmung des Flusses möglich ist. Dadurch können die Warming-Schritte, die im Rahmen der Mehrgitterstrategie zur Propagierung von einer Gitterstufe zur nächsten verwendet werden, für manche Gitter zu fehlerhaften Schätzungen auf den darüber liegenden Gittern führen. Aus diesem Grund werden beide Verfahren auf dem Bildgitter mit einer ausreichend großen Blende von  $61 \times 61$  Bildpunkten angewendet. Für das Strukturtenor-Verfahren wird zusätzlich die Standardabweichung des äußeren Faltungskerns variiert:  $\sigma_{outer} \in \{10, 20, 30, 40\}$ . Die resultierenden Strömungsfelder sind in Abbildung 9.18 angegeben.



**Abbildung 9.18:** Fallstudie 1, ROI 2, TM & WiFS: Ergebnisse des Strukturtensor-Verfahrens. Die weiteren Parameter werden im Text erläutert. In Grau hinterlegt sind jeweils die korrespondierenden Ergebnisse des Verfahrens von Lucas und Kanade. Durch die Anpassung von  $\sigma_{outer}$  lässt sich das Glättungsverhalten des Strukturtensor-Verfahrens steuern.

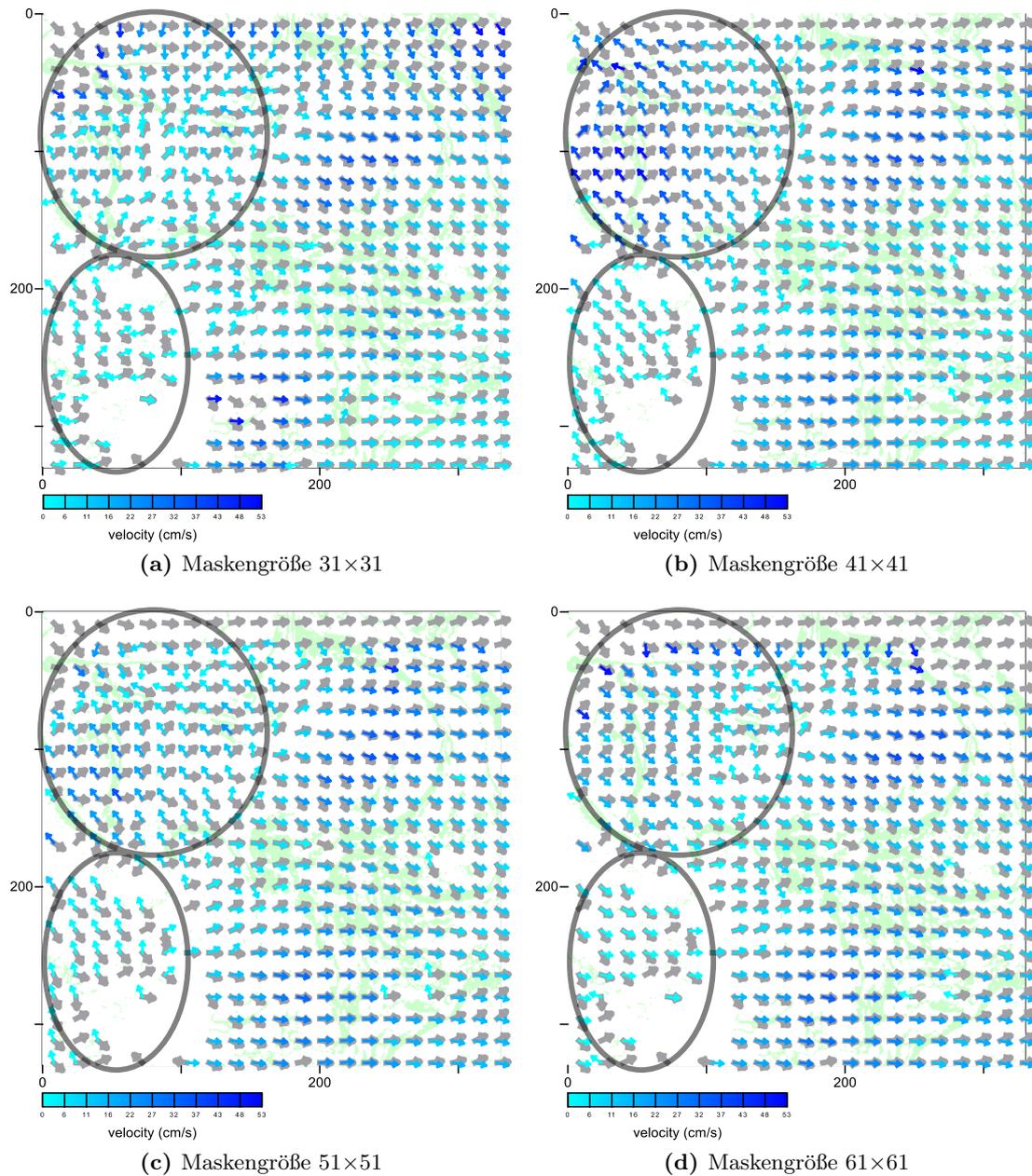
Die Ergebnisse beider Verfahren zeigen jeweils dünn besetzte und verrauschte Strömungsfelder, die in einigen Bereichen allerdings gute Korrespondenzen zu den ermittelten Strömungen der globalen Verfahren aufweisen (vgl. Abbildungen 9.18 und 9.17). Die Ergebnisse des Strukturensors zeigen neben der guten Übereinstimmung mit denen des Verfahrens von Lucas und Kanade noch einen weiteren Vorteil. Durch die Veränderung von  $\sigma_{outer}$  lässt sich die gewünschte Glattheit des Ergebnisses angeben. So lässt sich in den einzelnen Teilabbildungen von 9.18 erkennen, wie die Ergebnisse mit zunehmendem  $\sigma_{outer}$  glatter werden.

Im Gegensatz zu den beiden bisher untersuchten lokalen Verfahren erzeugt das Verfahren von Farnebäck mittels einer iterativ glättenden Optimierung stets ein dichtes Vektorfeld. Ähnlich wie bei den Optimierungsstrategien der globalen Verfahren von Horn und Schunck sowie Nagel und Enkelmann werden hierbei Bereiche großer Unsicherheit aufgefüllt. Durch diese Besonderheit kann das Verfahren von Farnebäck mit der selben Mehrgitterstrategie wie die globalen differentiellen Verfahren angewendet werden.

Um die Ergebnisse der polynomiellen Expansion mit denen, die durch den Einsatz von Gradienteninformation entstanden sind, vergleichen zu können, wurde für das Verfahren von Farnebäck ebenfalls eine Standardabweichung von  $\sigma = 2$  zur Erzeugung der Expansion verwendet. Analog zu dem Strukturtensor- und dem Lucas-Kanade Verfahren muss die Größe der Maske festgelegt werden, die angibt, wie viele benachbarte Bildpunkte zur Bestimmung der Expansionen verwendet werden. Je größer diese ist, desto ähnlicher sind die einzelnen polynomiellen Expansionen und desto glatter die ermittelten Ergebnisse. Die Ergebnisse des Verfahrens unter Verwendung verschiedener Maskengrößen sind in Abbildung 9.19 dargestellt. Im Hintergrund sind in grau die Vektoren des Verfahrens von Horn und Schunck mit einem Glattheitsfaktor von  $\alpha=2$  angegeben.

Im Gegensatz zu den sehr glatten Strömungsfeldern des globalen Verfahrens von Horn und Schunck zeigen die Ergebnisse des Verfahrens von Farnebäck in zwei Bereichen deutliche Abweichungen. Diese wurden in Abbildung 9.19 jeweils schwarz umrandet hervorgehoben. Bei geringen Maskengrößen ermittelt das Verfahren von Farnebäck in diesen Bereichen einen um etwa  $90^\circ$  unterschiedlich ausgerichteten Fluss. Erst bei einer Maskengröße von  $61 \times 61$  Bildpunkten findet in diesen Bereichen eine Glättung statt, die für den unteren hervorgehobenen Bereich gut mit den Ergebnissen des Verfahrens von Horn und Schunck übereinstimmt. Im oberen Bereich unterscheiden sich die Vektoren noch immer deutlich von denen des globalen Verfahrens. Allerdings korrespondiert der ermittelte Fluss in diesem Bereich deutlich besser mit den Ergebnissen der merkmalsbasierten Verfahren (vgl. Abbildung 9.19d mit Abbildung 9.14).

Abschließend kann festgestellt werden, dass alle untersuchten Verfahren aufgrund der generischen Verarbeitungskette sowie der Anpassung an den Umgang mit fehlenden Bildinhalten in der Lage sind ähnliche Strömungsfelder zu ermitteln. Im Detail existieren zwar Unterschiede zwischen den ermittelten Strömungsfeldern. Diese sind allerdings hauptsächlich durch die Vorgehensweisen der jeweiligen Verfahren bedingt.



**Abbildung 9.19:** Fallstudie 1, ROI 2, TM & WiFS: Ergebnisse des Verfahrens von Farneäck. In Grau hinterlegt sind jeweils die Ergebnisse des Verfahrens von Horn und Schunck auf einer Bildpyramide mit 4 Ebenen,  $\sigma = 2$ ,  $\alpha = 6$  und 100 Iterationen. In den markierten Bereichen der linken Seite wechselt der ermittelte Fluss deutlich von einer variablen turbulenten Strömung in Abbildung 9.19a zu einer insgesamt glatten Strömung in Abbildung 9.19d.

### 9.1.4 Evaluierung und Interpretation der Ergebnisse

Zur Evaluierung der Ergebnisse dieser Fallstudie liegen neben den Windinformationen die Ergebnisse des numerischen Strömungsmodells des BSH vor. Diese wurden vom proprietären Modellformat (Version 2) mit der in Abschnitt 8.6.1 vorgestellten Technik zunächst in dichte Vektorfelder konvertiert, die vom GRAIPE-Rahmenwerk anschließend eingelesen werden können.

Die Vielzahl der modellierten Strömungsergebnisse wurde auf diejenige Teilmenge reduziert, die zwischen den Zeitpunkten der Aufnahmen der unterschiedlichen Szenen liegt und die Strömung der obersten Wasserschicht angibt (0 – 8 m). Die zeitliche Abtastung der Modellresultate liegt bei 15 Minuten.

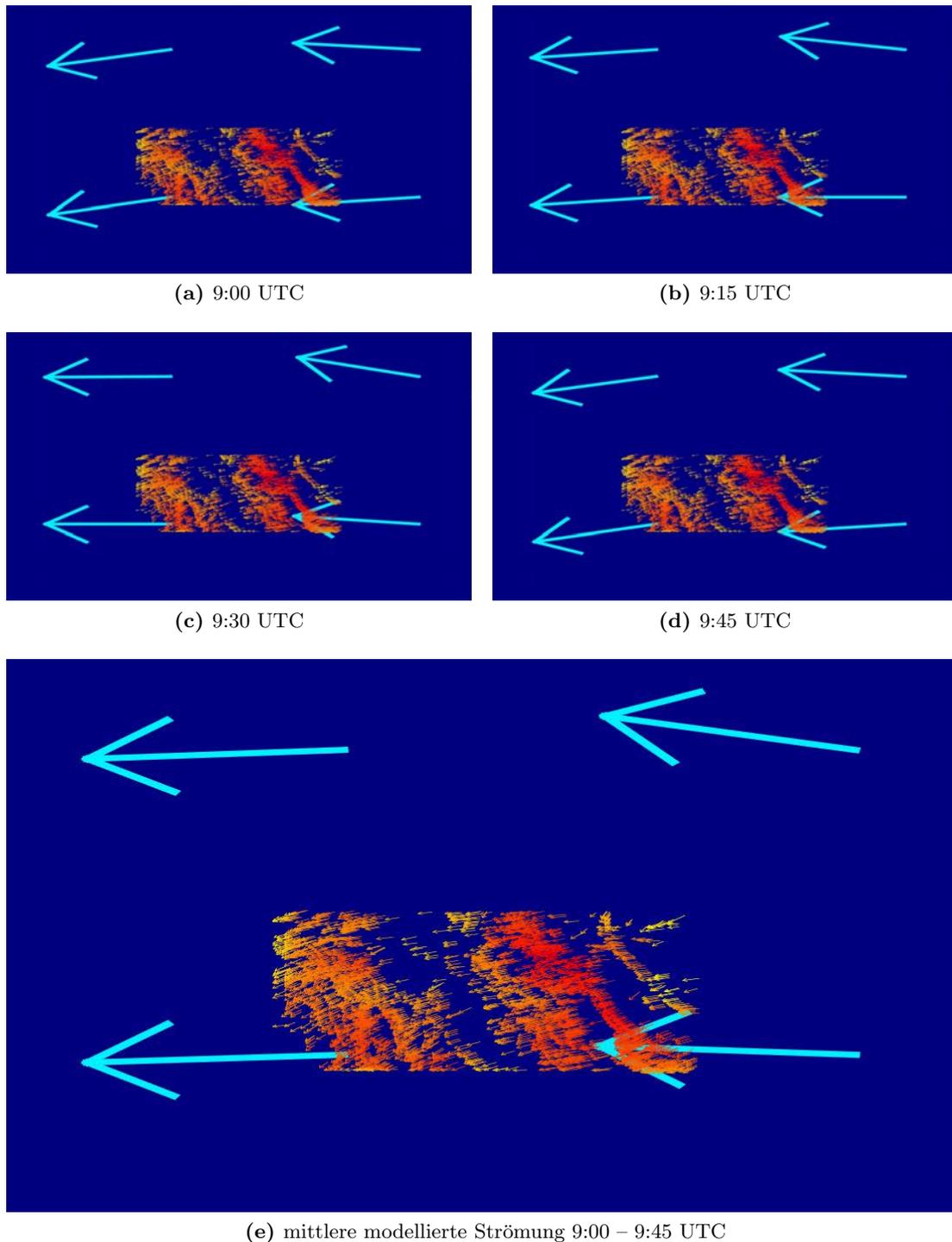
#### ROI 1 – Multimodale Strömungsbestimmung mit TM- und SAR-Bilddaten

Für die erste ROI ergeben sich nach der Auswahl der verfügbaren Modellergebnisse vier verschiedene Datensätze im Intervall von 09:00 – 09:30 UTC. Für die Evaluierung der Ergebnisse der ersten ROI anhand der Modellresultate werden diese vier Modellergebnisse verwendet, um einen gesamten modellierten Strömungsverlauf zu erstellen. Dieser ist in Abbildung 9.20 im Hintergrund dargestellt. Im Vordergrund sind jeweils die ermittelten Strömungsfelder des Ansatzes der fokussierten schnellen erschöpfenden Suche mit einer Merkmalsexpanion von  $91 \times 91$  Bildpunkten dargestellt.

Nach der Präsentation der Modellergebnisse findet nun eine quantitative Evaluierung der ermittelten Strömungen der einzelnen Verfahren anhand der Modellergebnisse statt. Zu diesem Zweck werden alle Strömungsfelder, die im Rahmen der ersten Fallstudie ermittelt worden sind, mit den Modellmessungen der entsprechenden Aufnahmeintervalle vergleichen (siehe Abbildung 9.20).

Zum Vergleich zwischen Modellergebnis und gemessenem Strömungsfeld wird die Annahme der unterabgetasteten hohen Dynamik (Annahme 4.2) verwendet, weshalb die ermittelten Flussvektoren vor dem Vergleich mit den Modellergebnissen stark geglättet werden müssen. Zur Glättung wurde das in Definition 6.7 vorgestellte Verfahren mit einem Radius von 30 Bildpunkten und 10 Iterationen gewählt.

Die einzelnen Ergebnisse des Vergleichs mit der modellierten Strömung zwischen 9:00 und 9:30 UTC sind in Tabelle 9.2 angegeben. Zusätzlich zu den Werten für den mittleren Winkelfehler (AAE) und den mittleren Geschwindigkeitsfehler (AVE) enthält diese Tabelle auch die jeweiligen Standardabweichungen. Diese sind in Klammern hinter den Fehlerwerten angegeben.



**Abbildung 9.20:** Fallstudie 1, ROI 1: Vergleich der Ergebnisse der merkmalsbasierten Strömungsbestimmung unter Verwendung einer Merkmalsexansion von  $91 \times 91$  Bildpunkten mit den Ergebnissen des BSH-Modells zu unterschiedlichen Zeitpunkten, sowie über alle Zeitpunkte gemittelt (unten). Die Länge der Vektoren ist nicht maßstabsgerecht.

Expansion	fokussierte Suche	AAE (°)		AVE ( <i>cm/s</i> )	
11×11	Nein	18.61	(23.36)	2.10	(0.08)
31×31		17.77	(17.28)	2.10	(0.08)
61×61		16.15	(6.98)	2.10	(0.08)
11×11	Ja	16.38	(4.39)	2.10	(0.08)
31×31		15.76	(5.04)	2.10	(0.08)
61×61		15.76	(5.07)	2.10	(0.07)

**Tabelle 9.2:** Fallstudie 1, ROI 1: Vergleich der durch schnelle erschöpfende Suche ermittelten Strömungen mit den Modellergebnissen. Vor dem Vergleich wurden alle ermittelten Strömungsfelder stark geglättet. In Klammern hinter den mittleren Fehlerwerten sind die zugehörigen Standardabweichungen eingetragen.

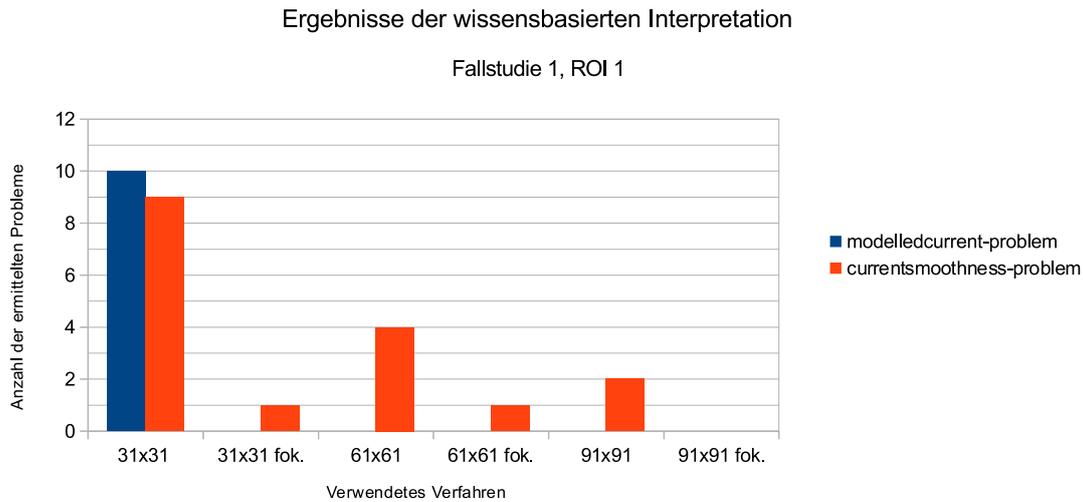
Die Ergebnisse der Evaluierung in Tabelle 9.2 zeigen eine systematische Abweichung von ermittelter und modellierter Strömung um ca.  $16^\circ$ . Diese Abweichung ist zwar feststellbar, widerspricht aber aufgrund des verhältnismäßig geringen Betrags nicht den Modellergebnissen. Zudem unterstreicht die Evaluierung den im vorigen Abschnitt vorgestellten positiven Einfluss der fokussierten erschöpfenden Suche. Diejenigen Strömungsfelder, die unter der Verwendung der fokussierten Suche ermittelt worden sind, zeigen in den entsprechenden Abbildungen des letzten Abschnittes eine wesentlich glattere Strömung. Diese Glattheit findet sich auch in der Evaluierung wieder. Die Standardabweichungen der mittleren Richtungsfehler liegen bei den Resultaten mit modellbasierten Bewegungsseparierung allesamt unterhalb der Ergebnisse, die diese nicht verwenden.

Die mittleren Abweichungen der Geschwindigkeiten liegen für alle hier untersuchten Fälle bei  $2.10 \text{ cm/s}$ . Zudem liegt die Standardabweichung des mittleren Geschwindigkeitsfehlers mit unter  $0.1 \text{ cm/s}$  bei einem sehr geringen Wert. Demzufolge liegt auch bei der Geschwindigkeit eine systematische Abweichung zwischen Modellergebnissen und ermittelten Strömungsfeldern vor. Ebenso wie die Abweichungen in den Ausrichtungen sind diese jedoch sehr gering.

Da die Anzahl der Strömungsvektoren mit über 3000 ermittelten Vektoren die Komplexität der beschreibungslogischen Verarbeitbarkeit übersteigt, werden die ermittelten Vektorfelder mit Hilfe des *k*-means-Verfahrens auf 100 Cluster reduziert. Zur Interpretation werden anschließend die 100 mittleren Clustervektoren sowie die Standardabweichungen innerhalb eines jeden Clusters verwendet (siehe Algorithmus 7.4). Bei der automatischen Erstellung der ABox wurden folgende Parameter verwendet:

- Cluster-Standardabweichungs-Schwellenwert: 40,
- Geschwindigkeitsintervallgrenzen:  $1 \text{ cm/s}$ ,  $30 \text{ cm/s}$  sowie  $100 \text{ cm/s}$ ,
- Entfernungsintervallgrenzen:  $0.5 \text{ km}$ ,  $1 \text{ km}$  sowie  $2 \text{ km}$ .

Bis auf die Resultate der numerischen Strömungsmodelle werden keine weiteren Wissensquellen mit den Strömungsvektoren verknüpft. Die Windmessungen und die Küsten-



**Abbildung 9.21:** Fallstudie 1, ROI 1: Vergleich der Ergebnisse der wissensbasierten Analyse in Bezug auf die angewendeten Verfahren zur Strömungsbestimmung sowie der Ergebnisse des BSH-Modells. Dargestellt sind mögliche Probleme in Bezug auf die Modellresultate (blau) sowie mögliche Probleme in Bezug auf die ermittelte Glattheit der Cluster (orange).

linien sind zu weit entfernt und über Schiffsrouten lagen in dem Untersuchungsgebiet keine Informationen vor. Die verwendete TBox zeigt einen Vektor als problematisch an, wenn die symbolischen Geschwindigkeits- oder Richtungskonzepte abweichen.

In Abbildung 9.21 sind die Resultate der wissensbasierten Interpretation angegeben. Hierbei ist für jedes verwendete Verfahren angegeben, für wie viele der 100 Individuen mögliche Problemkonzepte ermittelt werden konnten. Es werden jeweils die Anzahlen der Konzepte dargestellt, die ein mögliches Problem in Bezug auf die Modellresultate darstellen (*modelledcurrent-problem*) sowie diejenigen, die eine Verletzung der Glattheit darstellen (*currentsmoothness-problem*).

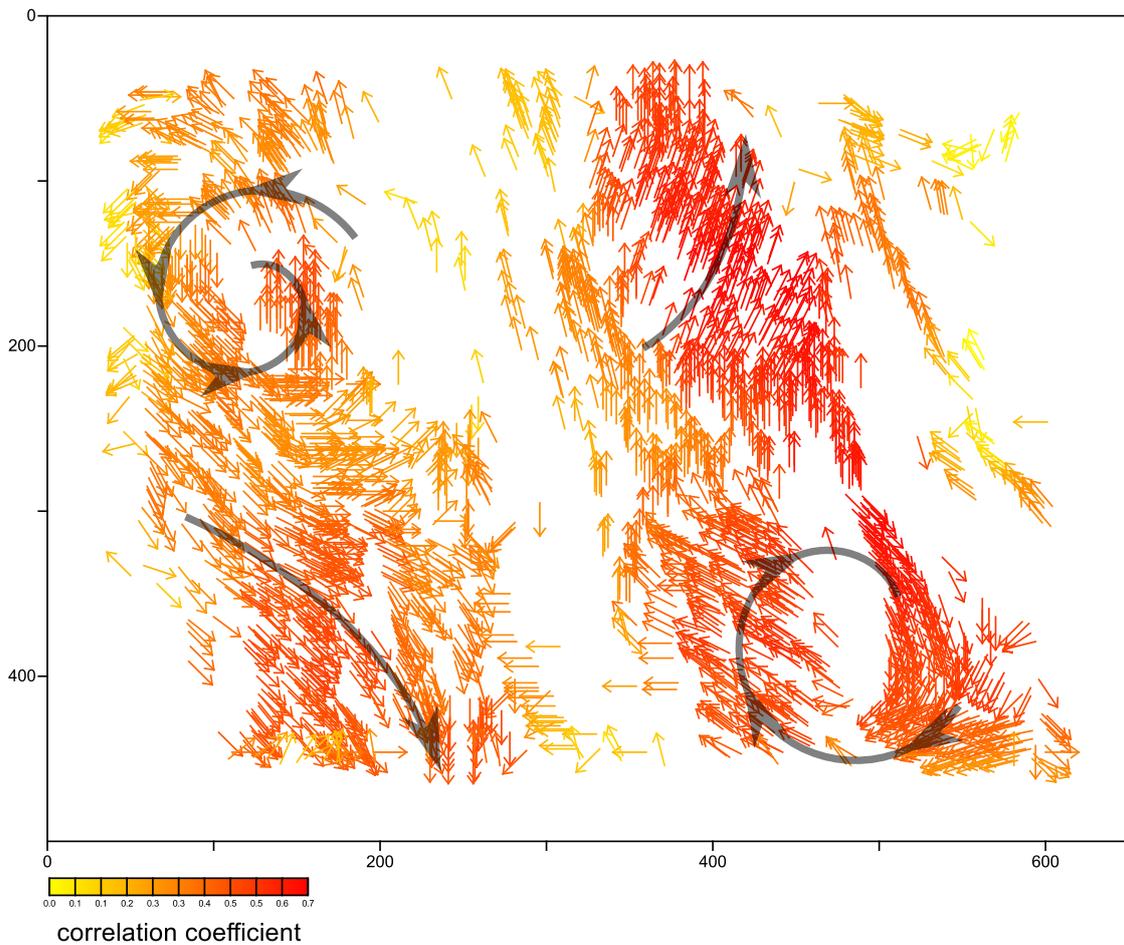
Die Ergebnisse der automatischen wissensbasierten Interpretation unterstützen den Eindruck der visuellen Interpretation der Ergebnisse und zeigen somit auch, dass die Intra-Cluster-Standardabweichung ein geeignetes Glattheitsmaß darstellt. Je größer die gewählte Merkmalsexpanion ist, desto weniger weniger Verletzungen der Glattheit des Vektorfeldes treten auf. In Bezug auf die Resultate der numerischen Strömungsmodelle reicht bereits eine Merkmalsexpanion von  $61 \times 61$  Bildpunkten oder die Verwendung der fokussierten schnellen erschöpfenden Suche, um sämtliche möglichen Probleme zu beseitigen. Zudem kann die erhöhte Glattheit der durch schnelle erschöpfende Suche ermittelten Resultate nachgewiesen werden. Für eine Merkmalsexpanion von  $91 \times 91$  und eine Verwendung der erschöpfenden Suche können schließlich keine möglichen Probleme mehr festgestellt werden.

Um zu untersuchen, ob die Glattheit der ermittelten Flussvektoren noch weitere Strömungskomponenten beinhaltet, die durch die globale Strömungskomponente überlagert worden sind, wird für erste ROI zusätzlich die Methode der modellbasierten Vektorfeldzerlegung sowie die Überbetonung der lokalen Komponente angewendet (vgl. Abschnitt 7.1.1). Abbildung 9.22 zeigt die Ergebnisse dieser überbetonten Zerlegung am Beispiel der fokussierten schnellen erschöpfenden Suche mit einer Merkmalsexpanion von  $91 \times 91$  Bildpunkten.

Im Gegensatz zu einer zufälligen Variation zeigt die in Abbildung 9.22 dargestellte lokale Strömungskomponente deutlich sichtbare mesoskalige Strömungsphänomene, die lokal mit Wirbeln sowie weiteren Teilströmungen korrespondieren. Diese lokalen Strömungsphänomene waren zuvor durch den globalen Anteil verdeckt, und konnten erst durch das Verfahren der modellbasierten Bewegungsseparierung erkannt werden, welches in dieser Arbeit entwickelt worden ist. Diese Betrachtungsweise ist bislang einzigartig und führt dazu, dass erstmals in der Forschung der Strömungsbestimmung anhand von Satellitenbildfolgen derartige mesoskalige Strömungsphänomene erkennbar sind.

Die wirbelartigen lokale Strömungskomponenten sind insofern interessant, als dass in den Satellitenaufnahmen der ersten ROI keine wirbelartigen Signaturen auf sein Vorhandensein hindeuteten (vgl. Abbildung 9.4). Der Grund hierfür ist der hohe Anteil der globalen Strömungskomponente an der gesamten Strömung. Würde sich dieser verringern und gleichzeitig der in Abbildung 9.22 gezeigte lokale Anteil steigen, so würden diese Wirbel auch in Signaturen der Bilddaten resultieren.

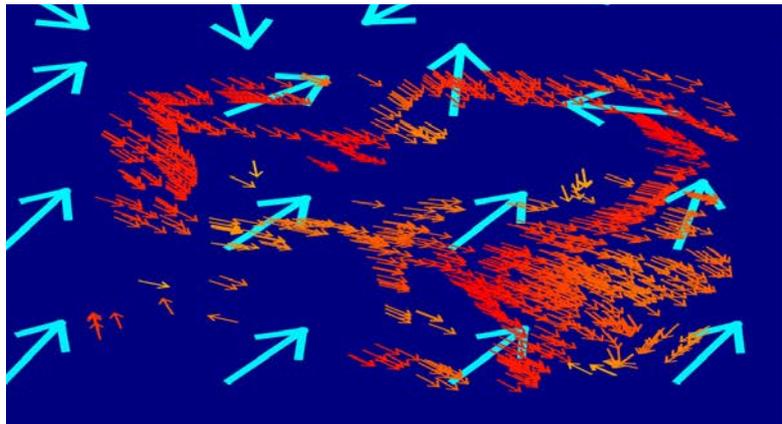
Abschließend lässt sich festhalten, dass das entwickelte Verfahren zur Analyse der lokalen Komponente wertvolle Hinweise auf die Eigenschaften des Strömungsfeldes gegeben hat. Diese waren nach der Strömungsbestimmung nicht erkennbar. Zugleich wurde durch das Verfahren gezeigt, dass die Meeresoberflächenströmung auf der Mesoskala in dieser ROI der Fallstudie mehrere ausdrucksstarke Skalen der Strömung besitzt, die in ihrer Gesamtheit die komplette Oberflächenströmung beschreiben.



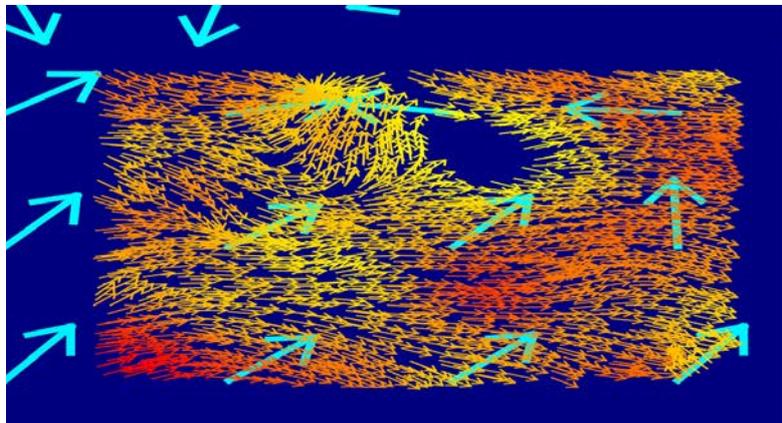
**Abbildung 9.22:** Fallstudie 1, ROI 1: Überbetonung der lokalen Strömungskomponente des Ergebnisses aus Abbildung 9.9. Zur Strömungsbestimmung wurde die fokussierte schnelle normierte Kreuzkorrelation mit einer Merkmalsexpanion von  $91 \times 91$  Bildpunkten verwendet. Die verwendeten Bilddaten stammen vom TM- und SAR-Sensor. Lokale Strömungskomponenten wurden schwarz hervorgehoben.

### ROI 2 – Strömungsbestimmung anhand von TM-, SAR- und WiFS-Bilddaten

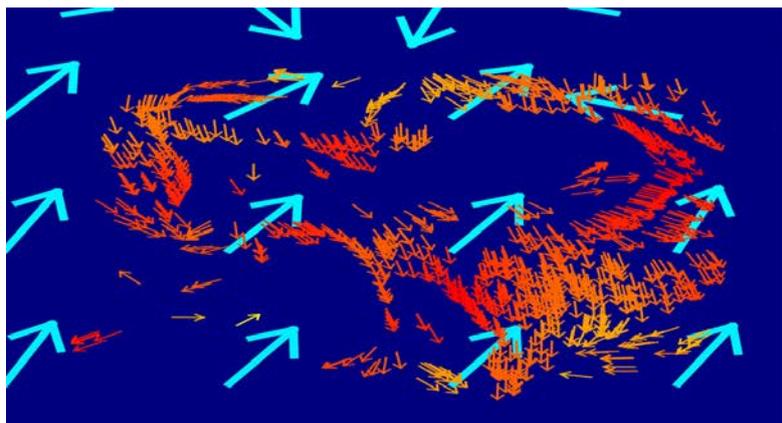
Auch für die zweite ROI der ersten Fallstudie liegen im Rahmen dieser Arbeit Ergebnisse des numerischen Strömungsmodells des BSH vor. Die Modellergebnisse werden zunächst so kombiniert, dass sie die modellierte Strömung in der zweiten ROI für alle zu betrachtenden Zeiträume beschreiben. Die unterschiedlichen Zeiträume ergeben sich aus den unterschiedlichen Bildpaaren, die jeweils zur Strömungsbestimmung verwendet worden sind. Abbildung 9.23 zeigt jeweils die durch Glättung erzielten Ergebnisse des Verfahrens der schnellen erschöpfenden Suche vor dem Hintergrund der Modellresultate der Strömung auf der obersten Wasserschicht (0 – 8 m).



(a) Modellergebnisse für 9:00 – 9:45 UTC (hellblau) und ermittelte Strömung (mit TM- und SAR-Bilddaten, siehe Abbildung 9.11b)



(b) Modellergebnisse für 9:45 – 10:30 UTC (hellblau) und ermittelte Strömung (mit SAR- und WiFS-Bilddaten, siehe Abbildung 9.11d)



(c) Modellergebnisse für 9:00 – 10:30 UTC (hellblau) und ermittelte Strömung (mit TM- und WiFS-Bilddaten, siehe Abbildung 9.14c)

**Abbildung 9.23:** Fallstudie 1, ROI 2: Vergleich der geglätteten Ergebnisse der merkmalsbasierten Strömungsbestimmung unter Verwendung des Verfahrens der schnellen erschöpfenden Suche (mit einer Merkmalsexpanion von  $31 \times 31$  Bildpunkten) mit den Ergebnissen des BSH-Modells zu unterschiedlichen Zeitintervallen. Die Länge der Modellvektoren ist nicht maßstabsgerecht, die Farbkodierungen der ermittelten Vektoren entsprechen den jeweiligen Teilabbildungen des vorigen Abschnitts.

Im Gegensatz zur Evaluierung der ersten ROI beschreibt das Modellergebnis für die zweite ROI der ersten Fallstudie keine konstante Bewegung in der obersten Wasserschicht. Vielmehr befindet sich die zweite ROI an der Grenze zu einem Bereich, in dem laut den Modellergebnissen zwei Strömungen aufeinandertreffen. Dieses Aufeinandertreffen lässt sich in den Teilabbildungen der Abbildung 9.23 erkennen, wenn man die obersten vier Modellvektoren mit den übrigen vergleicht. Zudem zeigen die Modellergebnisse auch hohe Schwankungen in der Tiefe, so besitzen die Modellvektoren, die in der zweiten Wasserschicht (8 – 16 m) vorhergesagt worden sind, eine Abweichung um nahezu  $180^\circ$ .

Betrachtet man die Variabilität der Modellergebnisse für die unterschiedlichen Zeiträume, so lässt sich erkennen, dass vor allem Änderungen in dem Bereich auftreten, in dem auch die Strömungsmessungen anhand der Satellitenbilder stattgefunden haben. Insgesamt findet in der ROI eine Drehung der nördlichen Vektoren statt. Vergleicht man die Vektorfelder insgesamt, so lässt sich bereits feststellen, dass die ermittelten Vektoren zwar nahezu immer in die gleiche Halbebene wie die Modellvektoren zeigen, hierbei aber systematisch um bis zu  $90^\circ$  abweichen. Diese Abweichungen sind vermutlich auf die hohe räumliche und in die Tiefe gehende Turbulenz der Modellvorhersage zurückzuführen.

Um die Abweichungen der Strömungsbestimmung der einzelnen Verfahren zu bestimmen, werden alle im vorigen Abschnitt vorgestellten Resultate quantitativ anhand der Modelldaten evaluiert. Dabei werden die gleichen Fehlermaße und die gleiche Glättung wie bei der ersten ROI dieser Fallstudie verwendet.

Die resultierende Fehlerwerte des Vergleichs zwischen geglätteten Ergebnissen und Modellresultaten sind in Tabelle 9.3 dargestellt. Sie unterstreichen die subjektiven Beobachtungen in ermittelten Strömungsfelder in Bezug auf die Modellergebnisse in den Teilabbildungen von Abbildung 9.23. In der Tabelle lässt sich außerdem ablesen, dass die Geschwindigkeitsermittlung mit im Schnitt weniger als  $1 \text{ cm/s}$  sehr gut mit den Modellergebnissen übereinstimmt.

Bei den Richtungsabweichungen zwischen Modellergebnissen und ermittelten Strömungen ist die Interpretation der Abweichungen hingegen wesentlich komplexer. Betrachtet man die Tabelle 9.3 ohne weiteres Vorwissen, so stellen die die lokalen differentiellen Verfahren (Lucas und Kanade, Strukturtensor und Farneback) die besten Resultate dar, da sie den Richtungsfehler in Bezug auch die Modellergebnisse minimieren. Eine Aussage über die tatsächliche Strömung und dem Bezug der Ergebnisse der Verfahren zu dieser ermöglichen diese Vergleichswerte jedoch nicht.

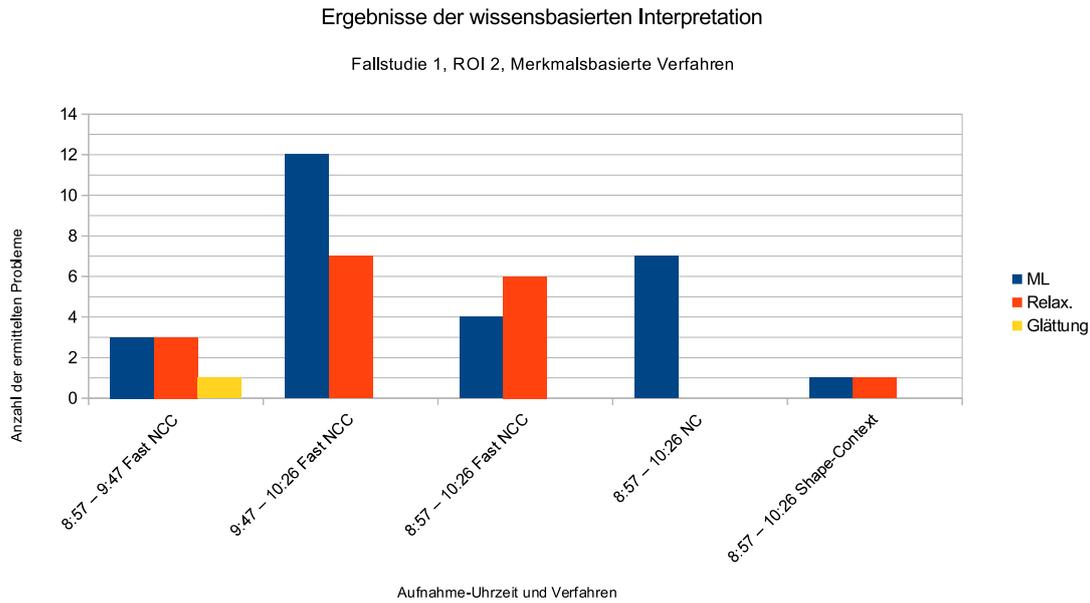
Aufgrund der hohen Korrelationswerte zwischen den Signaturen der Oberflächenfilmen wird den Strömungsfeldern, die mittels erschöpfender Suche ermittelt worden sind, ein sehr hohe Validität zugesprochen. Hinzu kommt, dass sowohl die lokalen, globalen als auch die hybriden differentiellen Verfahren Resultate liefern, die im Rahmen der Ergebnisse der merkmalsbasierten Verfahren liegen. Dass diese Ergebnisse in Bezug auf die Modellresultate um mehr als  $60^\circ$  abweichen, wird im Rahmen dieser Auswertung auf Ungenauigkeiten in den Modelldaten zurückgeführt. Das Modell beschreibt die Strömung an Meeresoberfläche für die zweite ROI der ersten Fallstudie offensichtlich zum Zeitpunkt der Untersuchungen nicht hinreichend.

Zeitintervall	Verfahren	AAE (°)	AVE (cm/s)
8:57 – 9:47	schnelle NCC	112.28 (30.30)	0.08 (0.04)
9:47 – 10:26	schnelle NCC	62.98 (53.68)	0.06 (0.04)
	Shape-Context	86.23 (46.98)	0.06 (0.03)
	Korrelationskoeffizient	79.58 (39.13)	0.06 (0.03)
	schnelle NCC	82.44 (40.31)	0.06 (0.03)
	Horn und Schunck ( $\alpha=5$ )	71.82 (55.75)	0.80 (0.47)
8:57 – 10:26	Nagel und Enkelmann ( $\alpha=5$ )	69.53 (54.34)	0.80 (0.47)
	Multisp. Horn und Schunck ( $\alpha=1.5$ )	68.35 (55.57)	0.80 (0.47)
	Lucas und Kanade ( $mask=61\times 61$ )	44.98 (52.53)	0.80 (0.48)
	Strukturtensor ( $\sigma_{outer}=20$ )	46.23 (53.84)	0.80 (0.48)
	Farnebäck ( $mask=31\times 31$ )	55.50 (50.94)	0.80 (0.47)
	Bruhn (linear) ( $\alpha=5, \sigma_{outer}=10$ )	73.27 (57.55)	0.80 (0.47)
	Bruhn (nonlin.) ( $\alpha=5, \sigma_{outer}=10$ )	63.19 (54.25)	0.79 (0.48)

**Tabelle 9.3:** Fallstudie 1, ROI 2: Vergleich der ermittelten Strömungen mit den Modellergebnissen für die zweite ROI der ersten Fallstudie. Vor dem Vergleich wurden alle ermittelten Strömungsfelder stark geglättet. In Klammern hinter den Fehlerwerten sind die zugehörigen Standardabweichungen eingetragen.

Je nach betrachtetem Zeitintervall liegen für die Größen der Merkmalsmengen bei 853 (bei Verwendung der TM-Bilddaten) sowie bei 1931 (bei Verwendung der SAR-Bilddaten). Diese Anzahlen an Strömungsvektoren übersteigen die Komplexität der beschreibungslogischen Verarbeitbarkeit, weshalb die ermittelten Vektorfelder mit Hilfe des  $k$ -means-Verfahrens auf jeweils 100 Cluster reduziert werden. Zur Interpretation werden analog zur ersten ROI die 100 mittleren Clustervektoren sowie die Standardabweichungen innerhalb eines jeden Clusters verwendet (siehe Algorithmus 7.4).

Für diese ROI ist es nicht sinnvoll, die Resultate der numerischen Strömungsmodelle mit in die Wissensbasis aufzunehmen, da diese für nahezu alle Ergebnisse mögliche Probleme als Instanzen des Konzeptes *modelledcurrent-problem* ermitteln würden. Wie in der ersten ROI sind auch in dieser ROI die Windmessungen und die Küstenlinien zu weit von den ermittelten Vektoren entfernt. Über Schiffsrouten liegen in dem Untersuchungsgebiet keine Informationen vor. Unter diesen Voraussetzungen bleibt für die Ergebnisse als einziges Untersuchungsgebiet der wissensbasierten Interpretation, die Ermittlung von Glattheitsverletzungen, gegeben durch Instanzen des Konzeptes *currentsmoothness-problem*. Hierzu wurden alle Ergebnisse der merkmalsbasierten Verfahren unter Betrachtung der unterschiedlichen Zuordnungsverfahren analysiert. Zur Unterscheidung, ob ein Cluster glatt ist, wird ein Schwellenwert mit der Standardabweichung von 20 festgelegt.



**Abbildung 9.24:** Fallstudie 1, ROI 2: Vergleich der Ergebnisse der wissensbasierten Analyse in Bezug auf die angewendeten Verfahren zur Strömungsbestimmung. Dargestellt sind die Anzahlen der Konzepte der Klasse *currentsmoothness-problem*: Maximum-Likelihood-Zuordnung (blau), Relaxation durch Varianzminimierung der Ausrichtung (orange) und Zuordnung durch Glättung (gelb).

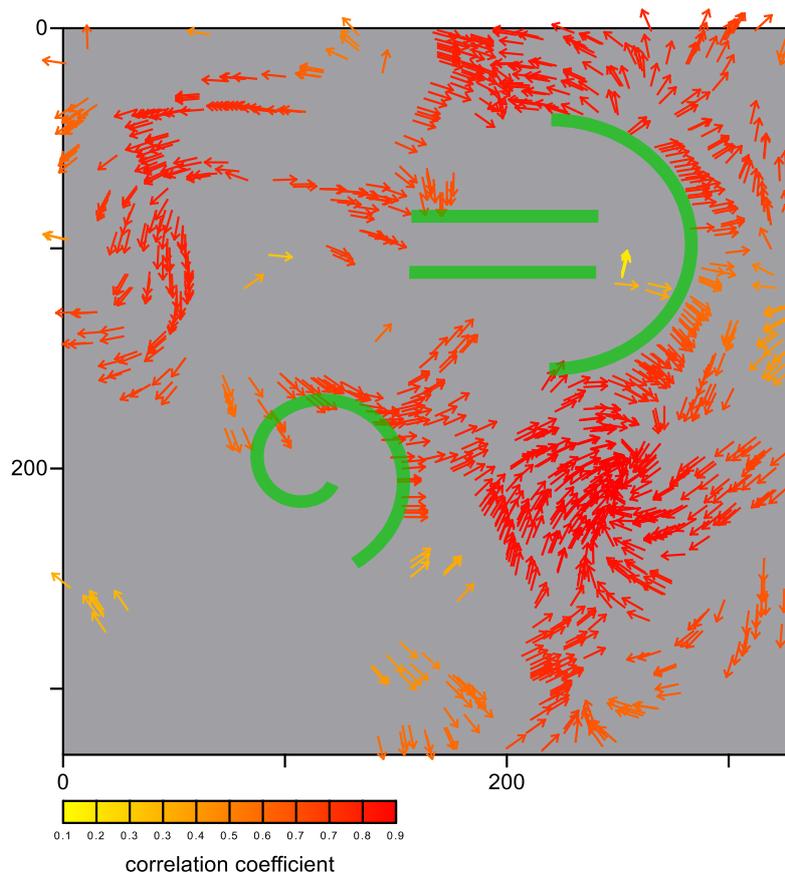
In Abbildung 9.24 sind die Resultate der wissensbasierten Interpretation angegeben. Hierbei ist für jedes verwendete Verfahren dargestellt, wie viele der 100 Individuen eine Verletzung der Glattheit beschreiben (*currentsmoothness-problem*). Die Ergebnisse der automatischen wissensbasierten Interpretation zeigen für nahezu alle Verfahren, dass sowohl die Verwendung der Relaxation durch Varianzminimierung als auch das glättende Zuordnungsverfahren die Glattheit des resultierenden Strömungsfeldes positiv beeinflussen. Hierbei führt die Glättung stets zu einer deutlicheren Reduktion der ermittelten Anzahl von Instanzen des Konzepts *currentsmoothness-problem*. Lediglich für den Fall der schnellen erschöpfenden Suche (Fast NCC) im Zeitintervall von 8:57 – 10:26 UTC führt die Varianzminimierung zu einer Erhöhung der Anzahl der Instanzen. Der Grund hierfür liegt in unterschiedlichen Ergebnissen des Clusterings beider Resultate. Durch die Varianzminimierung wird zwar ein Cluster mehr als problematisch markiert, in der Gesamtheit bilden die erkannten Cluster allerdings eine wesentlich geringere Fläche, als dies bei der Maximum-Likelihood-Zuordnung der Fall ist. Auch für diese ROI belegen die Ergebnisse vor allem die gute Aussagekraft der Intra-Cluster-Standardabweichung als Glattheitsmaß des Strömungsfeldes.

Da sich innerhalb dieser ROI zwei interessante Strukturen befinden, eine wirbelartige Struktur im unteren linken und ein Dipol im oberen rechten Bildbereich (siehe Abbildung 9.6), werden die ermittelten Vektorfelder nun auf Anhaltspunkte hin untersucht, die die Form dieser Signaturen erklären. Die Ergebnisse der Strömungsbestimmung, die in dieser Fallstudie durchgeführt wurden, zeigen hauptsächlich globale Strömungseigenschaften, die jeweils in östliche beziehungsweise südöstliche Richtungen verlaufen. Die ermittelte Strömung ist so global, dass sie keinen Rückschluss auf die abgebildeten Signaturen zulässt. Daher soll nun untersucht werden, ob sich im lokalen Strömungsverhalten der ermittelten Strömungsfelder Hinweise auf diese finden lassen.

Da die differentiellen Verfahren bereits innerhalb des Verfahrens Glattheitsannahmen verwenden und der Glattheitsterm zur Strömungsbestimmung zudem sehr hoch gewichtet werden musste (vgl. Abschnitt 9.1.3), eignen sich die Ergebnisse dieser Verfahrensklasse nicht zu einer Analyse der lokalen Strömung. Die entsprechenden Annahmen haben in diesen Verfahren bereits zu einer übermäßigen Glättung der lokalen Variabilität der Strömung geführt. Somit bleibt keine aussagekräftige lokale Komponente, die visuell interpretiert werden könnte. Für die merkmalsbasierten Verfahren gilt dies nicht, da sie die Strömung nur aufgrund lokaler Vergleiche ermitteln. Daher werden im Folgenden die durch Glättung zugeordneten Ergebnisse der schnellen erschöpfenden Suche zur visuellen Interpretation verwendet.

In Abbildung 9.25 sind die überbetonten lokalen Komponenten des ermittelten Strömungsfeldes zwischen TM- und SAR-Bilddaten dargestellt. Im Bereich des Dipols (jeweils blau, oben rechts in den Abbildungen) ist dessen lokales Strömungsverhalten gut zu erkennen. Im hinteren Bereich des Dipols strömt das Wasser an der Meeresoberfläche in dessen Richtung, im vorderen Bereich zeigt die lokale Strömung in Richtung der Struktur des Dipols. Unterhalb des Dipols ist zudem eine ausgeprägte lokale Verwirbelung zu erkennen, die zusätzlich zur lokalen Strömung des Dipols beiträgt. Für die wirbelartige Struktur im unteren linken Bereich von Abbildung 9.25 existieren linksseitig zu wenig Vektoren, um eine Aussage über die lokalen Strömungsanteile treffen zu können. Rechtsseitig erkennt man hingegen, dass sich Teile der Strukturen des Wirbels durch die Oberflächenströmung in Richtung des Dipols bewegen.

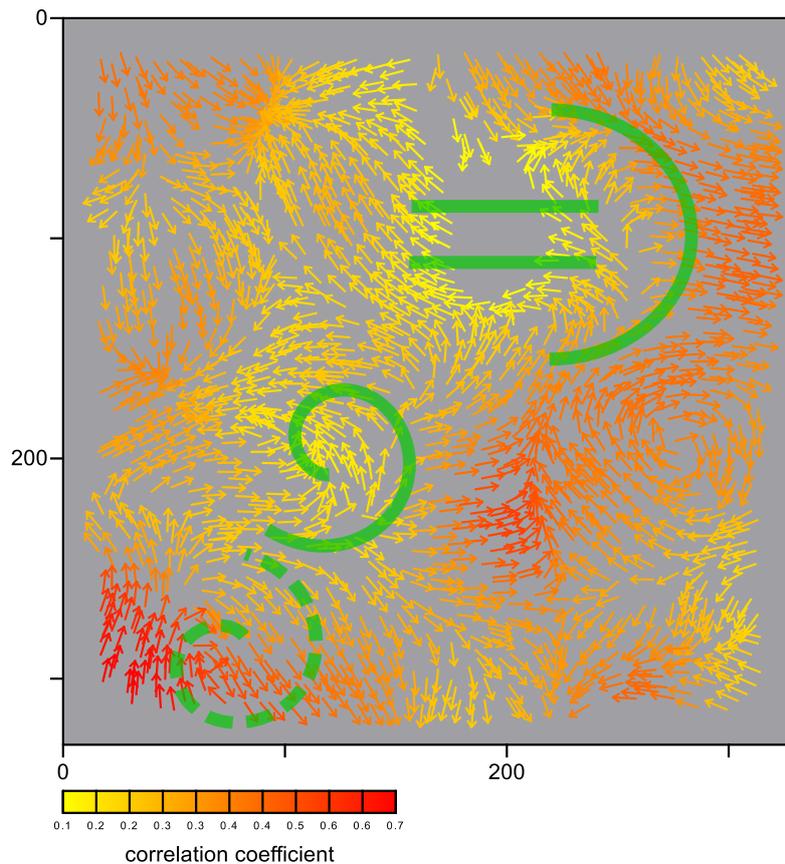
Die lokalen Komponenten der Strömungsergebnisse, die anhand von SAR- und WiFS-Bilddaten ermittelt worden sind, sind in Abbildung 9.26 dargestellt. Durch höhere Anzahl an ermittelten Merkmalen enthält dieses Strömungsfeld auch deutlich mehr Vektoren. Dies Vielzahl von ermittelten Strömungsvektoren ermöglicht unter Verwendung der Methode der Überbetonung der lokalen Komponente somit einen besseren Einblick in die lokalen Strömungsverhältnisse. Im Bereich des Dipols erkennt man analog zu Abbildung 9.26, dass im vorderen Bereich dieser Struktur eine Expansion in östliche Richtungen verläuft. Im Unterschied zur vorigen Abbildung ermöglichen die hier bestimmten Ergebnisse keine Aussage über die lokalen Strömungsverhältnisse im hinteren Bereich des Dipols. Einerseits verläuft die lokale Strömung hier entgegengesetzt, andererseits sind die erzielten Korrelationswerte dort auch verhältnismäßig gering. Somit ist der Verlauf der lokalen Strömung in diesem Bereich hauptsächlich auf die Glättung von Flussvektoren geringer Korrelationswerte zurückzuführen. Der lokale Wirbel unterhalb des Dipols



**Abbildung 9.25:** Fallstudie 1, ROI 2, TM & SAR: Überbetonung der lokalen Strömungskomponente zwischen 8:57 und 9:47 UTC. Zur Bestimmung der Strömung wurde das Verfahren der schnellen erschöpfenden Suche verwendet. Die Zuordnung erfolgte durch gewichtete Glättung (siehe Abbildung 9.11b)). Die Bereiche wichtiger Signaturen der Oberflächenfilme sind grün überlagert dargestellt: lokaler Wirbel (unten) und Dipol (oben).

ist auch in dieser Darstellung der lokalen Komponente zu erkennen. Im Gegensatz zum lokalen Strömungskomponente des ersten Zeitintervalls ist er jedoch leicht ostwärts verschoben (vgl. 9.26 mit 9.26). Der Grund für diese Verschiebung liegt offenbar in der recht hohen globalen Strömung, die für diesen Zeitraum ebenfalls ostwärts verläuft. Mit dieser bewegt sich diese Verwirbelung.

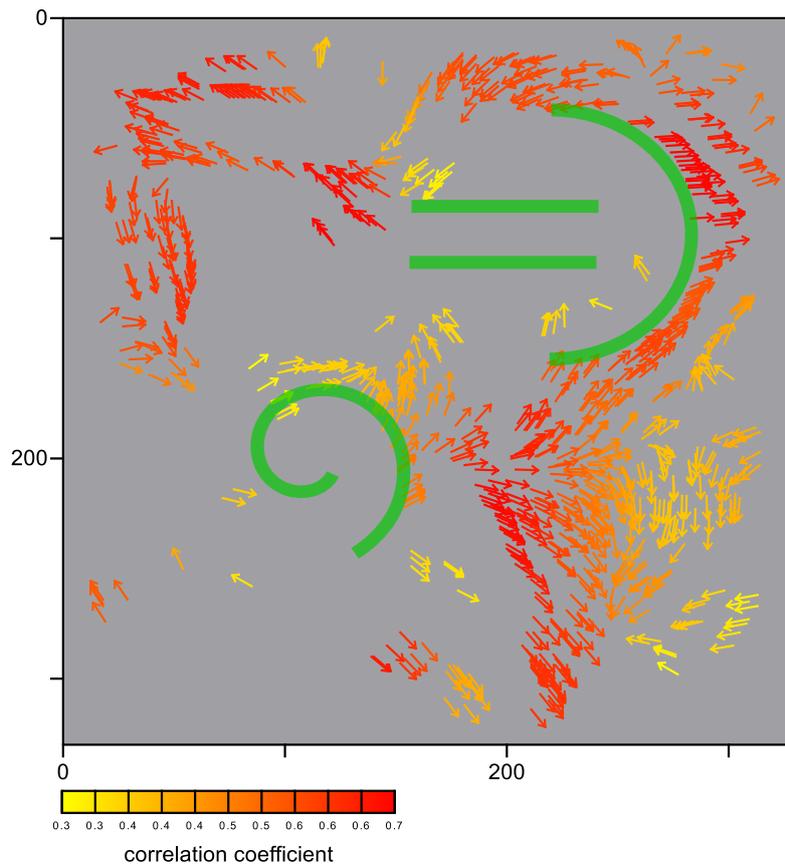
Im Bereich des Wirbels lassen sich aufgrund der Vielzahl der ermittelten Vektoren die lokalen Strömungsverhältnisse ebenfalls besser interpretieren. Im Vergleich zu Abbildung 9.25 zeigt Abbildung 9.26 Flussvektoren auf allen Seiten der wirbelartigen Struktur. Die lokale Strömung dieser Vektoren lässt auf eine zyklische Rotation gegen den Uhrzeigersinn schließen. Zusätzlich befindet sich unterhalb dieser lokalen Verwirbelung in Abbildung



**Abbildung 9.26:** Fallstudie 1, ROI 2, SAR & WiFS: Überbetonung der lokalen Strömungskomponente zwischen 9:47 und 10:26 UTC. Zur Bestimmung der Strömung wurde das Verfahren der schnellen erschöpfenden Suche verwendet. Die Zuordnung erfolgte durch gewichtete Glättung (siehe Abbildung 9.11d)). Die Bereiche wichtiger Signaturen der Oberflächenfilme sind grün überlagert dargestellt: lokale Wirbel (unten) und Dipol (oben).

9.26 eine weitere lokale Verwirbelung, die sich allerdings im Uhrzeigersinn dreht. Da diese beiden lokalen Wirbel räumlich sehr nahe benachbart auftreten, ist zu erwarten, dass sie Teile eines Dipols sind. Auf den vorliegenden Aufnahmen existieren bereits erste Hinweise in Form von Signaturen auf die Entwicklung eines Dipols (siehe Abbildung 9.5). Diese werden durch die lokale Komponente der ermittelten Strömung erstmalig in dieser Arbeit ohne das Vorhandensein einer vollständigen Signatur eines Dipols gestützt.

Die lokale Strömung, die bei einer Verwendung der Bilddaten des TM- sowie des WiFS-Sensors entsteht, ist in Abbildung 9.27 dargestellt. Die lokalen Strömungskomponenten ähneln denen, die in Abbildung 9.25 angegeben sind, da durch den hohen Bewölkungsgrad der Landsat-Szene nur wenige Strömungsvektoren bestimmt werden können. Im



**Abbildung 9.27:** Fallstudie 1, ROI 2, TM & WiFS: Überbetonung der lokalen Strömungskomponente zwischen 8:57 und 10:26 UTC. Zur Bestimmung der Strömung wurde das Verfahren der schnellen erschöpfenden Suche verwendet. Die Zuordnung erfolgte durch gewichtete Glättung (siehe Abbildung 9.14c)). Die Bereiche wichtiger Signaturen der Oberflächenfilme sind grün überlagert dargestellt: lokaler Wirbel (unten) und Dipol (oben).

Bereich des Dipols sind insgesamt deutlich weniger markante lokale Strömungen zu erkennen, als dies bei den Abbildungen 9.25 und 9.26 der Fall war. In Abbildung 9.27 ist vor allem der lokale Strömungsverlauf des Dipols aus Abbildung 9.26 zu erkennen. Allerdings konnten in diesem Fall weder die lokale Verwirbelung unterhalb des Dipols noch die lokalen Strömungen im hinteren Bereich des Dipols bestimmt werden. Ein möglicher Grund hierfür ist, dass in diesem Bereich nur sehr wenige Vektoren liegen, die zudem einen geringen Korrelationskoeffizienten aufweisen. Im Bereich der Verwirbelung sind zu wenige Flussvektoren bestimmt worden, als dass eine Interpretation der lokalen Strömungskomponente erfolgen könnte.

## 9.2 Kalifornische Küste (biogene Filme, SAR)

Das Auftreten von Algenblüten als Produzenten biogener Oberflächenfilmen ist nicht auf ein bestimmtes Gewässer beschränkt, sondern tritt nahezu überall auf der Welt auf. Während die erste Fallstudie die Strömungsbestimmung anhand von biogenen Oberflächenfilmen in der Ostsee aufzeigte, wird in der zweiten Fallstudie das Gebiet vor der kalifornischen Küste (südlich von Long Beach) untersucht. Zudem werden für diese Fallstudie anstatt multimodaler Bilddaten, multisensorische SAR-Bilder verwendet. Im Gegensatz zu den multispektralen Daten der ersten Fallstudie treten bei den Bilddaten dieses Abschnittes folglich keine Verdeckungen durch Wolken auf.

Die Betrachtung des Gebietes findet für den 27. September 2003 statt. Durch die zum Zeitpunkt der Aufnahme auftretende Algenblüte existieren auch für diese Fallstudie Signaturen auf den Bildern, die mit den entwickelten Verfahren verfolgt werden können, um die Strömung an der Meeresoberfläche zu ermitteln.

Während der Aufnahmen herrschte im Untersuchungsgebiet ein nördlicher Wind mit einer Geschwindigkeit von 2.1  $m/s$ . Zudem herrschte zum Untersuchungszeitpunkt Flut, wodurch sich Wassermassen der Küste näherten. Außerdem unterhält das „Southern California Coastal Observing System“ ein sehr gut ausgebautes Netz von HF-Radar-Arrays an der Küste und auf den vorgelagerten Inseln, mit dem die Strömung an der Meeresoberfläche vermessen wird (vgl. Laws (2001)). Auf Nachfrage bei der zuständigen Behörde wurde allerdings mitgeteilt, dass die Daten für die gegebene Region erst ab Januar 2007 vorliegen. Daher liegen außer den Wind- und Gezeiteninformationen keine Modellergebnisse der Strömung zur Evaluierung vor.

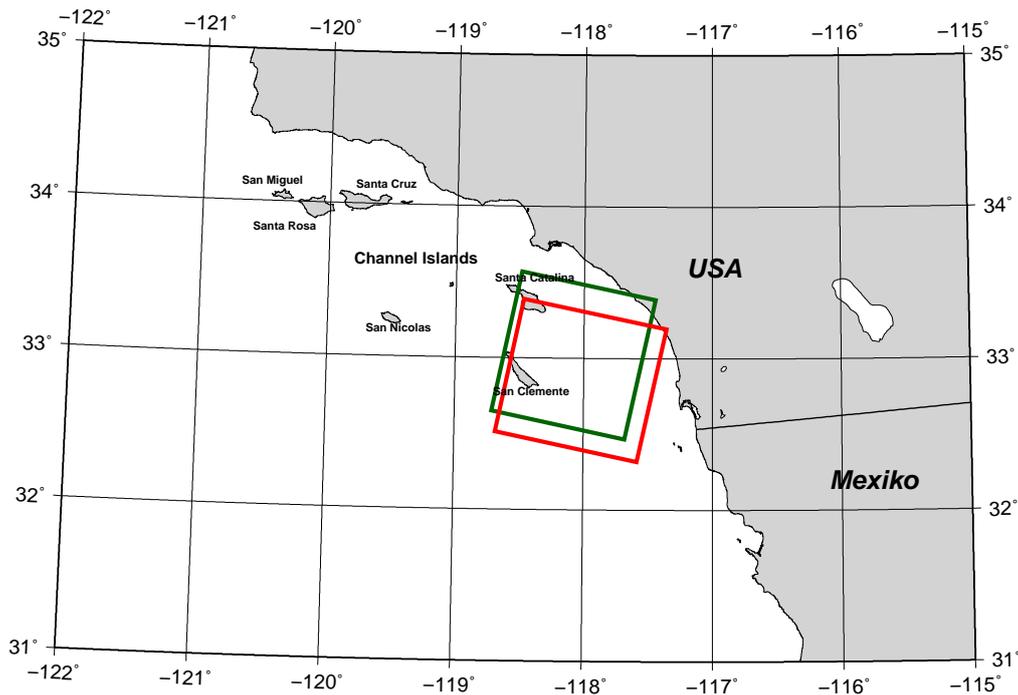
### 9.2.1 Verfügbare Bilddaten

Am 27. September 2003 überflogen zwei Satelliten das Untersuchungsgebiet, ENVISAT (siehe Anhang A.3) und ERS-2 (siehe Anhang A.4). An Bord beider Plattformen waren während des Überfluges die SAR-Sensoren aktiviert, sodass zwei um 29 Minuten versetzte SAR-Aufnahmen des Untersuchungsgebietes entstanden. Beide Sensoren besitzen ein identisches Auflösungsvermögen und nehmen mit dem C-Band im gleichen Bereich des Spektrums auf. In Abbildung 9.28 sind die geografischen Informationen der beiden Bilddaten dargestellt.

Da beide Aufnahmen über eine identische Auflösung verfügen, müssen keine Reskalierungen vorgenommen werden. Im Gegensatz zur ersten Fallstudie entspricht somit die

Plattform	Sensor	Auflösung ( $m$ )	Uhrzeit (UTC)
ENVISAT	ASAR	12.5	18:01
ERS-2	SAR		18:30

**Tabelle 9.4:** Verschiedene Plattformen und Sensoren der zweiten Fallstudie. Das Datum aller Aufnahmen ist der 27. September 2003.



**Abbildung 9.28:** Das Untersuchungsgebiet der zweiten Fallstudie, die kalifornische Küste der USA. Farblich hervorgehoben sind die Aufnahmegebiete der verfügbaren Satellitenbilddaten: ENVISAT-ASAR (rot) und ERS-2-SAR (grün).

Auflösung der Sensoren mit 12.5 m gleichzeitig der maximalen Auflösung der resultierenden Strömungsbestimmung. Um die Originalauflösung der Bilder beizubehalten und gleichzeitig das Speckle zu unterdrücken, wird die in Abschnitt 4.1.3 erläuterte Vorgehensweise durchgeführt und zur Vorverarbeitung ein Gamma-MAP-Filter mit einer Fensterbreite von  $5 \times 5$  Bildpunkten eingesetzt.

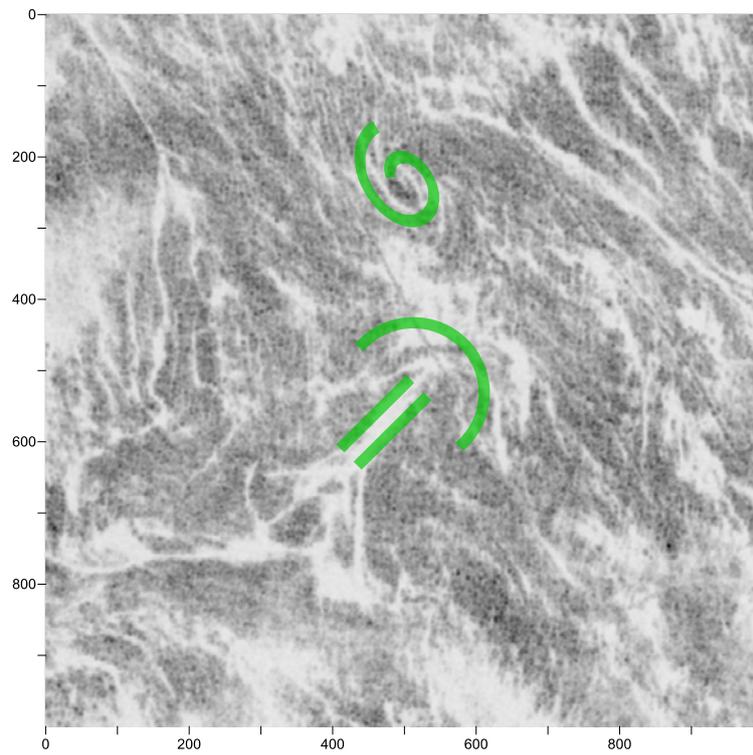
Auf beiden Aufnahmen sind neben der Meeresoberfläche noch Teile der Inseln San Clemente und Santa Catalina abgebildet (siehe Abbildung 9.28). Sie ermöglichen eine präzise Registrierung anhand gleichmäßig über die Szene verteilter manuell ausgewählter Kontrollpunkte. Als Registrierungsmethode wurde analog zur ersten Fallstudie die perspektivische Registrierung gewählt (siehe Abschnitt 4.1.1). Das Fehlermaß der Kontrollpunkte in Bezug auf das ermittelte perspektivische Registrierungsmodell lag bei beiden Teilfällen unter einem Bildpunkt. Die Bilddaten, die in dieser Fallstudie vorliegen, zeigen, dass zum Zeitpunkt der Aufnahmen wechselhafte atmosphärische Bedingungen herrschten, die die Rauigkeit der Meeresoberfläche lokal stark beeinflussen. Somit sind in der kompletten unteren Hälfte von Abbildung 9.29 abwechselnd helle und dunkle Bereiche zu erkennen. Innerhalb dieser Regionen sind die Radarrückstreuwerte so inhomogen, dass Oberflächenfilme dort nicht erkannt werden können.

Im nördlichen Bereich des Bildes zeigt sich zwischen den vorgelagerten Inseln und der Küste im äußeren rechten Bildrand ebenfalls eine hohe Variabilität in den ermittelten

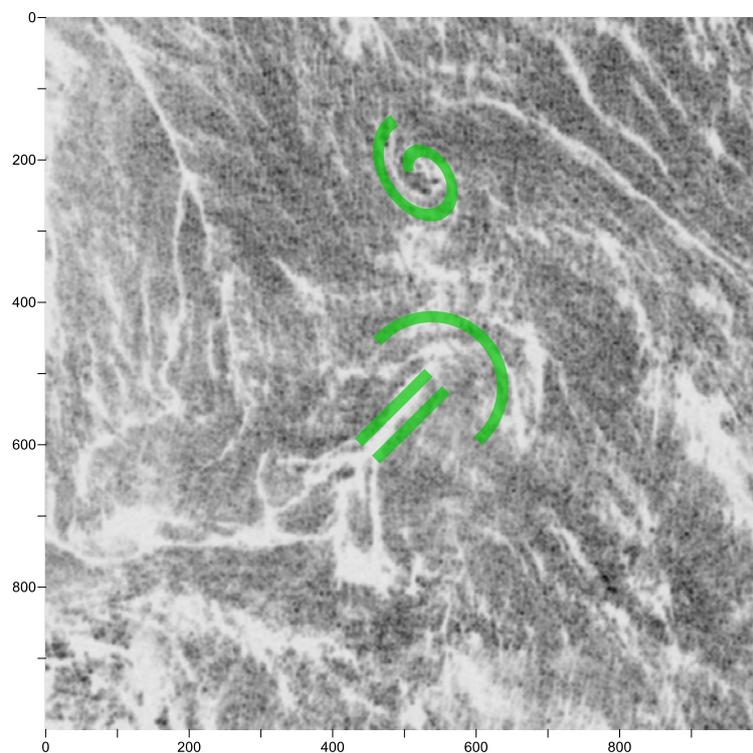


**Abbildung 9.29:** Übersicht der ROI (rot) der zweiten Fallstudie. Im Hintergrund ist die orthorektifizierte ENVISAT-Aufnahme abgebildet. Die Aufnahme wird zur besseren Sichtbarkeit kontrastentzerrt dargestellt.

Radarrückstreuwerten. Verglichen mit dem südlichen Bildbereich fällt diese allerdings weniger turbulent aus. Auch in diesem Bereich herrscht nur ein geringer Kontrast zwischen abgebildeter Meeresoberfläche und den Signaturen der biogenen Oberflächenfilme. Der ohnehin geringe Kontrast variiert zudem innerhalb der Aufnahmen sehr stark. Einzig in der nordöstlichen Region der Aufnahme ist der Kontrast der rauen Meeresoberfläche zu den Signaturen der Oberflächenfilmen konstant, sodass diese Region als ROI dieser Fallstudie ausgewählt wurde. Die Größe der ROI beträgt  $12.5 \times 12.5 \text{ km}^2$ . Zudem besitzen die Signaturen von Oberflächenfilmen, die sich in dieser ROI befinden, interessante Formen, die auf turbulente Strömungen hindeuten. Zentral in der ROI befinden sich die Signaturen eines Dipols und eines submesoskaligen Wirbels, die in Abbildung 9.30 jeweils grün hervorgehoben worden sind. Der Wirbel besitzt einen Durchmesser von ca. 80 Bildpunkten, was  $1 \text{ km}$  auf der Meeresoberfläche entspricht und damit unterhalb der Mesoskala liegt.



(a) ENVISAT, Gamma-MAP (5×5)



(b) ERS-2, Gamma-MAP (5×5)

**Abbildung 9.30:** Fallstudie 2: Die ROI nach der Speckle-Filterung. Zur besseren Darstellung wurden die SAR-Aufnahmen invertiert und der Kontrast erhöht. Markante Signaturen in den Aufnahmen wurden grün hervorgehoben. Die Größe der ROI beträgt  $12.5 \times 12.5 \text{ km}^2$ .

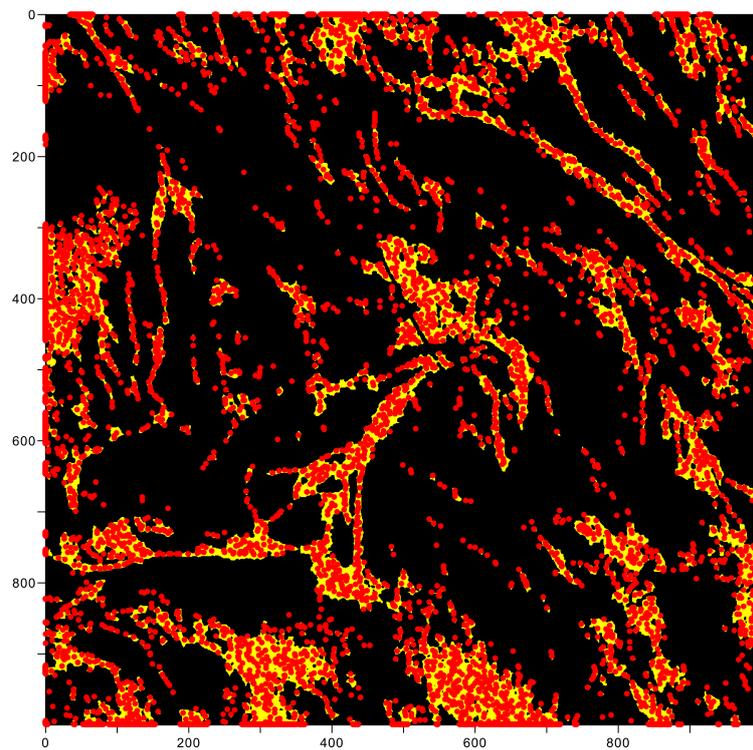
### 9.2.2 Auswahl geeigneter Verfahren

Da beide SAR-Sensoren ähnliche Abbildungseigenschaften besitzen, kann davon ausgegangen werden, dass die abgebildeten Signaturen vergleichbare Intensitäten auf den Bilddaten hinterlassen. Dies ist für das vorliegende Gebiet nur näherungsweise der Fall, da die Bilddaten des ERS-2 SAR-Sensors einen höheren Kontrast aufweisen, als die des ASAR-Sensors an Bord des ENVISAT-Satelliten (vgl. Abbildung 9.30). Ob diese Unterschiede durch Unterschiede der Sensoren, ungünstige Aufnahmebedingungen oder andere Vorverarbeitungsverfahren der Sensordaten entstehen, konnte im Rahmen dieser Arbeit nicht ermittelt werden.

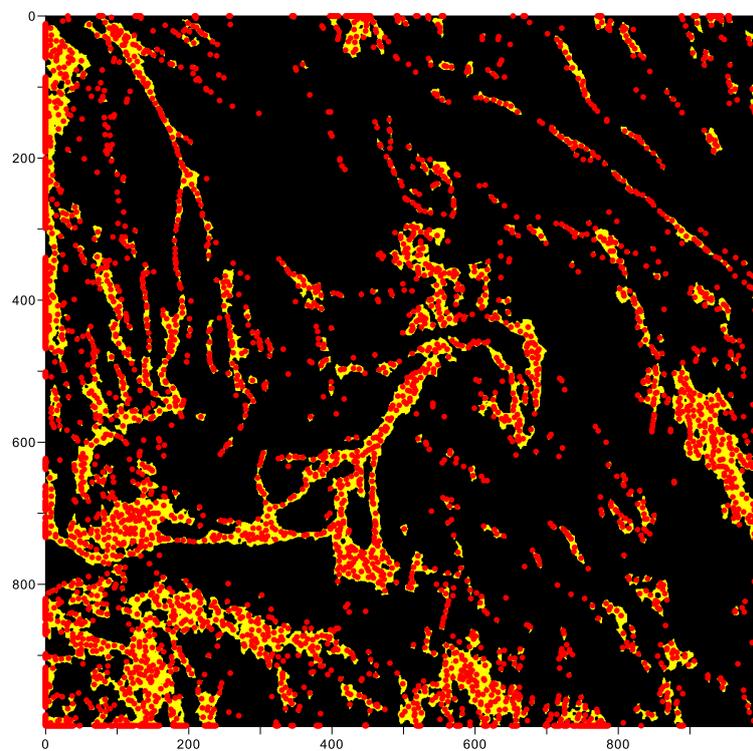
Für die Anwendung der merkmalsbasierten Verfahren ist die Frage zu klären, ob die Merkmale über die Zeit hinweg stabil sind. In Abbildung 9.31 sind daher sowohl die als Oberflächenfilme vorklassifizierten Gebiete (gelb) als auch die erkannten Merkmale (rot) dargestellt. Für die Merkmalsdetektion wurde der Monotonie-Operator verwendet. Bei der Betrachtung dieser Abbildung wird deutlich, dass die Merkmalsstabilität nicht für alle Merkmale der ersten Aufnahme gegeben ist. Dadurch werden bei einem Merkmalsvergleich nicht für alle Merkmale der ersten Aufnahme auch korrespondierende Merkmale der zweiten Aufnahme ermittelt werden können.

Betrachtet man jedoch die komplette ROI, so kann man insgesamt eine hohe Stabilität beobachten. Daher sollen in dieser Fallstudie auch Verfahren eingesetzt werden, die Merkmale mit Merkmalen vergleichen, da hierdurch das Validitätsmaß der einzelnen Verfahren gut getestet werden kann. Alle Zuordnungen, für die kein korrespondierendes Merkmal auf dem zweiten Bild existiert, sollten durch ein geringeres Validitätsmaß gekennzeichnet sein.

Für den Einsatz von differentiellen Verfahren existieren lediglich zwei Einschränkungen. Zum einen sollte aufgrund der fehlenden Übereinstimmung des Kontrasts sowie des auch nach der Filterung noch recht hohen Rauschanteils der Bilder das Verfahren von Verri et al. (1990) (siehe Definition 4.11) nicht angewendet werden. Zum anderen können für diese Fallstudie multispektrale Verfahren nicht angewendet werden, da diese mehrkanalige Bilddaten erfordern - bei SAR-Aufnahmen liegt hingegen lediglich ein Band vor. Dadurch, dass sie die Intensitäten der Signaturen der Oberflächenfilme nicht unterscheiden, bleiben diejenigen Verfahren jedoch anwendbar, die auf der Basisgleichung des Optischen Flusses aufbauen.



(a) Merkmalsdetektion anhand der ENVISAT-Bilddaten aus Abbildung 9.30a



(b) Merkmalsdetektion anhand der ERS-2-Bilddaten aus Abbildung 9.30b

**Abbildung 9.31:** Fallstudie 2: Merkmalsdetektion zur SAR-basierten Strömungsbestimmung. Zur Merkmalsdetektion wurde zunächst jeweils eine Vorklassifizierung durchgeführt (gelb). Innerhalb der klassifizierten Bereiche wurden Merkmale als Bildpunkte der Monotonieklasse 0 ausgewählt (rot).

### 9.2.3 Ergebnisse der Strömungsberechnung

Aufgrund der Auflösung der verwendeten registrierten Bilddaten von  $12.5 \times 12.5 \text{ m}^2$  pro Bildpunkt sowie der Dauer zwischen den unterschiedlichen Zeitpunkten von ENVISAT- und ERS-2-Aufnahme ergibt sich die Verschiebung von einem Bildpunkt als Ermittlung einer Geschwindigkeit an der Meeresoberfläche von  $0.72 \text{ cm/s}$ . Nimmt man eine maximale Strömungsgeschwindigkeit von  $30 \text{ cm/s}$  an, so entspricht dies einem maximalen Suchradius von 50 Bildpunkten für die im vorigen Abschnitt ausgewählten merkmalsbasierten Verfahren.

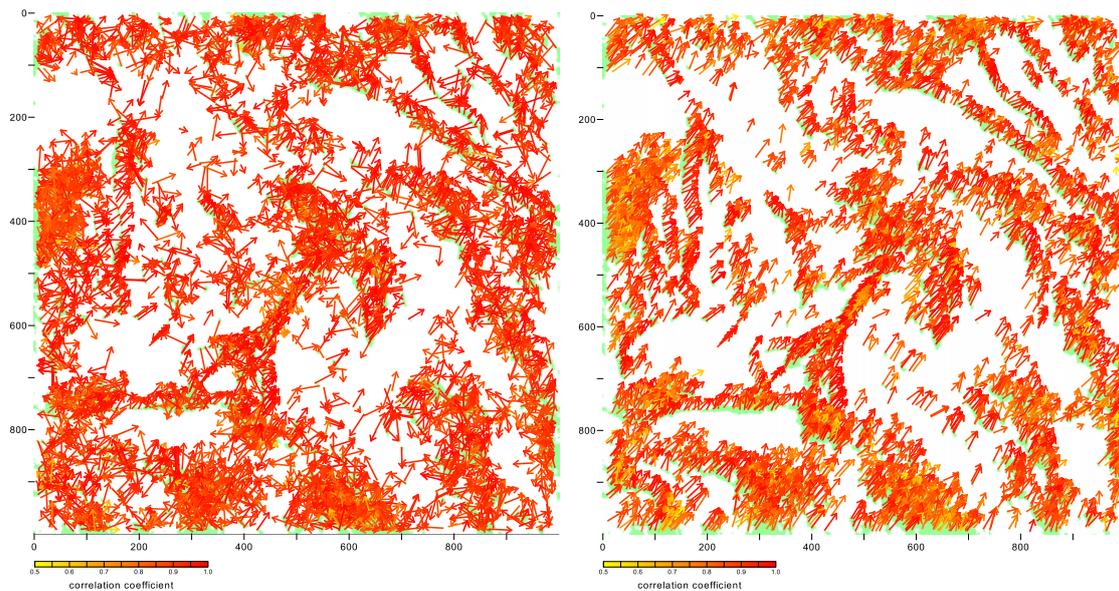
Neben der maximalen Entfernung, die im Rahmen der erschöpfenden Suche berücksichtigt werden muss, muss die Größe der Merkmalsexpanion festgelegt werden. Im Rahmen dieser Fallstudie wird zunächst das Verfahren der schnellen erschöpfenden Suche als Referenz untersucht. Im Anschluss daran werden die Ergebnisse mit den weiteren Verfahren mit dieser Referenz verglichen. Da die Merkmalsexpanion keine feste Größe ist, werden zunächst analog zur ersten Fallstudie verschiedene Expansionsgrößen untersucht:

1.  $11 \times 11$  Bildpunkte (entspricht  $137.5 \times 137.5 \text{ m}^2$ )
2.  $31 \times 31$  Bildpunkte (entspricht  $387.5 \times 387.5 \text{ m}^2$ )
3.  $61 \times 61$  Bildpunkte (entspricht  $762.5 \times 762.5 \text{ m}^2$ )

Zusätzlich zu den unterschiedlichen Größen der Merkmalsexpanion wird jedes Experiment einmal mit und einmal ohne der fokussierten Suche durchgeführt. Die globale Strömungskomponente für die fokussierte Suche wurde in dieser ROI als eine Translation um  $\vec{d} = (20 \ -25)^T$  Bildpunkte ermittelt. Anstatt der vorgegebenen maximalen Verschiebung von 50 Bildpunkten verwenden die Verfahren, die fokussiert suchen, daher lediglich einen Suchraum mit einer maximalen Distanz von 18 Bildpunkten.

Die Ergebnisse sind in den Abbildungen 9.32, 9.33a sowie 9.33b dargestellt, wobei in den linken Teilabbildungen jeweils keine fokussierte Suche verwendet wurde. In den rechten Teilabbildungen wurde hingegen die fokussierte Suche eingesetzt. Die Ergebnisse zeigen insgesamt eine Strömung in Richtung der Küste an, ungeachtet der Signaturen des Wirbels sowie des Dipols aus Abbildung 9.31. Diese globale Strömungskomponente ist analog zu den ermittelten Resultaten der ersten Fallstudie und widerspricht zunächst den abgebildeten Signaturen, die für eine turbulente Entwicklung der Strömung des Gebietes zum Zeitpunkt der Aufnahme sprechen. Wie bereits bei den Ergebnissen der ersten ROI der ersten Fallstudie, in der multimodale Bilddaten zur Strömungsbestimmung verwendet wurden, zeigt sich auch bei der Verwendung von multisensorischen SAR-Daten die enorme Verbesserung, die durch den Einsatz des Verfahrens der fokussierten Suche resultiert. Ohne dieses Verfahren wären beispielsweise die in Abbildung 9.32 erzielten Ergebnisse unbrauchbar.

Der Grund für die fehlende Glattheit ist, dass bei einer Merkmalsexpanion von  $11 \times 11$  Bildpunkten zu viele lokale Maxima existieren, die ohne eine globale Richtungsabschätzung zu einer Vielzahl von fehlerhaften Zuordnungen führen. Je größer die verwendete Merkmalsexpanion ist desto geringer wird dieser Effekt, da durch die entstehende

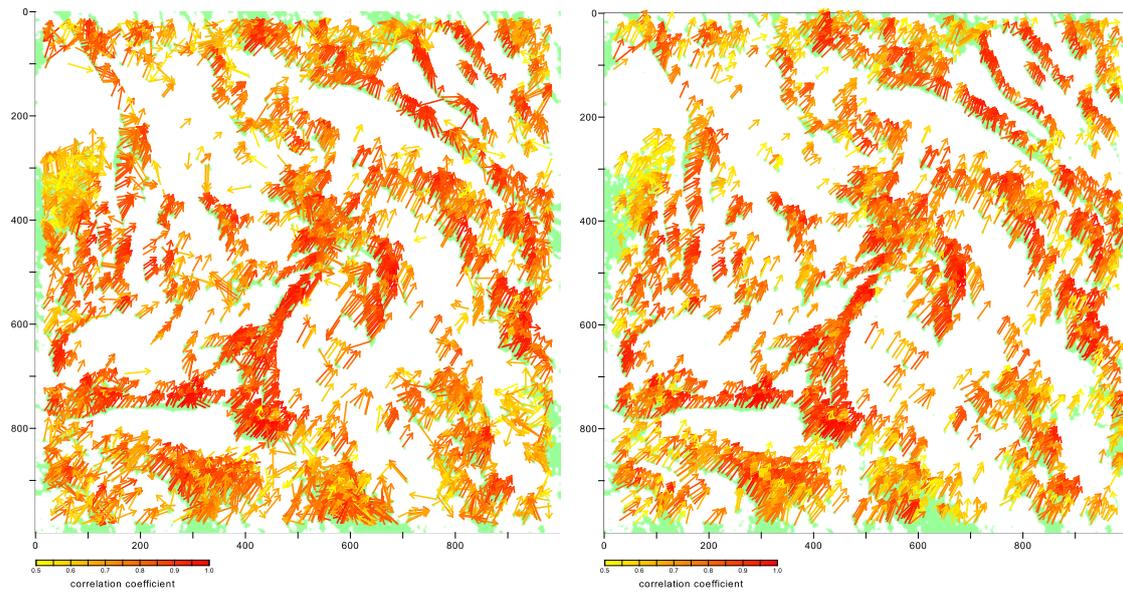


**Abbildung 9.32:** Fallstudie 2: Ergebnisse der schnellen erschöpfenden Suche mit  $11 \times 11$  Merkmalsexpansion. Links: ohne fokussierte Suche, rechts: mit fokussierter Suche. Dargestellt werden die Maximum-Likelihood-Zuordnungen. Im Hintergrund sind die als Oberflächenfilme vorklassifizierten Bildbereiche der ENVISAT-Aufnahme dargestellt (hellgrün).

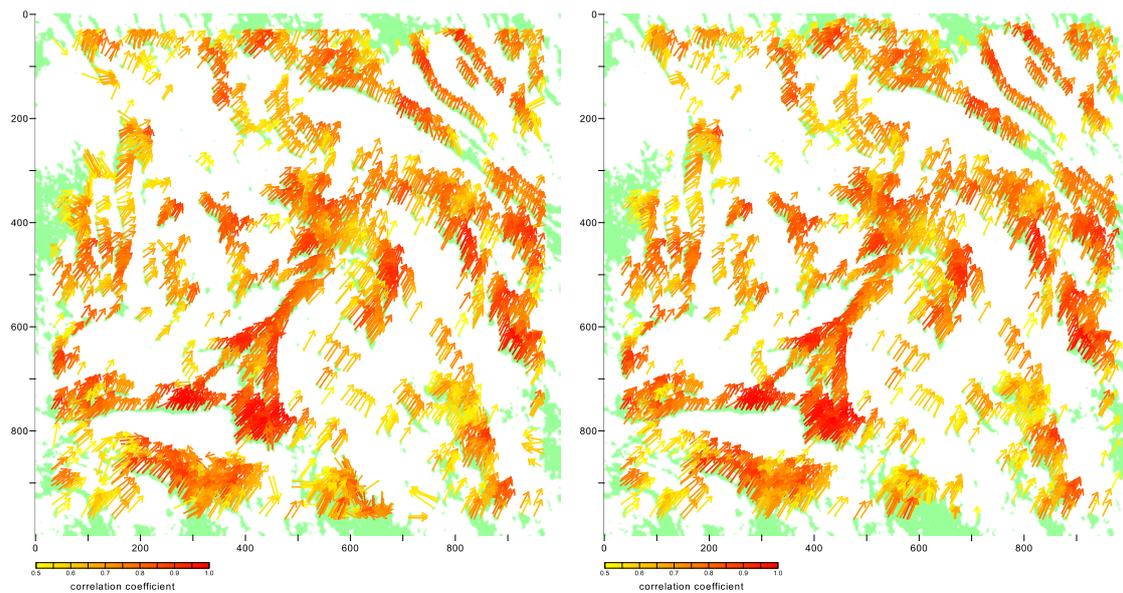
größere Blende eine bessere Unterscheidbarkeit der Merkmale gewährleistet ist (siehe Abbildungen 9.33a und 9.33b). Allerdings sinken mit steigender Merkmalsexpansion die maximal erreichten Korrelationskoeffizienten. Dies führt dazu, dass es schwieriger wird, Validitätsaussagen über die Zuordnungen und somit die ermittelten Flussvektoren zu treffen.

Im Rahmen der vorgestellten Resultate der schnellen normierten Kreuzkorrelation, stellt eine Merkmalsexpansion von  $61 \times 61$  Bildpunkten daher einen guten Kompromiss dar. Die mit dieser Expansion erzielten Ergebnisse sind bereits so glatt, dass eine nachträgliche Glättung des Vektorfeldes nicht notwendig ist. Ebenso ist eine Relaxation durch Varianzminimierung für die erzielten Ergebnisse unnötig. Bei einer Merkmalsexpansion von  $31 \times 31$  Bildpunkten wäre der Einsatz des Relaxationsverfahrens hingegen sinnvoll gewesen, da hier vor allem im oberen rechten Bildabschnitt Mehrfachzuordnungen und überkreuzende Flussvektoren bei der Strömungsbestimmung auftreten (vgl. Abbildung 9.33a).

Mit der gewählten Merkmalsexpansion werden nun die Ergebnisse der erschöpfenden Suche mit den Ergebnissen der Verfahren verglichen, die Merkmale auf Merkmale abbilden. Um den Vorteil der fokussierten Suche auch für diese Fälle aufzuzeigen, werden zunächst die Ergebnisse für das normierte Korrelationsverfahren sowie das Shape-Context-Verfahren mit und ohne die fokussierte Suche in Abbildung 9.34 dargestellt.



(a) 31×31 Expansion



(b) 61×61 Expansion

**Abbildung 9.33:** Fallstudie 2: Ergebnisse der schnellen erschöpfenden Suche mit unterschiedlichen Merkmalsexansionen. Links: ohne fokussierte Suche, rechts: mit fokussierter Suche. Es wurden die gleichen Farbkodierungen wie in Abbildung 9.32 verwendet.

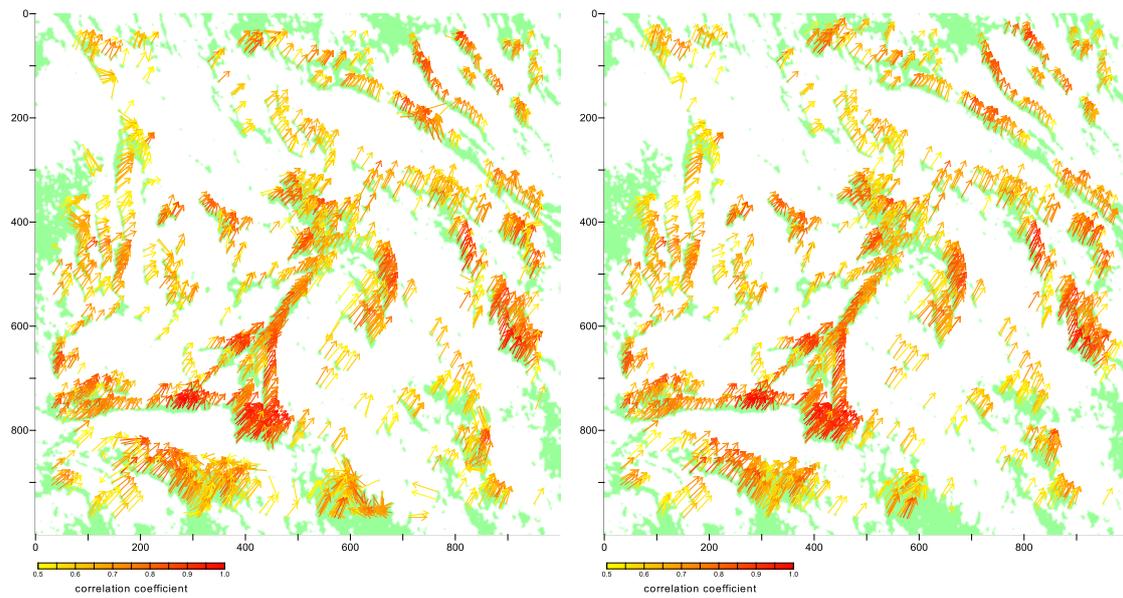
Falls die Zuordnung von Merkmal zu Merkmal anhand des korrelationsbasierten Ansatzes erfolgt, sind die Resultate vergleichbar mit denen der erschöpfenden Suche, bei welchen die schnelle normierte Kreuzkorrelation verwendet wird. Es tritt bei der Zuordnung von Merkmal zu Merkmal lediglich das Phänomen auf, dass wesentlich weniger Merkmale des ersten Bildes mit einem Korrelationskoeffizienten oberhalb von 0.5 zugeordnet werden können, als dies bei der erschöpfenden Suche der Fall war. Der Grund hierfür ist die fehlende Stabilität der Merkmale. Diese führt im Rahmen der Merkmalsdetektion dieser Fallstudie dazu, dass für das erste Bild der Folge wesentlich mehr Merkmale gefunden worden sind als für das zweite. Da für einige Merkmale keine Entsprechungen im zweiten Bild gefunden werden, deren Korrelationskoeffizienten hoch genug sind, resultiert ein wesentlich dünner besetztes Strömungsfeld (siehe Abbildung 9.34a).

Erstaunlich sind die Resultate des Shape-Context-Verfahrens, da dieses lediglich aufgrund der lokalen Konfiguration der Merkmale zueinander eine Entscheidung über ein Zuordnung von Merkmal zu Merkmal trifft. Obwohl sich die räumlichen Konfigurationen der Merkmale für die Merkmalsmengen beider Bilder unterscheiden (vgl. Abbildung 9.29), ergeben sich mit dem Shape-Context-Verfahren Flussvektoren, die mit denen des Korrelationsansatzes vergleichbar sind, falls die fokussierte Suche vorher ausgeführt wird. Dies spricht dafür, dass die einzelnen Merkmale entlang der Signaturen der biogenen Oberflächenfilme signifikante Strukturen bilden.

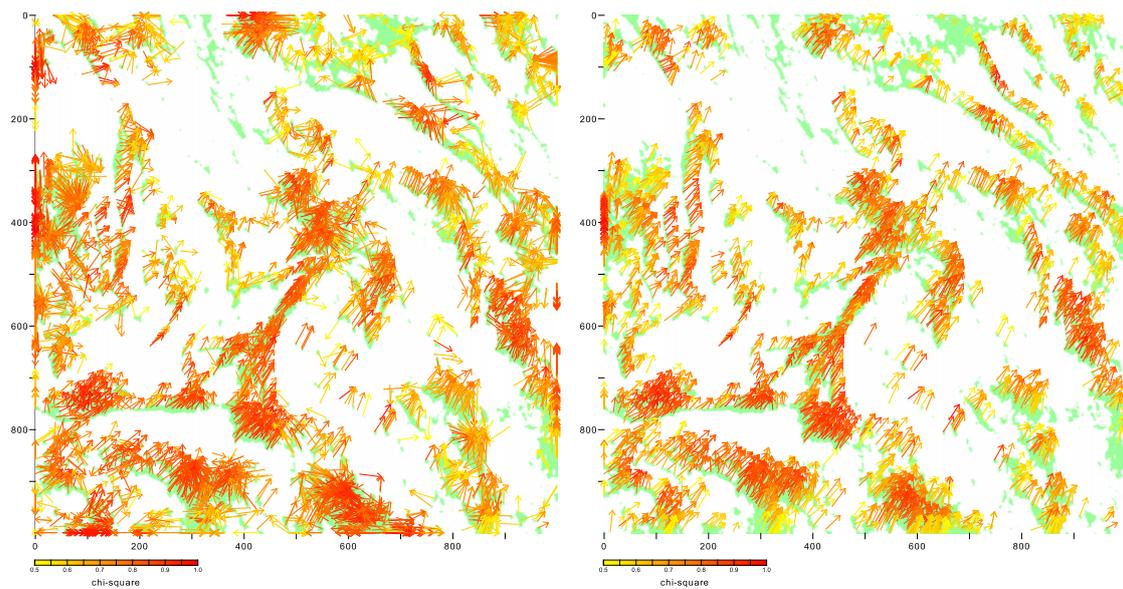
Abschließend lässt sich zu den verwendeten merkmalsbasierten Verfahren feststellen, dass eine vorige Anwendung der fokussierten Suche die Glattheit der Ergebnisse aller hier vorgestellten Ansätze verbessert. Auch wenn die Unterschiede der verschiedenen Verfahren in dieser Fallstudie verhältnismäßig gering ausfallen, so zeigt die fokussierte schnelle erschöpfende Suche die besten Resultate, da sie die meisten Merkmale mit einem hohen Korrelationskoeffizienten zuordnet und gleichzeitig ein glattes Strömungsfeld liefert.

Da für diese Fallstudie neben den merkmalsbasierten auch die differentiellen Verfahren zur Strömungsbestimmung anwendbar sind, werden diese nun untersucht. Auch bei dieser Verfahrensklasse findet die Berechnung der Strömung unter Verwendung der modellbasierten Bewegungsseparierung statt. Ohne die Korrektur der globalen Strömungskomponente wären die Distanzen zu groß, um von den differentiellen Verfahren überwunden werden zu können (vgl. Abschnitt 5.1.2).

Für die differentiellen Verfahren muss die Standardabweichung des Gauß'schen Gradienten ermittelt werden. In Abbildung 9.35 sind zu diesem Zweck die Ergebnisse der globalen Verfahren von Horn und Schunck sowie Nagel und Enkelmann dargestellt. Die Ergebnisse wurden jeweils mittels Gauß'schen Gradienten mit  $\sigma = 1$  sowie  $\sigma = 2$  ermittelt. Da sich die Ergebnisse der Parameterwahl allerdings nicht sichtbar auf die berechneten Strömungsvektoren auswirken, werden lediglich die Ergebnisse dargestellt, die unter Verwendung von  $\sigma = 1$  erreicht worden sind. Hierbei ist zu erkennen, dass die ermittelten Strömungsvektoren beider Verfahren bis auf minimale Abweichungen, die nicht auf den Abbildungen sichtbar sind, identisch sind. Um eine übersichtlichere Abbildung zu erhalten, werden statt der ermittelten  $1000 \times 1000$  Strömungsvektoren lediglich  $20 \times 20$  Vektoren dargestellt.

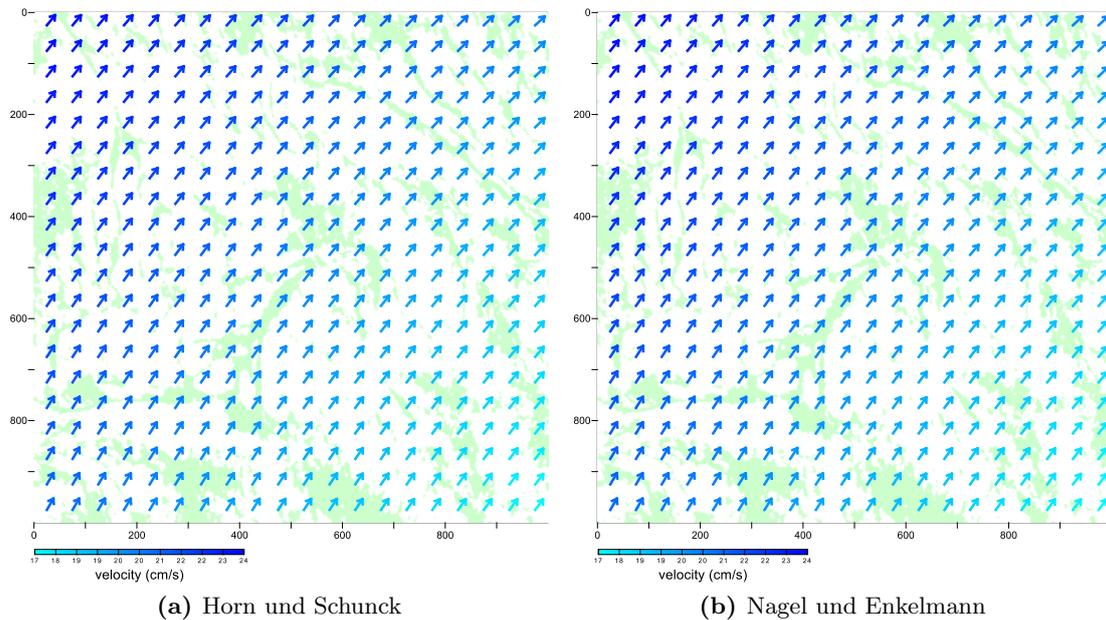


(a) Ergebnisse des Korrelationsansatzes



(b) Ergebnisse des Shape-Context-Verfahrens

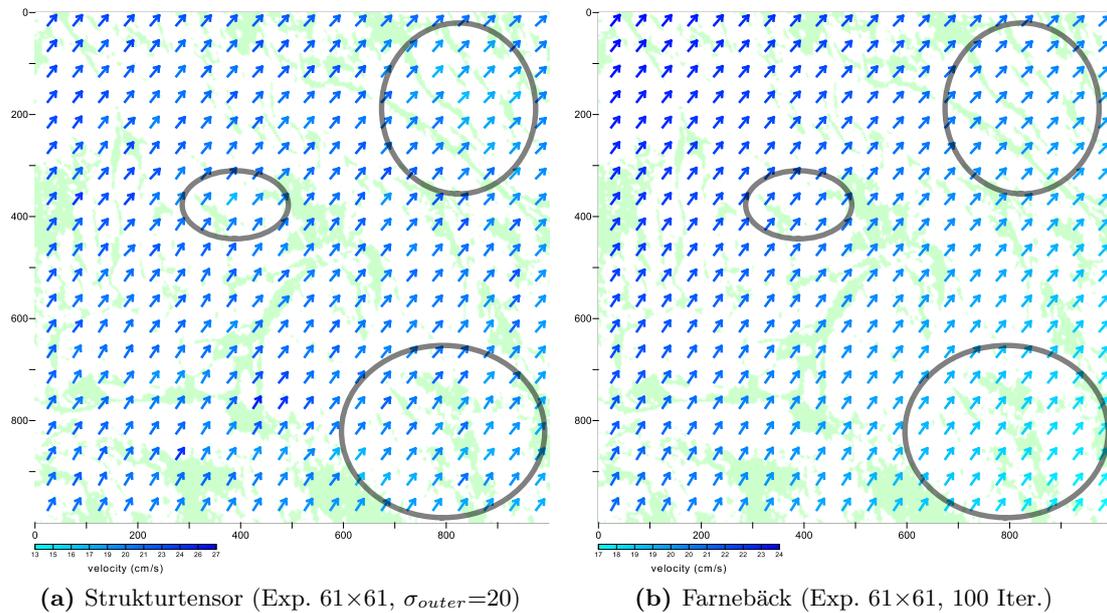
**Abbildung 9.34:** Fallstudie 2: Ergebnisse der Zuordnung von Merkmal zu Merkmal anhand der normierten Kreuzkorrelation sowie des Shape-Context-Verfahrens (jeweils mit  $61 \times 61$  Merkmalsexpanion). Es wurden die gleichen Farbkodierungen wie in Abbildung 9.32 verwendet.



**Abbildung 9.35:** Fallstudie 2: Vergleich der Ergebnisse des Verfahrens von Horn und Schunck mit (links) denen des Verfahrens von Nagel und Enkelmann (rechts). Folgende Parameter wurden ausgewählt:  $\sigma = 1$ ,  $\alpha = 1$  und jeweils 100 Iterationen.

Im Vergleich zu den globalen differentiellen Verfahren ergeben sich bei der Anwendung der vorgeschlagenen lokalen Verfahren deutlichere Unterschiede zwischen den resultierenden Strömungsfeldern. Interessanterweise betreffen die Unterschiede vor allem die Geschwindigkeiten der ermittelten Flussvektoren (schwarz umrandete Bereiche in Abbildung 9.36). Die Richtungen der Flussvektoren sind hingegen sowohl für das Strukturtensor-Verfahren als auch für das Verfahren von Farneböck sehr ähnlich. Um die Ergebnisse beider Verfahren vergleichbar zu machen, wurden ähnliche Parameter für beide Verfahren verwendet. Bei der Größe der Blende der lokalen differentiellen Verfahren wurde die Größe der Merkmalsexpanion der merkmalsbasierten Verfahren ( $61 \times 61$  Bildpunkte) verwendet. Zudem wurde bei beiden Ansätzen ein abgeleiteter Gauß'scher Filterkern mit Standardabweichung  $\sigma = 1$  verwendet. Zur Gewichtung der Entfernung wurde für das Strukturtensor-Verfahren innerhalb der Blende eine Gaußfunktion mit  $\sigma_{outer} = 20$  verwendet. Auf eine Darstellung der Ergebnisse der kombinierten lokalen-globalen Ansätze wird an dieser Stelle verzichtet, da sie sich bis auf minimale Abweichungen nicht von den Ergebnissen der globalen Verfahren unterscheiden (siehe Abbildung 9.35).

Insgesamt unterstreichen die Ergebnisse der differentiellen Verfahren die der merkmalsbasierten Ansätze. Sie bestimmen homogene Strömungsfelder ähnlicher Geschwindigkeit und Richtung. Allerdings liefern auch sie keinen Anhaltspunkt auf turbulente Strömungseigenschaften an der Meeresoberfläche (vgl. Abbildung 9.31).



**Abbildung 9.36:** Fallstudie 2: Vergleich der Ergebnisse des Strukturtensor-Verfahrens (links) mit denen des Verfahrens von Farnebäck (rechts). Bereiche, in denen die Geschwindigkeiten der ermittelten Vektoren deutlich abweichen, sind schwarz umrandet. Insgesamt ermittelt das Verfahren von Farnebäck leicht geringere Strömungsgeschwindigkeiten.

### 9.2.4 Evaluierung und Interpretation der Ergebnisse

Da für die zweite Fallstudie keine Ergebnisse von numerischen Strömungsmodellen vorliegen, können die ermittelten Strömungsvektoren nicht automatisch evaluiert werden. Zudem liegen zum Zeitpunkt der Strömungsbestimmung keine in-situ Messdaten vor, die als Anhaltspunkte für einen Vergleich verwendet werden können. Um dennoch eine Evaluierung zu ermöglichen, wird ausgenutzt, dass nahezu alle ermittelten Flussvektoren eine auf die Küste gerichtete Strömung anzeigen.

Um die Ausrichtung sowie die Geschwindigkeit dieser mittleren Strömung zu bestimmen, wurde das Ergebnis des merkmalsbasierten Verfahrens der fokussierten schnellen erschöpfenden Suche herangezogen (siehe Abbildung 9.33b). Um Fehler bei der Bestimmung der mittleren, auf die Küste gerichtete, Strömung zu vermeiden, wurden nur diejenigen Vektoren zur Mittelwertbildung verwendet, die einen Korrelationskoeffizienten von mehr als 0.75 besitzen. Dies trifft auf 780 der ermittelten 4077 Flussvektoren zu. Die Mittelung dieser Vektoren führt zu einer Referenzströmung, die eine Translation im Bildraum von  $\vec{d} = (17.455 \ -25.211)^T$  Bildpunkten beschreibt. Dies entspricht einem Winkel von  $55.675^\circ$  bei einer Geschwindigkeit von  $22.406 \text{ cm/s}$ .

Verfahren	Parameter	AE (°)	VE (cm/s)
schnelle NCC	11×11 Expansion	-4.699	-16.785
	31×31 Expansion	-1.024	-8.529
	61×61 Expansion	-1.991	-4.220
Shape-Context	61×61 Expansion	-9.329	-13.898
Korrelationskoeffizient	61×61 Expansion	-2.411	-7.023
schnelle NCC (fokussiert)	11×11 Expansion	-3.232	-1.828
	31×31 Expansion	-1.207	-0.783
	61×61 Expansion	-0.256	-0.410
Shape-Context (fokussiert)	61×61 Expansion	-0.463	-1.654
Korrelationskoeffizient (fok.)	61×61 Expansion	-1.610	-0.757
Horn und Schunck	$\sigma=1, \alpha \in \{1, 2\}, 100$ Iter.	-3.701	-2.399
Nagel und Enkelmann			
Strukturtensor	$\sigma=1, 61 \times 61$ Exp., $\sigma_{outer}=20$	-3.699	-2.294
Farneback	$\sigma=1, 61 \times 61$ Exp.	-3.700	-2.399

**Tabelle 9.5:** Fallstudie 2: Vergleich der mittleren ermittelten Strömungen mit der Referenzströmung, für die eine Richtung von  $55.675^\circ$  und eine Geschwindigkeit von  $22.406$  cm/s ermittelt wurde. Der Winkelfehler (AE) zeigt, dass alle Verfahren geringere mittlere Richtungen ermitteln, als die Referenzströmung. Zudem zeigt der Geschwindigkeitsfehler (VE) an, dass sie die mittlere Geschwindigkeit in Bezug auf die Referenzströmung unterschätzen.

Unter der Annahme der gering abgetasteten hohen Dynamik der Meeresoberflächenströmung können somit die mittleren Strömungen aller ermittelten Strömungsfelder mit dieser Referenzströmung verglichen werden. Die Ergebnisse dieses Vergleichs sind in Tabelle 9.5 angegeben. Anhand der Fehlerwerte in dieser Tabelle lässt sich erkennen, dass alle verglichenen Verfahren im Mittel eine orthogonal zur Küstenlinie verlaufende Strömung zeigen, die vom Referenzwinkel um nicht mehr als  $10^\circ$  abweicht. Die ermittelten mittleren Geschwindigkeiten unterscheiden sich jeweils um nicht mehr als  $17$  cm/s von der Referenzgeschwindigkeit.

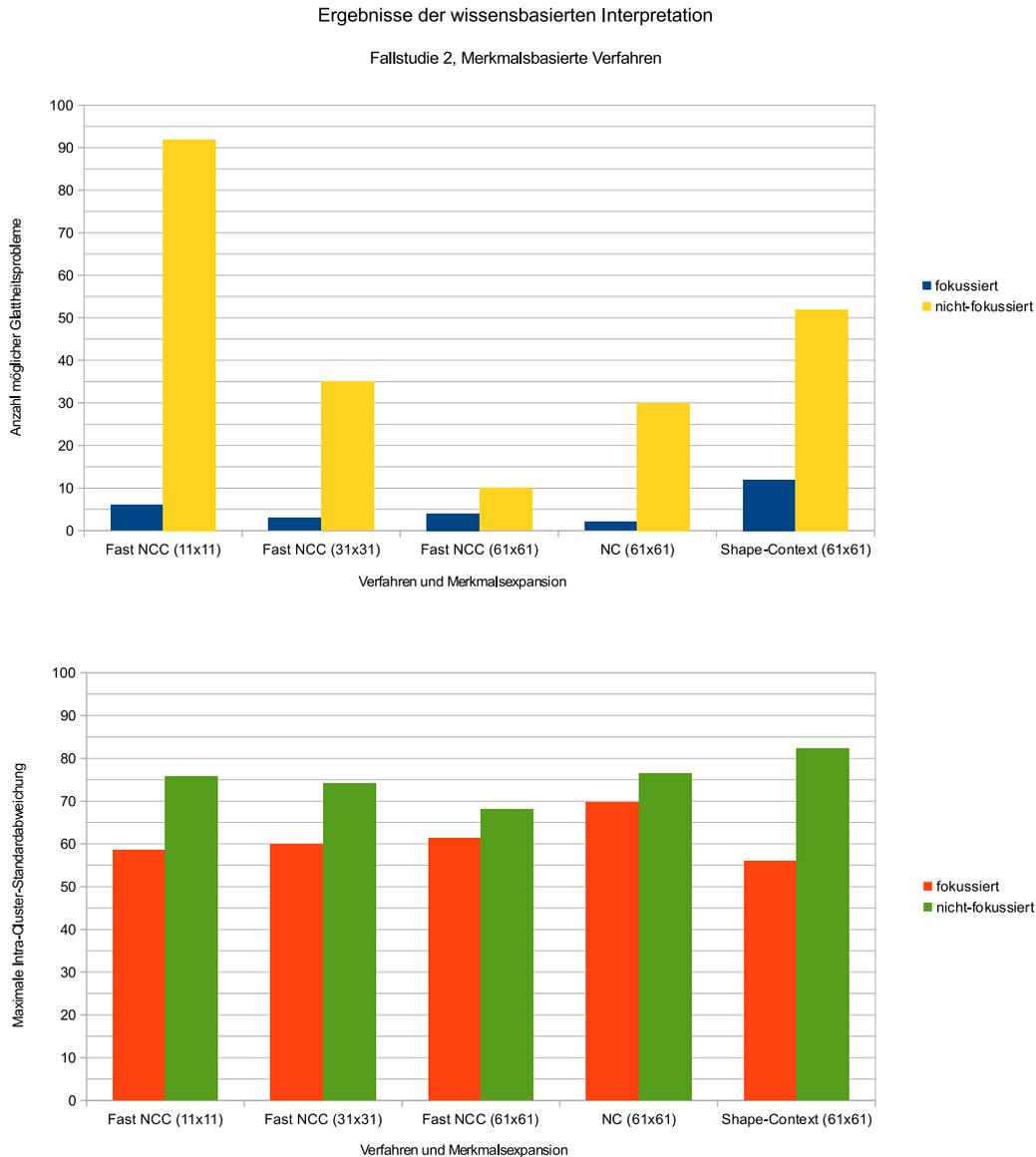
Ein Vergleich der Ergebnisse der merkmalsbasierten Verfahren, die ohne fokussierte Suche durchgeführt worden sind, mit denen, die fokussiert gesucht haben, unterstreicht die subjektiven Beobachtungen der Abbildungen 9.32, 9.33 und 9.34. Durch die fokussierte Suche kann für alle angewendeten Verfahren eine Verbesserung der ermittelten Vektoren im Sinne eines reduzierten Fehlers zum Referenzvektor erreicht werden. Die größte Verbesserung erzielt die fokussierte Suche bei kleinen Merkmalsexansionen zusammen mit der erschöpfenden Suche sowie bei der Verwendung des Shape-Context-Verfahrens. Betrachtet man lediglich die Ergebnisse, die durch das Verfahren der fokussierten Suche entstanden sind, so stellt man fest, dass die maximalen Fehlerwerte bei unter  $4^\circ$  für den Winkel und bei unter  $2$  cm/s für die Geschwindigkeit liegen.

Zudem werden bei den Verfahren der erschöpfenden Suche (schnelles NCC) die Fehler mit steigender Größe der Merkmalsexpanion geringer. Dass das schnelle Verfahren mit einer Merkmalsexpanion von  $61 \times 61$  Bildpunkten eine Abweichung zum Referenzvektor anzeigt, liegt darin begründet, dass zur Erstellung des Referenzvektors lediglich Vektoren mit einem Korrelationskoeffizienten von mehr als 0.75 verwendet wurden. Gleichzeitig zeigt die geringe Abweichung, dass der Referenzvektor auch unter Verwendung aller Vektoren kaum variiert.

Bei den Ergebnissen der differentiellen Verfahren findet eine Unterscheidung in Bezug auf die Verwendung der modellbasierten Bewegungsseparierung nicht statt, da die Verfahren ohne diese nicht anwendbar gewesen wären. Die jeweils ermittelten Fehlerwerte zeigen eine systematische Abweichung vom Referenzwinkel um  $3.7^\circ$ . Statt dem Referenzwinkel ermittelt diese Verfahrensklasse einen Winkel von  $51.975^\circ$ . Die Ursache hierfür ist, dass die Verfahren nach der Bestimmung der globalen Strömungskomponente nur noch geringe Richtungsabweichungen von dieser ermitteln. Ähnliches gilt für die ermittelten Richtungsfehler. Insgesamt sind die Fehlermaße der differentiellen Verfahren allerdings sehr gering und unterstreichen somit die Ergebnisse der merkmalsbasierten Verfahren.

Für die automatische wissensbasierte Interpretation stehen neben den ermittelten Strömungsfeldern lediglich die Ergebnisse einer Windmessung auf der Insel San Clemente zur Verfügung. Diese ist mit ca. 100 km allerdings zu weit von der ROI entfernt, als dass sie im Rahmen der automatisch erzeugten ABox mit den Strömungsvektoren verknüpft werden würde. Somit wird die ABox rein anhand der ermittelten Strömungsvektoren erzeugt. Da die bei der Anwendung merkmalsbasierter Verfahren entstehende hohe Anzahl von 4026 ermittelten Strömungsvektoren die Komplexität der beschreibungslogischen Verarbeitbarkeit übersteigt, werden die Vektoren mit Hilfe des  $k$ -means-Verfahren auf 100 Cluster reduziert. Die mittleren Vektoren eines jeden Clusters wurden zusammen mit der Standardabweichung innerhalb eines jeden Clusters zur automatischen ABox-Erzeugung verwendet (siehe Algorithmus 7.4).

Diese Voraussetzungen entsprechen denen der zweiten ROI der ersten Fallstudie. Somit bleibt auch im Rahmen der zweiten Fallstudie lediglich die wissensbasierte Interpretation von Glattheitsverletzungen (Instanzen von *currentsmoothness-problem*). Hierzu wurden alle Ergebnisse der merkmalsbasierten Verfahren mit und ohne fokussierter Suche analysiert. Zur Unterscheidung, ob ein Cluster glatt ist, wurde ein Schwellenwert der Intra-Cluster-Standardabweichung von 50 festgelegt. Die Ergebnisse dieser Untersuchungen sind in Abbildung 9.37 dargestellt. Die Resultate, die rein aufgrund der Intra-Cluster-Standardabweichungen entstanden sind, zeigen, dass die subjektiven visuellen Interpretationen mit denen der automatischen wissensbasierten Interpretation korrespondieren. Der Einsatz der fokussiert suchenden Verfahren der Merkmalszuordnung ist für alle untersuchten Konfigurationen enorm. Werden bei den nicht-fokussierten Resultaten bis zu 92% der Cluster als Glattheitsverletzung erkannt, so sind dies bei Verwendung der fokussierten Suche lediglich maximal 12%.



**Abbildung 9.37:** Fallstudie 2: Vergleich der Ergebnisse der wissensbasierten Analyse in Bezug auf die angewendeten Verfahren zur Strömungsbestimmung. Dargestellt sind die Anzahlen der Konzepte der Klasse *currentsmoothness-problem* sowie die maximalen Standardabweichungen der Cluster. Darstellt sind die Häufigkeiten von: Glattheitsverletzungen bei fokussierter Suche (blau), maximale Standardabweichung bei fokussierter Suche (orange), Glattheitsverletzungen bei nicht-fokussierter Suche (gelb) und maximale Standardabweichung bei nicht-fokussierter Suche (grün).

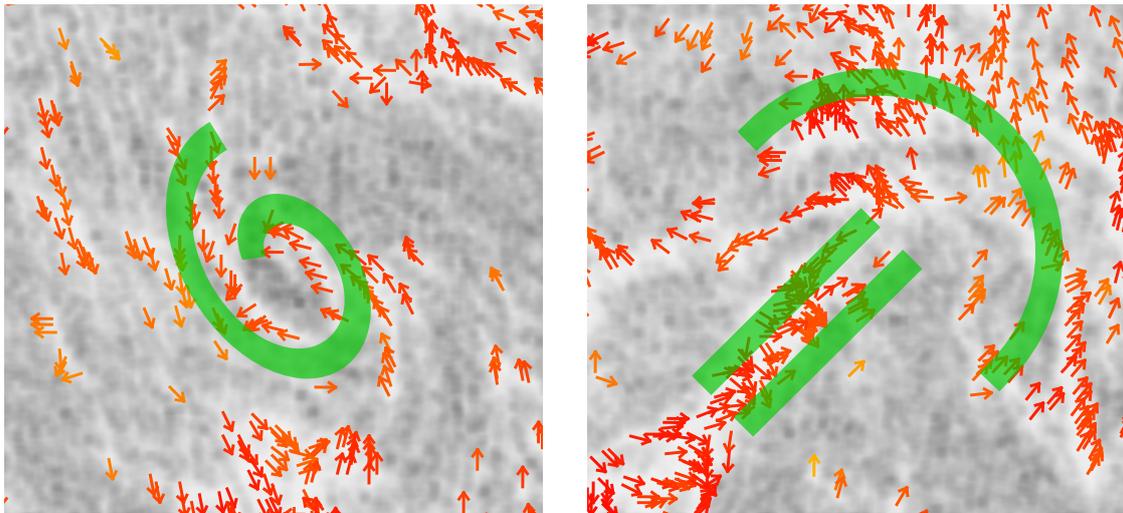
Betrachtet man die Resultate für jedes merkmalsbasierte Verfahren einzeln, so stellt man fest, dass die fokussierte Suche die Anzahl an Glattheitsverletzungen mindestens halbiert. In anderen Fällen kann die Anzahl der Glattheitsverletzungen sogar auf 1/15 der nicht-fokussierten Verfahren minimiert werden (vgl. Abbildung 9.37, oberes Diagramm). Insgesamt erzeugen die korrelationsbasierten Verfahren die geringste Anzahl an Glattheitsverletzungen.

Die maximalen Standardabweichungen der Cluster unterscheiden sich verfahrenübergreifend deutlich geringer als die Anzahl der Glattheitsverletzungen (siehe Abbildung 9.37, unteres Diagramm). Allerdings lässt sich auch hier feststellen, dass der Einsatz der fokussierten Suche zu einer Verringerung der maximalen Standardabweichung führt. Dennoch entstehen auch bei Verwendung der fokussierten Suche noch Cluster mit einer verhältnismäßig hohen Standardabweichung, allerdings in der Anzahl deutlich weniger (vgl. Abbildung 9.37).

Bei der bisher durchgeführten Evaluierung und Interpretation der Ergebnisse dieser Fallstudie wurden die ermittelten Strömungsfelder untereinander verglichen beziehungsweise deren Glattheit analysiert. Noch nicht untersucht worden ist, wie die Ergebnisse mit den Signaturen der Oberflächenfilme korrespondieren, die auf den Bilddaten vorhanden sind. In Abbildung 9.29 wurden in der untersuchten ROI zwei interessante Signaturen hervorgehoben, ein submesoskaliger Wirbel und ein Dipol. Diese Signaturen sind aus dem Verlauf der Meeresoberflächenströmung entstanden und wurden durch turbulente Strömungsverhältnisse geformt. Betrachtet man die bisher vorgestellten Ergebnisse der Strömungsbestimmung, so lassen sich allerdings keine Hinweise auf eine spezifische Bewegung dieser beiden Phänomene entdecken. Stattdessen wird eine globale Strömung ermittelt, die in Richtung der Küste verläuft.

Diese globale Komponente der Strömung wurde bereits im Rahmen der fokussierten Suche ermittelt. Wenn sich die Flussvektoren auch im Bereich des Dipols und des Wirbels lediglich in diese Richtung bewegen, ist zu erwarten, dass die Ergebnisse der lokalen Strömungsschätzung in diesen Gebieten nicht signifikant von denen der Umgebung abweichen. Um dies zu untersuchen, werden die Ergebnisse der Verfahren mit der in Abschnitt 7.1.1 vorgestellten Methode der Überbetonung der lokalen Komponente analysiert. Zudem werden die Analysen für beide Arten von Verfahren durchgeführt. Bei den merkmalsbasierten Verfahren werden die Ergebnisse der schnellen normierten Kreuzkorrelation mit einer  $61 \times 61$  Bildpunkte großen Merkmalsexpanion verwendet. Für die differentiellen Verfahren werden die Ergebnisse des Verfahrens von Horn und Schunck herangezogen.

Die Überbetonung der lokalen Komponenten des Strömungsfeldes, welches mithilfe des merkmalsbasierten Verfahrens erstellt wurde, ist Abbildung 9.38 dargestellt. Diese zeigt im Bereich des Wirbels (linke Teilabbildung) bereits Hinweise auf einen lokal wirbelartigen Verlauf der Meeresoberflächenströmung. Diese sind allerdings aufgrund der geringen Anzahl der Vektoren nur schwer zu erkennen. Im Ausschnitt des Dipols ist die lokale Strömungskomponente aufgrund der hohen lokalen Variation deutlich schwieriger zu bewerten. Insgesamt expandiert der vordere Teil des Dipols lokal entlang der eingezeichneten Kontur, wohingegen sich der hintere Teil lokal in südlicher Richtung bewegt.



**Abbildung 9.38:** Fallstudie 2: Überbetonung der lokalen Strömungskomponente des Strömungsfeldes, welches durch das Verfahren der erschöpfenden Suche bestimmt worden ist (siehe Abbildung 9.33b). Links: Wirbel, rechts: Dipol. Beide lokalen Strukturen wurden durch die globale Strömungskomponente verdeckt. Die Farbkodierungen entsprechen denen aus Abbildung 9.33b.

In Abbildung 9.39 sind die überbetonten lokalen Komponenten des Wirbels sowie des Dipols anhand der Ergebnisse des differentiellen Verfahrens von Horn und Schunck dargestellt. Dabei wurde die Standardabweichung des zur Gradientenbestimmung verwendeten Gauß-Filters variiert. Diese Variation hatte in den Untersuchungen des vorigen Abschnittes für diese Fallstudie nahezu keinen Einfluss auf die gesamte ermittelte Strömung. Dass diese Variation durch die stabilere Bestimmung des Gradienten zu einer strukturerhaltenden Glättung der lokalen Komponente der Strömung führt, wird in dieser Fallstudie erstmalig nachgewiesen (vgl. Teilabbildungen 9.39a und 9.39b). Somit haben die minimalen globalen Abweichungen, die in der Variation der verwendeten Standardabweichung des Gauß'schen Gradienten resultieren, für die lokale Strömungskomponente eine umso größere Bedeutung.

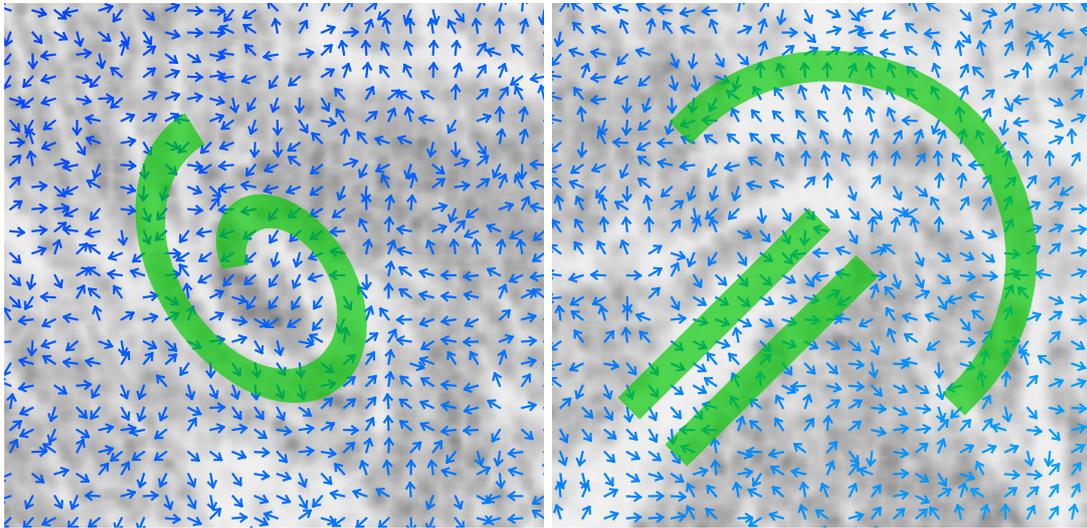
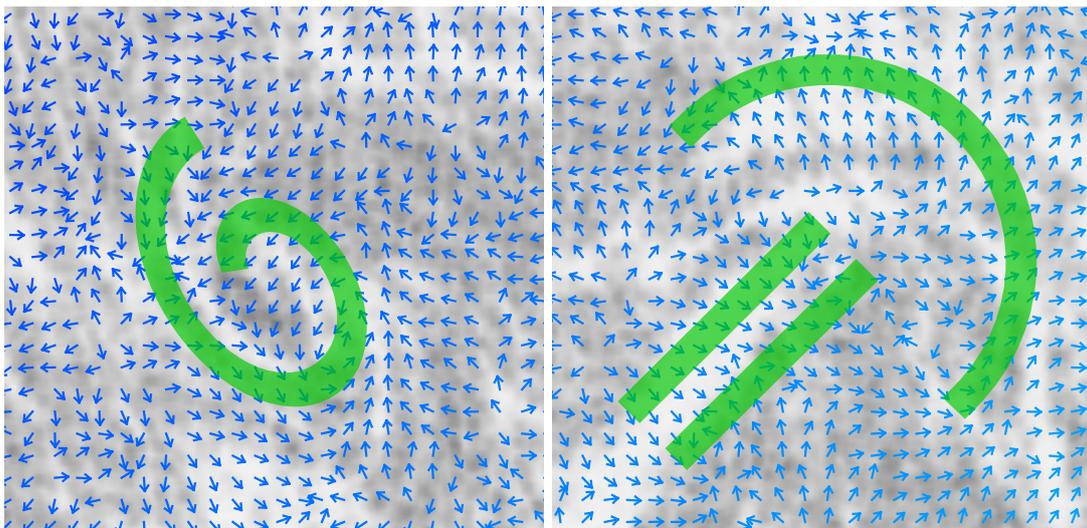
Für den Bereich des Wirbels sind in der oberen Teilabbildung 9.39a (links) bereits Anzeichen einer lokalen wirbelartigen Strömung zu erkennen. Dass es sich allerdings wirklich um eine lokal zyklonische wirbelartige Strömung (Drehung gegen den Uhrzeigersinn) handelt, zeigt erst die untere Teilabbildung 9.39b (links) deutlich. Ähnliches gilt für den Bereich des Dipols bei einer Variation der Standardabweichung. Während bei einer Wahl von  $\sigma = 1$  ein ähnlich lokal verrauschtes Ergebnis wie bei den merkmalsbasierten Verfahren entsteht (vgl. Abbildung 9.38 rechts), werden die Vektoren durch die Erhöhung auf  $\sigma = 2$  strukturerhaltend glatter und somit für den menschlichen Betrachter leichter visuell zu interpretieren.

Dass diese lokale Strömung im Rahmen der differentiellen Strömungsbestimmung beobachtbar ist, lässt sich anhand der Fehlerintergrale und der resultierenden Euler-Lagrange-Gleichungen der Verfahren herleiten (siehe Definition 4.14 sowie Anhang B). Diese Gleichungen beschreiben in ihrem Kern modifizierte Varianten der Navier-Stokes-Gleichungen. Diese sind in der Lage, turbulente Strukturen als Lösung zu enthalten (vgl. Abschnitt 4.3).

Es lässt sich in Teilabbildung 9.39b deutlich erkennen, dass der vordere Bereich des Dipols in die Außenbereiche wächst, während der hintere Bereich sich leicht in südöstliche Richtung bewegt. Behält der Dipol diese lokale Bewegung bei, so ist es denkbar, dass er sich im hinteren Bereich über einen längeren Zeitraum hinweg zu einer wirbelartigen Struktur entwickelt.

Auch bei einer Analyse der lokalen Strömungskomponente decken sich die Ergebnisse beider Arten von Verfahren. Sowohl das differentielle Verfahren von Horn und Schunck als auch der merkmalsbasierte Ansatz bestimmen für die abgebildeten untersuchten Signaturen passende Erklärungen innerhalb der lokalen Strömungseigenschaften. Sie festigen somit die Tatsache, dass durch die in dieser Arbeit entworfenen Verfahren zur Strömungsbestimmung und zur Interpretation lokale kleinskalige Phänomene beobachtbar werden.

In diesem Beispiel konnte abweichend von der ersten Fallstudie demonstriert werden, dass die lokale Strömungskomponente auch ausgehend von der Verfolgung der Signaturen auf SAR-Bilddaten erfolgreich bestimmt werden kann. Zudem wurden erstmals auch submesoskalige Wirbel anhand von Satellitenbilddaten in der lokalen Strömung entdeckt, die zudem mit den abgebildeten submesoskaligen Signaturen eines Wirbels übereinstimmen.

(a) Überbetonte lokale Strömungskomponente bei  $\sigma = 1$ (b) Überbetonte lokale Strömungskomponente bei  $\sigma = 2$ 

**Abbildung 9.39:** Fallstudie 2: Überbetonung der lokalen Strömungskomponente des Strömungsfeldes, welches durch das um Gauß'sche Gradienten erweiterte Verfahren von Horn und Schunck ermittelt wurde. Links: Wirbel, rechts: Dipol. Beide lokalen Strukturen wurden durch die globale Strömungskomponente verdeckt. Die Farbkodierungen entsprechen denen aus Abbildung 9.35a.

## 9.3 Danziger Bucht (anthropogene Filme, SAR)

Nachdem in den vorigen beiden Fallstudien die Strömungsbestimmung anhand der Signaturen biogener Oberflächenfilmen auf unterschiedlichen Bilddaten demonstriert worden ist werden in dieser Fallstudie anthropogene Oberflächenfilme zur Strömungsbestimmung verwendet. Dazu wird das Gebiet nördlich der Danziger Bucht untersucht, wo aufgrund des hohen Schiffsverkehrs häufig Ölfilme auf der Meeresoberfläche zu beobachten sind. Zur Detektion von Ölfilmen und der folgenden Strömungsbestimmung in dieser Arbeit ausschließlich SAR-Bilddaten verwendet (siehe Abschnitt 2.4).

Die Betrachtung des Gebietes findet für den 15. Mai 2005 statt. Zu diesem Zeitpunkt befanden sich nördlich der Danziger Bucht zwei Ölfilme auf der Wasseroberfläche. Die resultierenden Signaturen dieser Filme auf den SAR-Bilddaten waren über einen längeren Zeitraum sichtbar. Daher können sie in dieser Fallstudie dazu verwendet werden, die Meeresoberflächenströmung zu ermitteln.

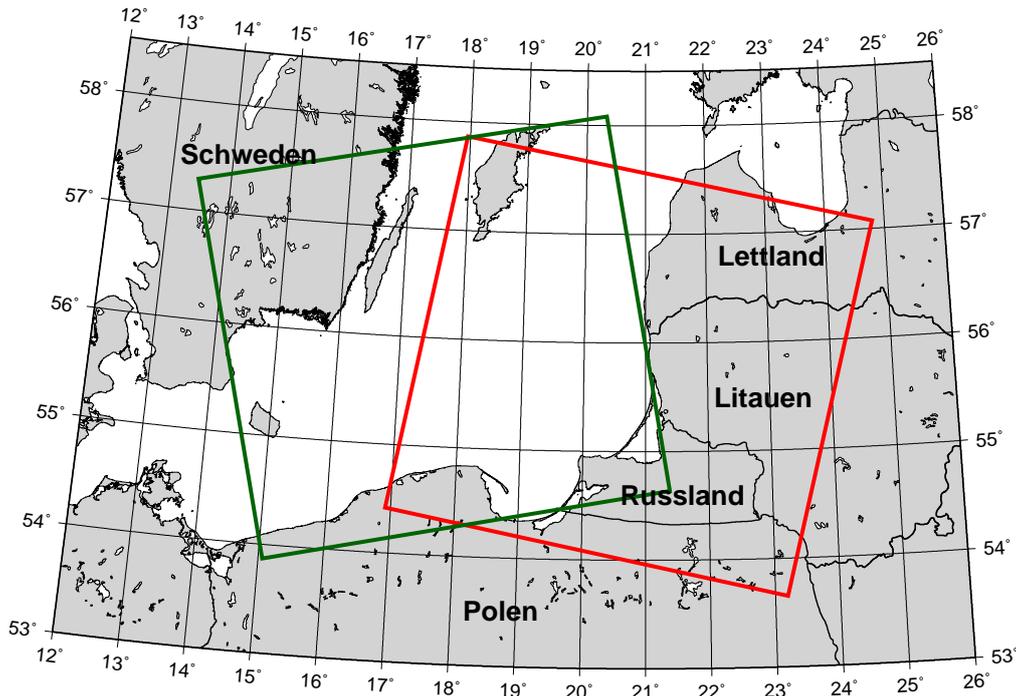
Zum Zeitpunkt der Aufnahme herrschte auf der Halbinsel Hel, die die Bucht von Danzig begrenzt, ein Wind aus westlichen Richtungen, der von morgens  $3\text{ m/s}$  auf ca.  $5\text{ m/s}$  am Abend beschleunigte. Im Gegensatz zur zweiten Fallstudie stehen für dieses Gebiet zum Zeitpunkt der Bildaufnahme die Ergebnisse des numerischen Strömungsmodells des BSH zur Verfügung. Die Modellergebnisse zeigen für das Gebiet der Ölfilme eine westwärts ausgerichtete Strömung mit einer durchschnittlichen Geschwindigkeit von ca.  $25\text{ cm/s}$  an.

### 9.3.1 Verfügbare Bilddaten

Wie bereits in der zweiten Fallstudie wird auch hier ein SAR-Bildpaar verwendet. Allerdings sind beide in dieser Fallstudie verwendeten Bilddaten von dem selbe Sensor aufgenommen. Der Grund hierfür ist, dass der SAR-Sensor an Bord des ENVISAT-Satelliten am 15. Mai 2005 in einem Aufnahmemodus war, in dem er einen breiten Schwad mit geringerer Auflösung aufgezeichnet, dem sogenannten „Wide Swath Mode“. Durch diesen großen Schwad konnte innerhalb eines Tages das Gebiet der Danziger Bucht zweimal abgebildet werden. Die Auflösung wird mit dieser vergrößerten Schwadbreite auf  $75\text{ m}$  pro Kante eines Bildpunkts reduziert. Die vollständigen Aufnahmezeitpunkte beider Aufnahmen sind in Tabelle 9.6 angegeben. Weitere Informationen zur geografischen Lokalisierung der verwendeten Bilddaten sind in Abbildung 9.40 dargestellt.

Plattform	Sensor	Auflösung ( $m$ )	Uhrzeit (UTC)
ENVISAT	SAR	75	09:00
			20:25

**Tabelle 9.6:** Verwendete Plattformen und Sensoren der dritten Fallstudie. Das Datum aller Aufnahmen ist der 15. Mai 2005.



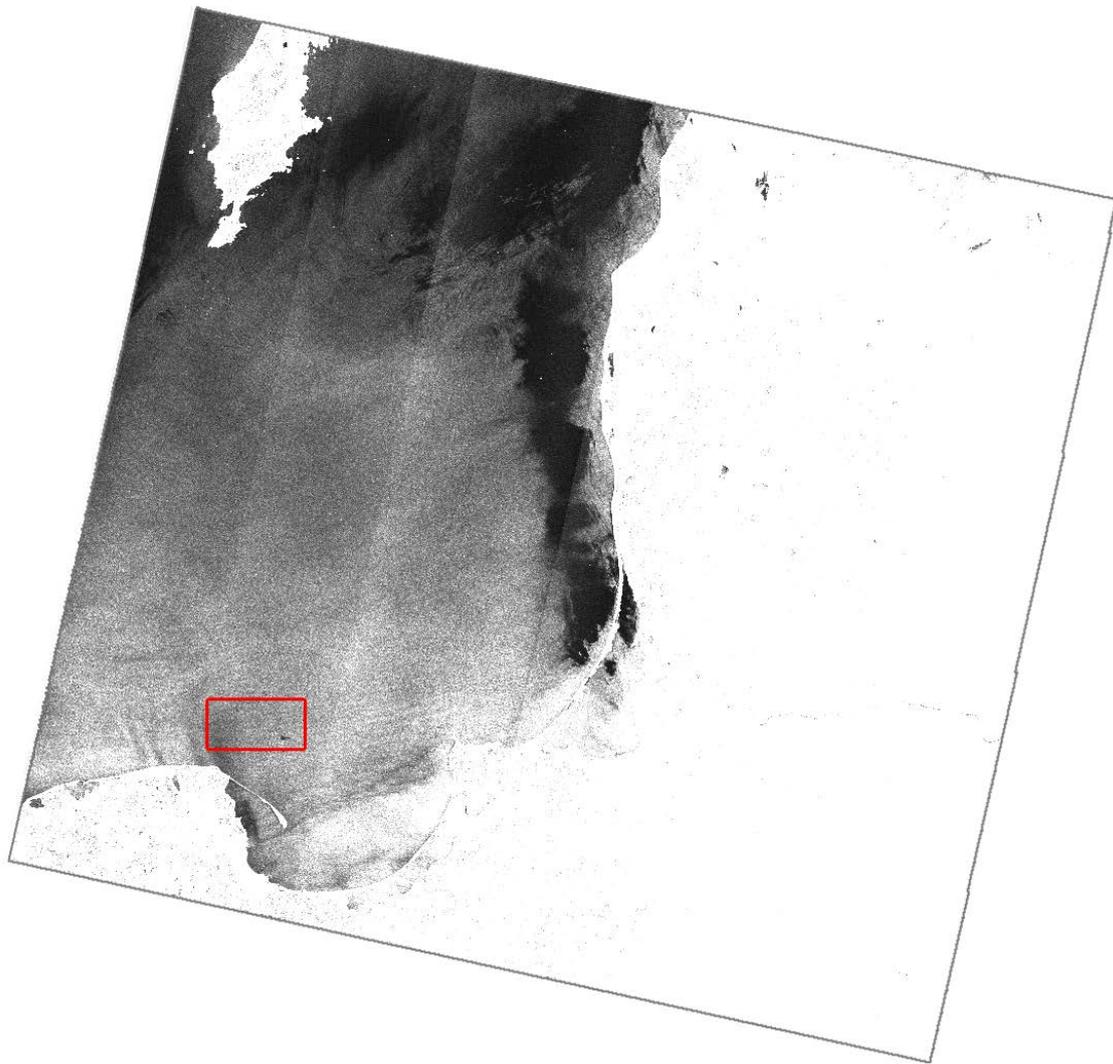
**Abbildung 9.40:** Übersicht des Untersuchungsgebietes der dritten Fallstudie: Die südliche Ostsee. Farblich hervorgehoben sind die Aufnahmegebiete der verfügbaren Satellitenbilddaten: ENVISAT ASAR 09:00 UTC (rot) und 20:25 UTC (grün).

In dieser Fallstudie besitzen beide Aufnahmen eine identische Auflösung. Somit ist die Auflösung der Sensoren von  $75\text{ m}$  pro Kante ein Bildpunkts gleichzeitig die maximale Auflösung der Strömungsmessung. Da jedoch auch bei dieser geringen Auflösung das Speckle-Rauschen sehr ausgeprägt war, musste in dieser Fallstudie zur Vorverarbeitung ein Gamma-MAP-Filter mit einem Filterfenster von  $3 \times 3$  Bildpunkten zur Speckle-Reduktion eingesetzt werden.

Beide Aufnahmen bilden aufgrund der großen Schwadbreite außer der Meeresoberfläche noch zahlreiche Küstenabschnitte ab, die eine präzise Registrierung anhand manueller Kontrollpunkte ermöglichten. Als Registrierungsmethode wurde analog zu den vorangegangenen Fallstudien die perspektivische Registrierung gewählt (siehe Definition 4.1.1). Das Fehlermaß der Kontrollpunkte in Bezug auf das ermittelte perspektivische Registrierungsmodell lag bei jeweils unter 1.5 Bildpunkten.

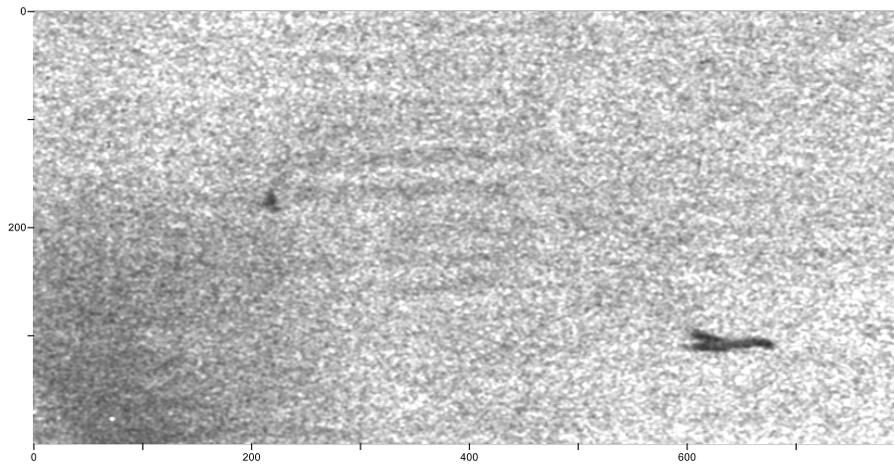
Die Bilddaten zeigen, dass zum Zeitpunkt der Aufnahmen nördlich der Danziger Bucht konstante Windverhältnisse herrschten. Im kompletten westlichen Bereich von Abbildung 9.41 ist die Meeresoberfläche mit einer höheren Radarrückstreuung abgebildet. Lediglich in einem Gürtel vor der östlichen Küstenlinie sind einige Bereiche geringerer Rückstreuung zu erkennen.

Die hohe Rückstreuung in dem Bereich nördlich der Danziger Bucht ist für die Erkennung des Ölfilms notwendig. Durch sie wird der nötige Kontrast erreicht, der dazu

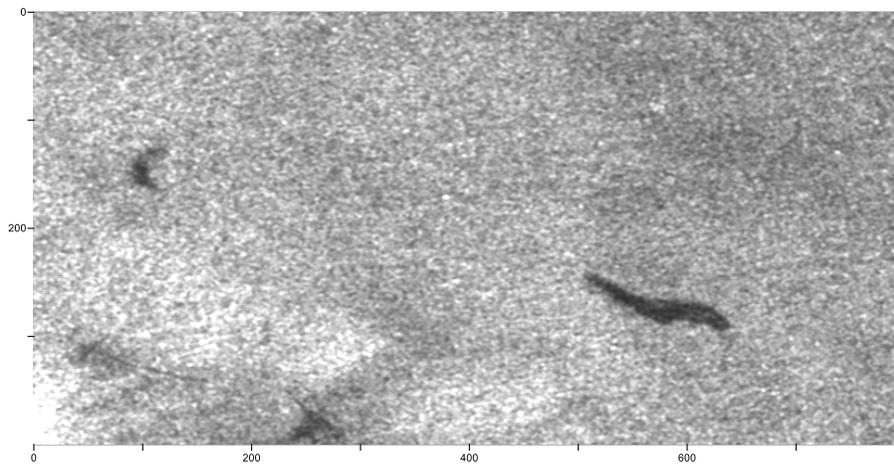


**Abbildung 9.41:** Übersicht der ROI der dritten Fallstudie. Im Hintergrund ist die orthorektifizierte ENVISAT-ASAR-Aufnahme von 9:00 UTC abgebildet. Diese wurde zur besseren Darstellung so angepasst, dass Unterschiede auf der Meeresoberfläche gut zu erkennen sind. Dadurch wird das Land weiß dargestellt.

führt, dass die Ölfilme von der umliegenden freien Meeresoberfläche separiert werden können (siehe Abbildung 9.42). Dieser Kontrast ist auch während der zweiten Aufnahme, die 11:25 Stunden nach der ersten aufgenommen wurde, ausreichend groß. Somit können die Ölfilme auf beiden Aufnahmen erkannt werden. Durch die Lösung des Korrespondenzproblems zwischen den Signaturen der Ölfilme kann somit die Strömung der Meeresoberfläche in diesem Bereich bestimmt werden.



(a) ENVISAT-Aufnahme um 09:00 UTC



(b) ENVISAT-Aufnahme um 20:25 UTC

**Abbildung 9.42:** Bilddaten der ROI der dritten Fallstudie (Größe:  $60 \times 30 \text{ km}^2$ ). Die Signaturen der beiden Ölfilme sind als dunklere Bereiche zu erkennen. Zur besseren Darstellung wurde der Kontrast beider Aufnahmen verstärkt.

### 9.3.2 Auswahl geeigneter Verfahren

Konnte in der zweiten Fallstudie nur näherungsweise davon ausgegangen werden, dass beide SAR-Sensoren eine ähnliche Radarrückstreuung liefern, so ist bei dieser Fallstudie durch die Verwendung von lediglich einem SAR-Sensor von einer identischen sensorischen Abbildungsleistung auszugehen. Dieser besseren sensorischen Ähnlichkeit der Aufnahmen steht in dieser Fallstudie allerdings die hohe Zeitspanne gegenüber, die zwischen den beiden Aufnahmen liegt. In dieser Zeit haben sich beide Ölfilme bereits sehr stark bewegt und verformt (siehe Abbildung 9.42).

Die strukturelle Verformung der Ölfilme ist durch die lange Zeitdauer zwischen den Aufnahmen bereits so weit fortgeschritten, dass sie die anwendbaren Verfahren unmittelbar einschränkt. Aufgrund der fehlenden Strukturstabilität können differentielle Verfahren nicht angewendet werden. Selbst unter Zuhilfenahme von Mehrgitterverfahren sind die Randbedingungen dieser Verfahren nicht mehr gewährleistet, da zu wenige Bildinhalte mit Signaturen von Verfahren korrespondieren.

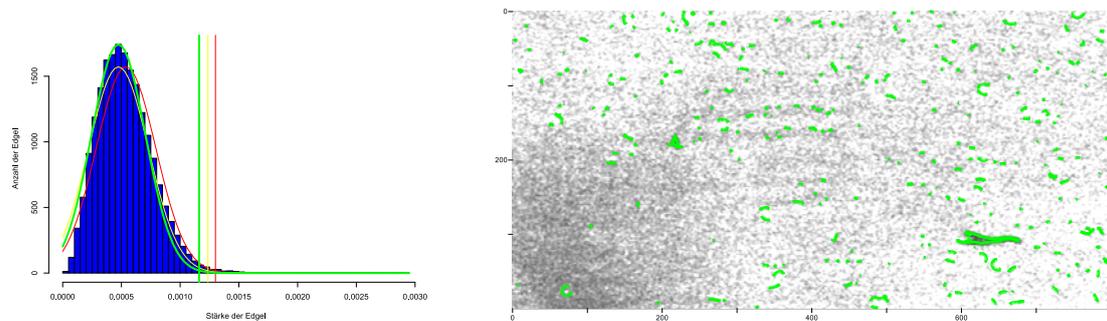
Die strukturelle Verformung führt dazu, dass die Methode zur Abschätzung und Korrektur der globalen Strömungskomponente der Szene ebenfalls nicht eingesetzt werden kann. Die Ursache hierfür ist, dass die von dem Verfahren verwendeten Korrelationsansätze auf eine hinreichende Ähnlichkeit der sich bewegenden Signaturen auf den Aufnahmen angewiesen sind. Dies ist durch die starke Verformung nicht mehr gegeben.

Anwendbar bleiben hingegen die merkmalsbasierten Verfahren, allerdings ohne eine Erkennung der globalen Strömungskomponente und somit ohne die fokussierte Suche. Für diese Verfahren muss untersucht werden wie stabil die Merkmale sind, die mittels des entwickelten Verfahrens zur Merkmalsdetektion der Signaturen anthropogener Oberflächenfilme erkannt werden (vgl. Abschnitt 6.2.2).

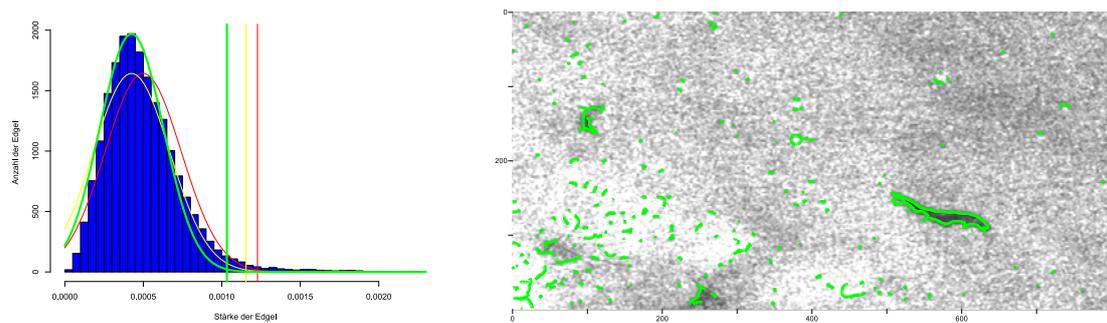
Aufgrund des verhältnismäßig geringen Kontrastes zwischen den Signaturen der Ölfilmen und der Meeresoberfläche ist der Gradient im Randbereich der Ölfilme sehr rauschanfällig. In Untersuchungen blieb dieses Problem auch nach einer Gamma-MAP-Filterung bestehen. Abbildung 9.43 zeigt die erkannten Merkmale, die nach der in Abschnitt 6.2.2 beschriebenen Methode der Edgel-Filterung ermittelt worden sind. Hieran lässt sich zudem erkennen, dass die Filterung bei beiden Bilddaten nahezu identische Schwellenwerte der Kantenstärken ermittelt hat.

Allerdings unterscheiden sich die Resultate deutlich. Während für die erste Aufnahme noch komplette Randstrukturen um die Ölfilme herum erkannt werden, ist dies für die zweite Aufnahme nicht mehr der Fall. Der westlichere Ölfilm wird in der zweiten Aufnahme lediglich teilweise umrandet erkannt. Dies ist kein Fehler des Verfahrens, sondern ist auf den geringeren Kontrast der Signatur dieses Ölfilms zurückzuführen. Die Verringerung des Kontrasts hat ihre Ursache darin, dass die Ölfilme nach einiger Zeit anfangen mit dem umliegenden Wasser zu emulgieren, was im Grenzbereich den Kontrast vermindert.

Nach der Anwendung des Canny-Kantenfinders mit anschließender Schwellenwertbildung wurden für beide Aufnahmen einige Edgel erkannt, die keine Signaturen von Oberflächenfilmen darstellen und daher auch nicht zur Strömungsbestimmung eingesetzt werden dürfen. Diese wurden in der zweiten Phase der Merkmalserkennung durch eine längenbasierte Filterung entfernt. Dabei wurde als Schwellenwert der minimalen Länge der Konturen auf 50 Bildpunkte festgelegt, was 3.75 km entspricht. Das Ergebnis dieser Filterung für beide Aufnahmen zeigt Abbildung 9.44. Durch die längenbasierte Filterung verbleiben lediglich die Randbereiche der Signaturen der beiden Ölfilme innerhalb der jeweiligen Merkmalsmengen. In Bezug auf die Beschreibung der Konturen der Signaturen sind beide Merkmalsmengen jeweils stabil, unterscheiden sich aber aufgrund der hohen Morphodynamik der Ölfilme. Daher können alle Arten von merkmalsbasierten Verfahren zur Ermittlung der Oberflächenströmung eingesetzt werden.

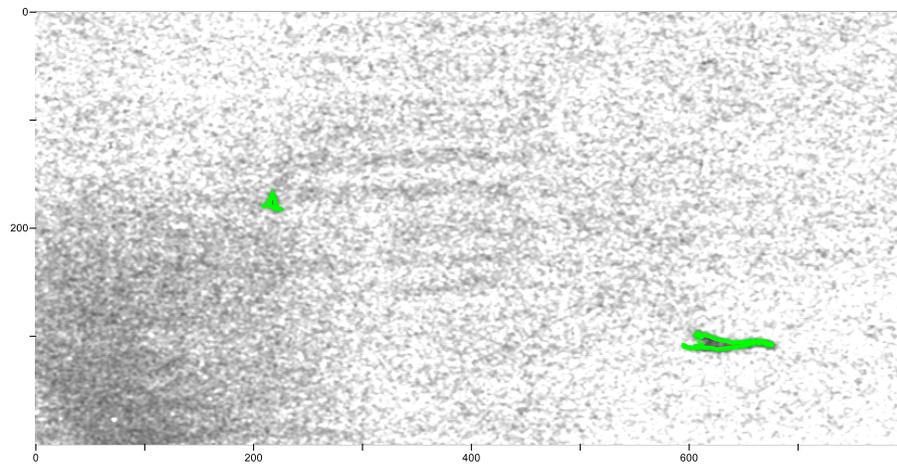


(a) 09:00 UTC – Ergebnisse des Canny-Kantenfinders auf der Skala  $\sigma = 3 \rightarrow t = 0.001$

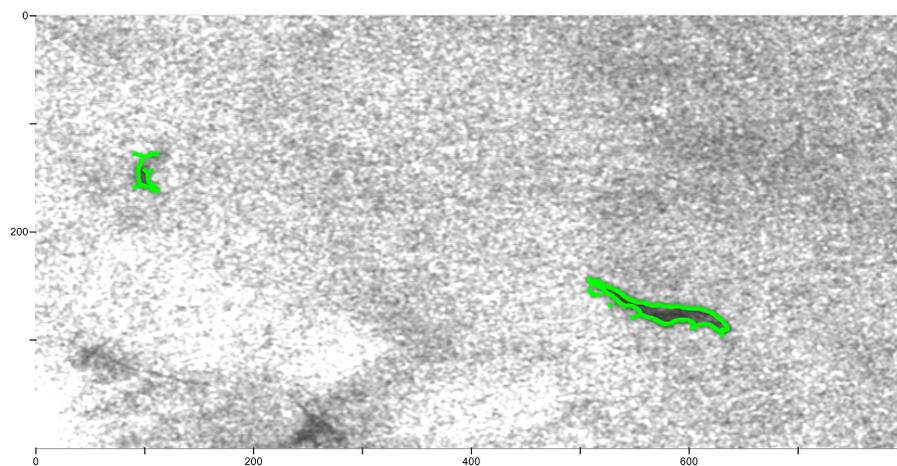


(b) 20:25 UTC – Ergebnisse des Canny-Kantenfinders auf der Skala  $\sigma = 3 \rightarrow t = 0.001$

**Abbildung 9.43:** Fallstudie 3: Ergebnisse der ersten Phase der Merkmalsdetektion. Anhand der Verteilung der Gewichte des Canny-Kantenfinders werden Entscheidungsgrenzen festgelegt. Links: Für jede Skala wird eine Normalverteilung an das Histogramm der ermittelten Kantengewichte angepasst (rot: erste Schätzung, gelb: Anpassung des Mittelwerts, grün: Endergebnis). Anhand der Parameter dieser Verteilung wird mittels der  $3\sigma$ -Regel ein Schwellenwert (grüne vertikale Linie) bestimmt. Rechts: Edgel, die oberhalb der ermittelten Schwelle liegen.



(a) 09:00 UTC – Ergebnisse der längenbasierten Filterung



(b) 20:25 UTC – Ergebnisse der längenbasierten Filterung

**Abbildung 9.44:** Fallstudie 3: Ergebnisse der zweiten Phase der Merkmalsdetektion. Oben: die erkannten Merkmale der ersten Aufnahme, unten: die erkannten Merkmale der zweiten Aufnahme. Für beide Fälle wurde eine längenbasierte Filterung aller signifikanten Edgel aus Abbildung 9.43 angewendet. Als minimale Länge wurden 50 Bildpunkte (entspricht  $3.75 \text{ km}$ ) gewählt.

### 9.3.3 Ergebnisse der Strömungsberechnung

Aufgrund der Auflösung der verwendeten registrierten Bilddaten von  $75 \times 75 \text{ m}^2$  pro Bildpunkt sowie der Dauer zwischen den unterschiedlichen Aufnahmezeitpunkten von 11:25 Stunden ergibt sich die Verschiebung von einem Bildpunkt als Ermittlung einer Geschwindigkeit der Oberflächenfilme von  $0.18 \text{ cm/s}$ . Auch für diese Fallstudie wird eine maximale mittlere Strömungsgeschwindigkeit von  $30 \text{ cm/s}$  angenommen. Hieraus ergibt sich für die merkmalsbasierte Suche ein maximaler Suchradius von 167 Bildpunkten.

Wie bereits in den vorigen Fallstudien, muss in dieser Fallstudie neben der maximalen Entfernung ebenfalls die Größe der Merkmalsexpanion festgelegt werden. Die Wahl der Größe der zu vergleichenden Merkmalsschablonen hat bei allen merkmalsbasierten Verfahren einen erheblichen Einfluss auf die Ergebnisse. Um die Ergebnisse übersichtlich zu halten, wurden drei verschiedene Größen der Merkmalsexpanion für die jeweiligen Vergleiche ausgewählt.

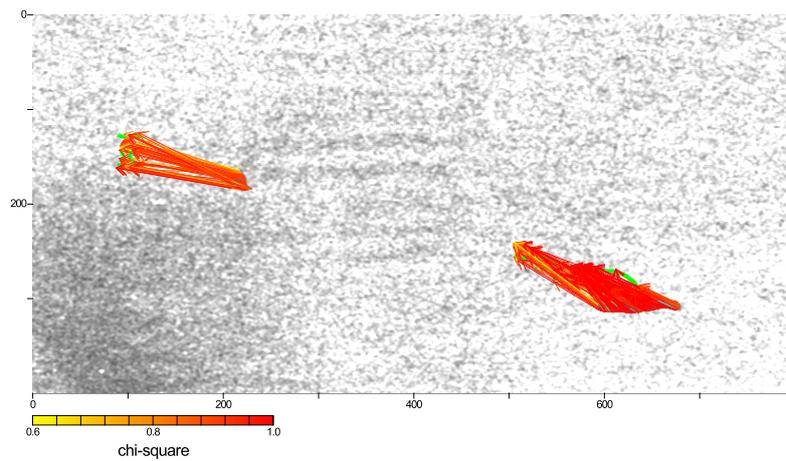
1.  $11 \times 11$  Bildpunkte (entspricht  $0.825 \times 0.825 \text{ km}^2$ )
2.  $31 \times 31$  Bildpunkte (entspricht  $2.325 \times 2.325 \text{ km}^2$ )
3.  $61 \times 61$  Bildpunkte (entspricht  $4.575 \times 4.575 \text{ km}^2$ )

Die Ergebnisse der merkmalsbasierten Verfahren, die bei einer Merkmalsexpanion von  $11 \times 11$  Bildpunkten entstehen, sind in Abbildung 9.45 dargestellt. Bis auf kleinere Unterschiede erreichen sowohl das Shape-Context- als auch das korrelationsbasierte Verfahren ähnliche Ergebnisse in der Merkmalszuordnung. Dabei werden die Merkmale beider Ölfilme jeweils korrespondierend zugeordnet. Die Ergebnisse dieser Verfahren zeigen zudem einen glatten Verlauf der Strömung an.

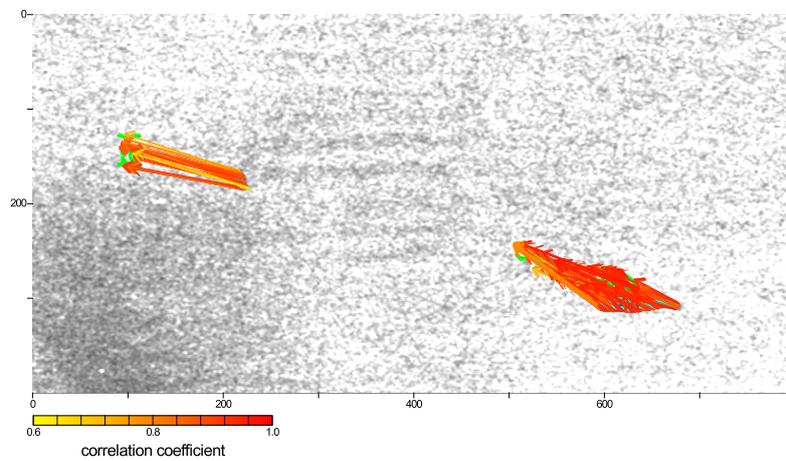
Davon abweichend zeigen die Ergebnisse, die durch das Verfahren der erschöpfenden Suche ermittelt werden konnten, zahlreiche fehlerhaft zugeordnete Merkmale. Ursächlich hierfür ist die geringe Größe der Merkmalsexpanion. In Zusammenhang mit dem geringen Kontrast der Abbildung werden viele Merkmale fälschlicherweise lokalen Maxima zugeordnet, die nicht mit den tatsächlichen Signaturen der Ölfilme der zweiten Aufnahme korrespondieren.

Die fehlerhaften Zuordnungen, die im Rahmen der erschöpfenden Suche entstanden sind, lassen sich auch durch die Verwendung anderer Zuordnungsverfahren nicht lösen. Zur Veranschaulichung dieser Aussage sind die Ergebnisse unter Verwendung der beiden alternativen Zuordnungsarten in Abbildung 9.46 dargestellt.

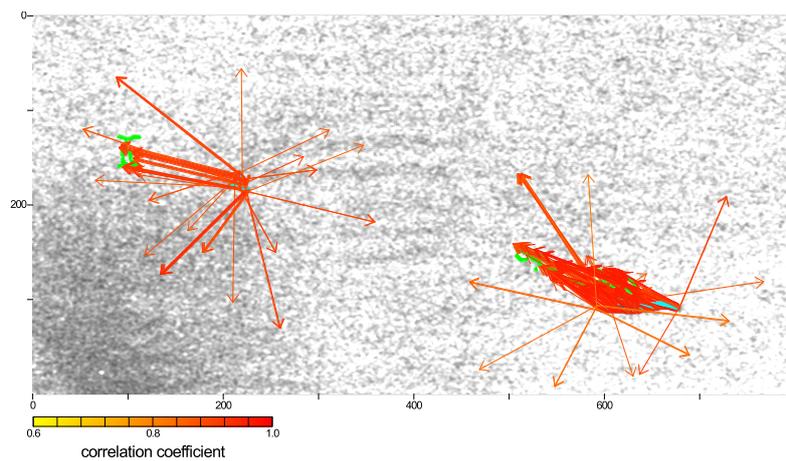
Aufgrund der geringen Anzahl an Merkmalen und korrespondierender Zuordnungen kann durch das entwickelte Relaxationsverfahren durch Varianzminimierung lediglich ein geringer Anteil an Vektoren korrekt zugeordnet werden. Durch das Glättungsverfahren können zwar die Ausrichtungen der Vektoren korrigiert werden. Wegen der unterschiedlichen Ausrichtung der fehlerhaften initialen Korrespondenzen werden die Geschwindigkeiten der resultierenden Zuordnungen allerdings für den kleineren der beiden Ölfilme deutlich unterschätzt.



(a) Shape-Context-Verfahren (11×11 Expansion)

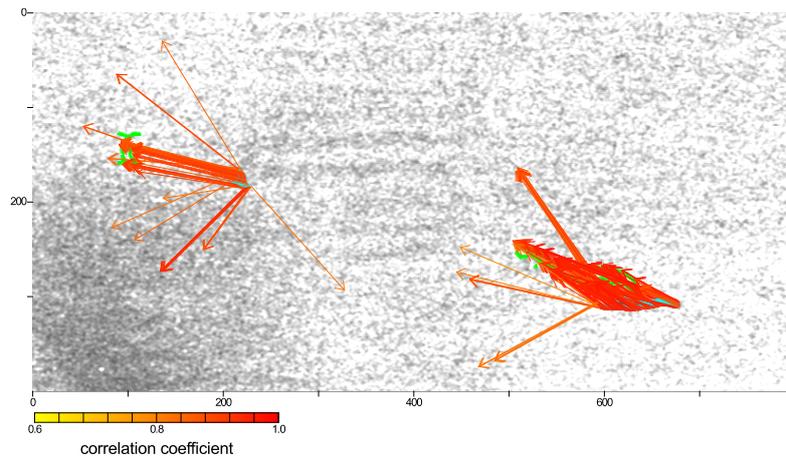


(b) Korrelationsbasiertes Verfahren (11×11 Expansion)

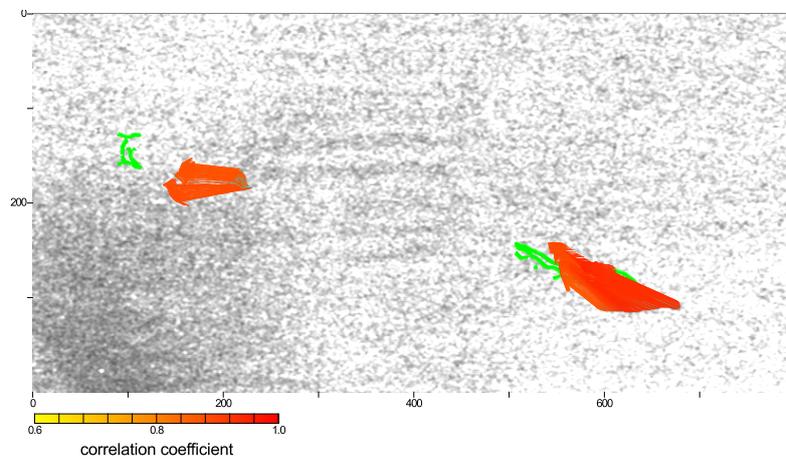


(c) Schnelle erschöpfende Suche (11×11 Expansion)

**Abbildung 9.45:** Fallstudie 3: Ergebnisse der merkmalsbasierten Strömungsbestimmung unter Verwendung einer Merkmalsexpanion von 11×11 Bildpunkten. Dargestellt sind jeweils die Maximum-Likelihood-Zuordnungen. Cyan: Merkmale der ersten Aufnahme, grün: Merkmale der zweiten Aufnahme.



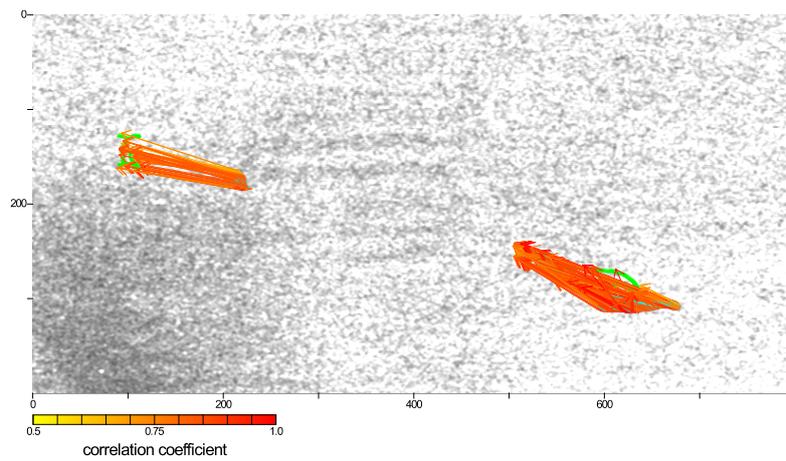
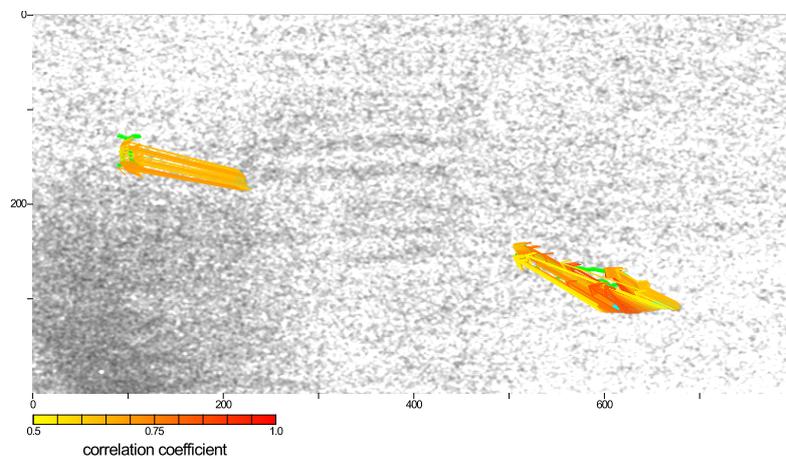
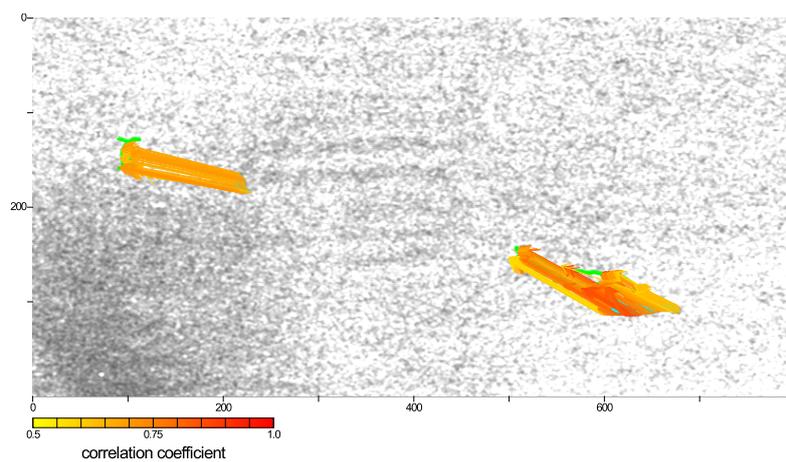
(a) Zuordnung durch iterative Varianzminimierung



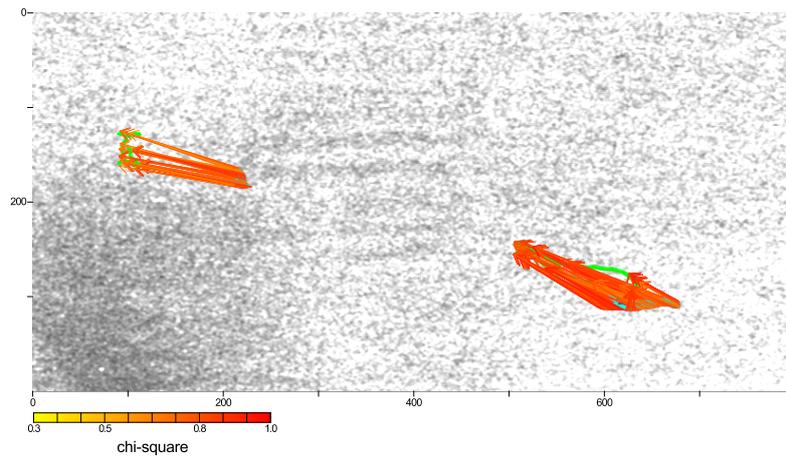
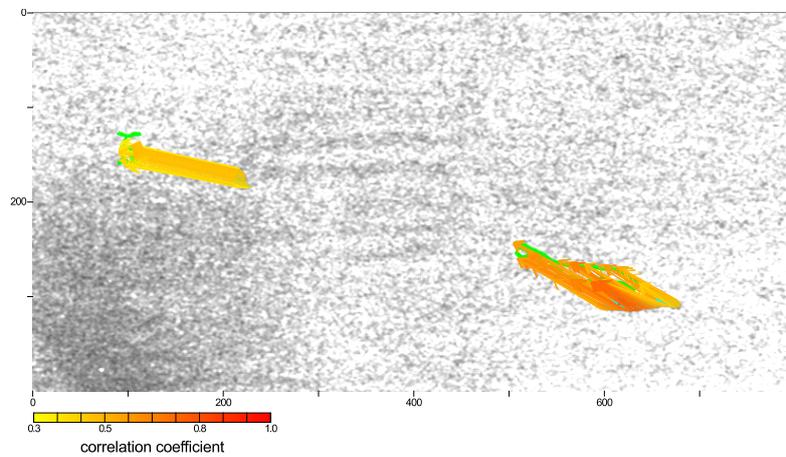
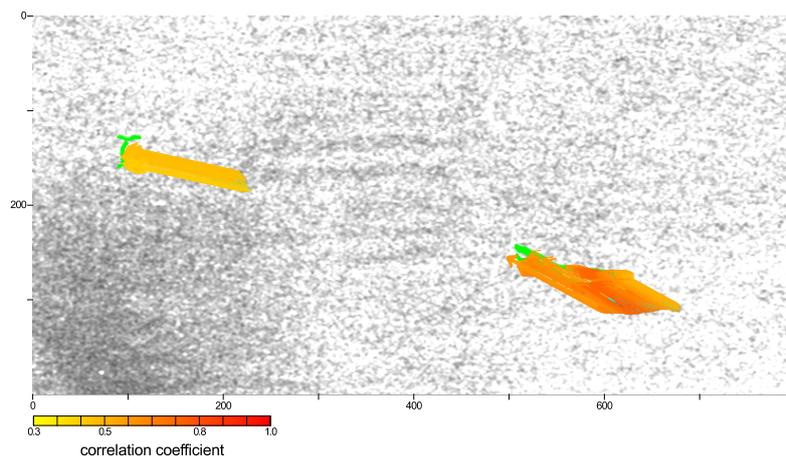
(b) Zuordnung durch iterative Glättung

**Abbildung 9.46:** Fallstudie 3: Ergebnisse der Merkmalszuordnungsverfahren unter Verwendung der Ergebnisse der erschöpfenden Suche aus Abbildung 9.45c. Beide Verfahren wurden mit einem Radius von 10 Bildpunkten und 10 Iterationen ausgeführt.

Dass die Ergebnisse des Verfahrens zur schnellen erschöpfenden Suche mit einer Merkmalsexpanion von  $11 \times 11$  Bildpunkten auch nach der Anwendung von Relaxations- und Glättungsverfahren nicht befriedigend sind, legt den Schluss nahe, dass eine größere Merkmalsexpanion für die merkmalsbasierten Verfahren gewählt werden muss. Eine Größe von  $11 \times 11$  Bildpunkten ist folglich zu klein, als dass durch sie repräsentative Eigenschaften der Randbereiche der Signaturen beschrieben würden. Daher werden in den Abbildungen 9.47 und 9.48 jeweils die Ergebnisse dargestellt, die mit Merkmalsexpanionen von  $31 \times 31$  sowie  $61 \times 61$  Bildpunkten ermittelt werden konnten.

(a) Shape-Context-Verfahren ( $31 \times 31$  Expansion)(b) Korrelationsbasiertes Verfahren ( $31 \times 31$  Expansion)(c) Schnelle erschöpfende Suche ( $31 \times 31$  Expansion)

**Abbildung 9.47:** Fallstudie 3: Ergebnisse der merkmalsbasierten Strömungsbestimmung unter Verwendung einer Merkmalsexansion von  $31 \times 31$  Bildpunkten. Dargestellt sind jeweils die Maximum-Likelihood-Zuordnungen. Cyan: Merkmale der ersten Aufnahme, grün: Merkmale der zweiten Aufnahme.

(a) Shape-Context-Verfahren ( $61 \times 61$  Expansion)(b) Korrelationsbasiertes Verfahren ( $61 \times 61$  Expansion)(c) Schnelle erschöpfende Suche ( $61 \times 61$  Expansion)

**Abbildung 9.48:** Fallstudie 3: Ergebnisse der merkmalsbasierten Strömungsbestimmung unter Verwendung einer Merkmalsexansion von  $61 \times 61$  Bildpunkten. Dargestellt sind jeweils die Maximum-Likelihood-Zuordnungen. Cyan: Merkmale der ersten Aufnahme, grün: Merkmale der zweiten Aufnahme.

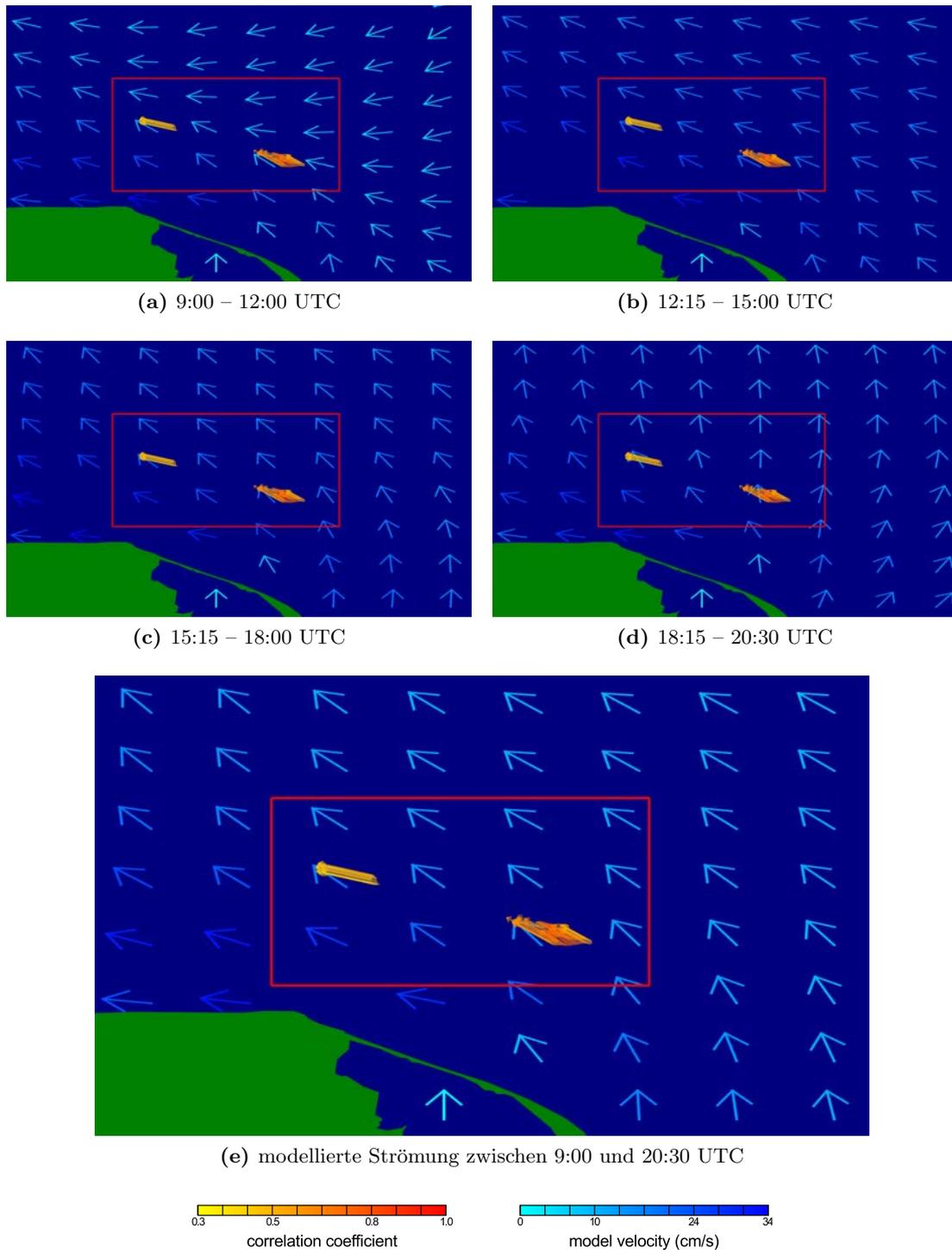
Bei einer Merkmalsexpanion von  $31 \times 31$  Bildpunkten bestimmen alle drei Verfahren ähnliche Flussvektoren. Bei genauerer Betrachtung der Ergebnisse wird jedoch sichtbar, dass die Instabilität der Merkmale in den Verfahren, die nicht erschöpfend suchen, dazu geführt hat, dass sich überkreuzende Zuordnungen einen maximalen Korrespondenzwert erhalten. Dies lässt sich in der oberen und mittleren Teilabbildung von Abbildung 9.47 im Rahmen der Strömungsbestimmung des größeren rechten Ölfilms gut beobachten. Diese Überschneidungen ließen sich in Versuchen nicht durch das Relaxationsverfahren beseitigen. Durch die Glättung des Vektorfeldes lassen sich diese Zuordnungen zwar korrigieren. Dies hat allerdings mit zur Folge, dass die Geschwindigkeiten erneut unterschätzt werden und die Domäne der Merkmale in der Zuordnung verlassen wird.

Bei einer Merkmalsexpanion von  $61 \times 61$  Bildpunkten bestimmen alle drei Verfahren ähnliche Flussvektoren, die zudem verfahrensübergreifend ein glattes Strömungsfeld erzeugen. Das einzige Verfahren, das bei dieser Merkmalsexpanion noch deutlichere Probleme mit überkreuzenden Vektoren hat, ist das Shape-Context-Verfahren. Die Ursache hierfür liegt in der starken Variabilität der Form des größeren Ölflecks. Da das Shape-Context-Verfahren lediglich die räumliche Konfiguration der einzelnen Merkmale zueinander für den Vergleich mit einbezieht, treten an dieser Stelle Probleme bei der Zuordnung auf. In Experimenten, die im Rahmen dieser Fallstudie durchgeführt worden sind, ließen sich die überkreuzenden Flussvektoren mit einer Zuordnung per Relaxation durch Varianzminimierung der Ausrichtung allerdings deutlich minimieren.

#### 9.3.4 Evaluierung und Interpretation der Ergebnisse

Zur Evaluierung der Ergebnisse dieser Fallstudie liegen zusätzlich zu den eingangs erwähnten Windmessungen, die auf der Halbinsel Hel vor der Danziger Bucht ermittelt worden sind, Ergebnisse des numerischen Strömungsmodells des BSH vor. Die Modellergebnisse wurden mit der in 8.6.1 vorgestellten Technik zunächst in lesbare dichte Vektorfelder konvertiert. Anschließend wurden diejenigen modellierten Strömungsergebnisse ausgewählt, die zwischen den Zeitpunkten der Aufnahmen liegen und die Strömung der obersten Wasserschicht angeben. Die Grenzen für diese oberste Schicht liegen beim verwendeten Modell bei  $0 - 8 \text{ m}$ .

Bei einer zeitlichen Auflösung von 15 Minuten ergeben sich insgesamt 47 Modellergebnisse zur Beschreibung der Strömungsverhältnisse zwischen den beiden Aufnahmen. Ausgehend von dieser Vielzahl an Modellergebnissen wird zunächst ein gesamter modellierter Strömungsverlauf erstellt. Um neben der mittleren Strömung einen detaillierteren Einblick in die modellierte Dynamik des Gebietes zu geben, wurden aus den vorliegenden Modellergebnissen zudem vier weitere Strömungsfelder generiert, die die gesamte Strömung für unterschiedliche Zeiträume zwischen der ersten und letzten Aufnahme darstellen. Alle Modellergebnisse sind in Abbildung 9.49 zusammen mit den ermittelten Strömungsvektoren der schnellen erschöpfenden Suche bei einer Merkmalsexpanion von  $61 \times 61$  Bildpunkten dargestellt. Insgesamt beginnt die modellierte Strömung mit einer Ausrichtung in westliche Richtungen und wechselt mit fortschreitender Tageszeit immer mehr in nördliche Richtungen. Dabei bleibt die Geschwindigkeit der modellierten Strömungsvektoren stets in einem Bereich von  $15 - 25 \text{ cm/s}$ .



**Abbildung 9.49:** Fallstudie 3: Vergleich der Ergebnisse der merkmalsbasierten Strömungsbestimmung unter Verwendung der schnellen erschöpfenden Suche mit einer Merkmalsexpanion von  $61 \times 61$  Bildpunkten mit den Ergebnissen des BSH-Modells zu unterschiedlichen Tageszeiten. Die Länge der Vektoren ist nicht maßstabsgerecht. Für die Modellresultate wurden die Geschwindigkeiten, für die berechneten Ergebnisse die Korrelationskoeffizienten farbig kodiert.

Verfahren	Expansion	AAE ( $^{\circ}$ )	AVE ( $cm/s$ )
Shape-Context	11×11	13.35	(7.90) 0.10 (0.007)
	31×31	17.40	(5.17) 0.09 (0.015)
	61×61	16.00	(4.12) 0.10 (0.011)
Korrelationskoeffizient	11×11	12.82	(7.27) 0.10 (0.009)
	31×31	14.27	(5.43) 0.10 (0.010)
	61×61	14.63	(4.23) 0.10 (0.006)
schnelle NCC	11×11	14.93	(12.84) 1.84 (0.174)
	31×31	13.43	(5.57) 0.10 (0.011)
	61×61	14.79	(3.82) 0.10 (0.007)

**Tabelle 9.7:** Fallstudie 3: Vergleich der ermittelten Strömungen der dritten Fallstudie mit den Modellergebnissen. Vor dem Vergleich wurden alle ermittelten Strömungen stark geglättet. In Klammern hinter den Fehlerwerten sind die zugehörigen Standardabweichungen eingetragen.

Um eine quantitative Aussage darüber zu erhalten wie gut die ermittelten Strömungen der einzelnen Verfahren mit den Modellergebnissen korrespondieren, werden alle im vorigen Abschnitt präsentierten Ergebnisse mit den Modellmessungen verglichen. Um eine Vergleichbarkeit zwischen Modellergebnis und gemessenem Strömungsfeld mit der Annahme der unterabgetasteten hohen Dynamik sicherzustellen, wurden die ermittelten Flussvektoren vor dem Vergleich mit den Modellergebnissen stark geglättet (siehe Annahme 4.2). Zur Glättung wurde das in Definition 6.7 vorgestellte Verfahren mit einem Radius von 30 Bildpunkten und einer Iteration gewählt. Die Ergebnisse dieses Vergleichs der unterschiedlichen Strömungsfelder mit der modellierten Strömung zwischen 9:00 und 20:30 UTC ist in Tabelle 9.7 angegeben. Hierbei werden zusätzlich zu den Werten für den mittleren Winkelfehler (AAE) und den mittleren Geschwindigkeitsfehler (AVE) auch die jeweiligen Standardabweichungen in Klammern angegeben.

Anhand der Ergebnisse in Tabelle 9.7 lässt sich erkennen, dass alle ermittelten Strömungsfelder eine systematische Abweichung von den Modellergebnissen in Bezug auf die Strömungsrichtung von ca.  $15^{\circ}$  aufweisen. Da die Modellergebnisse keine realen Messungen der Oberflächenströmung sind, und zudem die Strömung der ersten 8 m des jeweiligen Meeresgebiets beschreiben, stellt dies die allgemein gute Korrespondenz zwischen ermittelter und modellierter Strömung nicht infrage. So ist es in diesem Beispiel nicht auszuschließen, dass an den obersten Zentimetern der Meeresoberfläche tatsächlich eine Strömung stattgefunden hat, die um den ermittelten Betrag von den Modellergebnissen abweicht.

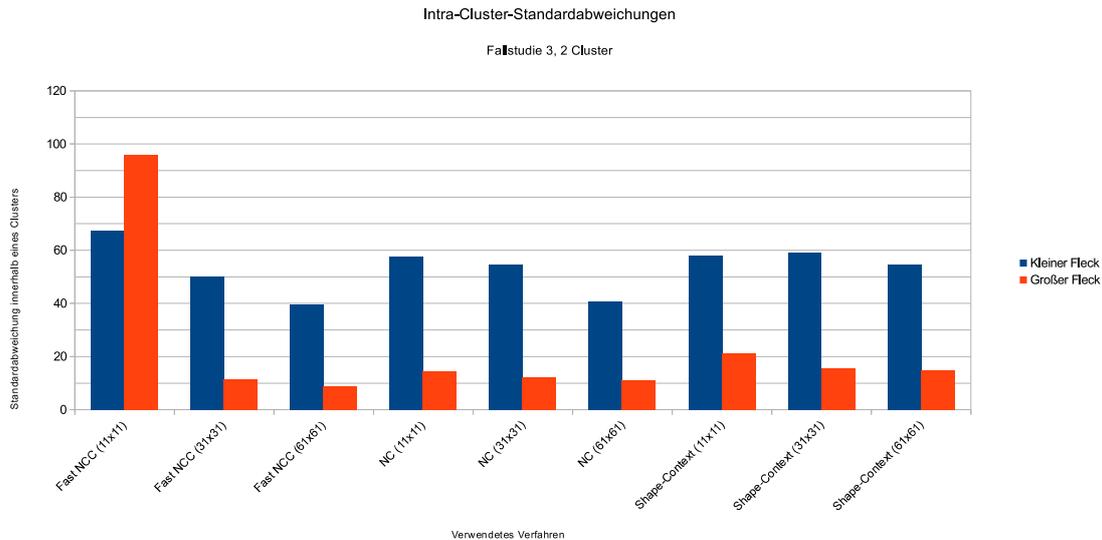
Vergleicht man die Ergebnisse der einzelnen Verfahren in Bezug auf den mittleren Winkelfehler miteinander, so stellt man fest, dass die Resultate aller Verfahren mit zunehmender Merkmalsexpanion zu einer Verminderung der Standardabweichung dieses Fehlers führen. Da für alle Verfahren die systematische Abweichung von den Modellre-

sultaten bestehen bleibt, kann gefolgert werden, dass die Ergebnisse mit zunehmender Merkmalsexpansion glatter werden. Diese Beobachtung wurde bereits subjektiv in den Abbildungen des vorigen Abschnitts getroffen, und wird nun durch die ermittelten Statistiken belegt. Vergleicht man die Winkelfehler verfahrenübergreifend, so erkennt man, dass sich die Winkelfehler in allen Verfahren nicht mit zunehmender Merkmalsexpansion verringern, sondern sich vielmehr in Richtung eines Wertes entwickeln, der die systematische Abweichung darstellt. Hierbei fällt auf, dass das Shape-Context-Verfahren die größte Variation des Winkelfehlers beschreibt. Die beiden korrelationsbasierten Ansätze liefern hingegen vergleichbare Ergebnisse in Bezug auf den Winkelfehler. Die einzige Ausnahme hierzu ist in der  $11 \times 11$  Merkmalsexpansion des Verfahrens der schnellen erschöpfenden Suche zu erkennen. Die hohe Standardabweichung des Winkelfehlers resultiert für diesen Fall aus den vielen fehlerhaft ermittelten Richtungsvektoren, die auch nach der Glättung, welche vor dem Vergleich mit den Modellergebnissen stattgefunden hat, noch in den Fehlerwerten erkennbar sind (vgl. Abbildung 9.45c).

Die ermittelten Abweichungen in den Geschwindigkeiten liegen bei allen Ergebnissen unter  $2 \text{ cm/s}$ . Die höheren Abweichungen, die für das schnelle Korrelationsverfahren bei  $11 \times 11$  Bildpunkten auftreten, sind auf die verkürzten Vektoren zurückzuführen, die bei der Glättung des Ergebnisses entstehen (siehe Abbildung 9.46b). Betrachtet man dieses Ergebnis als Ausreißer, dann fällt die ermittelte Abweichung in den Geschwindigkeiten mit  $0.1 \text{ cm/s}$  sogar noch wesentlich geringer aus. Auch die Standardabweichungen des Geschwindigkeitsfehlers sind für diesen Fall mit  $0.01 \text{ cm/s}$  sehr gering. Insgesamt ergibt sich eine sehr gute Übereinstimmung zwischen ermittelter und gemessener Geschwindigkeit der Meeresoberflächenströmung.

Die Ergebnisse der Evaluierung zeigen zudem, dass der Merkmalsdetektor, der in dieser Arbeit entwickelt worden ist, selbst dann in der Lage ist stabile Merkmale zu bestimmen, wenn nur ein geringer Kontrast und eine hohe Morphodynamik der abgebildeten Objekte vorliegen. Dies wird bei dem Vergleich der Ergebnisse der korrelationsbasierten Ansätze deutlich. Obwohl dem Verfahren der schnellen erschöpfenden Suche wesentlich mehr potentielle Merkmalskandidaten zur Zuordnung zur Verfügung stehen, unterscheiden sich die Ergebnisse kaum. Ganz im Gegenteil bekommen die Verfahren der schnellen erschöpfenden Suche für diese Fallstudie je nach gewählter Größe der Merkmalsexpansion sogar Probleme im großen Suchbereich passende Zuordnungen zu treffen (vgl. Abbildung 9.45c). Derartigen Problemen unterliegt das korrelationsbasierte Verfahren der merkmalsbasierten Zuordnung nicht (siehe Abbildung 9.45b).

Diese Fallstudie eignet sich aufgrund der guten Datenlage sehr gut zur Demonstration der automatischen wissensbasierten Interpretation. Zum einen weichen die Modellergebnisse nur geringfügig von den ermittelten Strömungsmessungen ab, zum anderen befinden sich die ermittelten Strömungsvektoren durch die Position der Ölfilme verhältnismäßig nahe an der Küste (vgl. Abbildung 9.49). Somit können im Rahmen der wissensbasierten Interpretation auch geometrische Schlussregeln, wie zum Beispiel die Nähe zur Lüste, verwendet werden. Die zur Verfügung stehende Windmessung liegt räumlich eng benachbart an den ermittelten Strömungsvektoren (Halbinsel Hel, siehe Abbildung 9.49), und kann somit ebenfalls zur automatischen Interpretation verwendet werden.



**Abbildung 9.50:** Fallstudie 3: Analyse der Standardabweichungen innerhalb der Cluster der Ölflecken in Bezug auf die angewendeten Verfahren zur Strömungsbestimmung. Dargestellt sind jeweils die Intra-Cluster-Standardabweichungen des kleineren Ölflecks (blau) sowie die des größeren Ölflecks (orange).

Zur automatischen Interpretation wurden alle vorgestellten Ergebnisse verwendet. Diese wurden zunächst durch das  $k$ -means-Verfahren auf jeweils zwei Cluster reduziert. Dies führt dazu, dass jeder Cluster jeweils einen Ölfleck repräsentiert. Die Standardabweichungen innerhalb dieser Cluster liefern einen wertvollen Beitrag zur Glattheit der Resultate der jeweils ermittelten Strömungen der Ölflecken. Daher werden diese für alle Verfahren ermittelt und in Abbildung 9.50 grafisch dargestellt.

Anhand der Daten von Abbildung 9.50 lässt sich erkennen, dass die Standardabweichung der einzelnen Cluster auch in dieser Fallstudie ein gutes Maß für die Glattheit der jeweiligen Ergebnisse ist. So sind die deutlichen Abweichungen, die für den Fall einer  $11 \times 11$  Merkmalsexpanion unter Verwendung der schnellen erschöpfenden Suche (Fast NCC) entstehen, auf die Vielzahl fehlerhaft ausgerichteter Vektoren zurückzuführen (vgl. Abbildung 9.45c).

Zudem lässt sich anhand der Standardabweichungen feststellen, dass sich die Ergebnisse mit zunehmender Merkmalsexpanion im Sinne einer zunehmenden Glattheit verbessern. Weiterhin führt das Verfahren der erschöpfenden Suche schließlich zu einer Minimierung der Standardabweichung, gefolgt von dem nicht-erschöpfend suchenden Korrelationsverfahren. Durch die hohe Variabilität der Standardabweichungen zeigt diese Fallstudie aber auch ein Problem bei der Verwendung der Standardabweichung als Glattheitsmaß auf: Durch die stärkere nicht-uniforme Verformung des kleinen Ölflecks, die nur durch wenige Vektoren repräsentiert wird, entstehen für dieses Cluster stets größere Stan-

dardabweichungen. Somit ist es schwierig einen passenden Schwellenwert zu ermitteln, um ausgehend von den Standardabweichungen symbolische Glattheitswerte in der ABox zu generieren.

Außerdem wurde untersucht wie sich eine Variation der Schwellenwerte der räumlichen Distanzen auf die erzielten Ergebnisse auswirkt. Der größte Einfluss der Schwellenwerte besteht hierbei in der Aufdeckung möglicher Verwechslungen mit anderen Signaturen, die in der Nähe der Küste auftreten. Wird der Schwellenwert zu groß gewählt, so werden durch die automatische Erzeugung der ABox Küstenlinien außerhalb der ROI noch als räumlich benachbart in die Wissensbasis eingetragen. Durch diese Verknüpfung folgt das System dann ein mögliches *lookalike-problem*, da durch das Wissen in TBox und ABox für einige Strömungsvektoren das Konzept *coastal-problem* abgeleitet werden kann. Analoge Probleme ergeben sich bei Verwendung der Windmessungen auf der Halbinsel Hel. Fall diese räumlich mit den Messungen verknüpft werden, können Konzepte der Klasse *wind-problem* abgeleitet werden, da die Windmessungen in eine andere Richtung als die ermittelten Strömungsvektoren zeigen.

Weiterhin wurde untersucht, wie sich die Ergebnisse der automatischen Interpretation bei einer Variation der Schwellenwerte der Flussgeschwindigkeit ändern. Da die ermittelten Flussvektoren bis auf unter  $2\text{ cm/s}$  mit denen der Modellergebnisse korrespondieren und die verwendete TBox generell eine Geschwindigkeitsabweichung von einer Qualität erlaubt, wird die Wahl der Schwelle nur für sehr kleine Quantelungen der Geschwindigkeit zu ableitbaren Problemen führen. Bei Intervallgrenzen mit Abständen von  $5\text{ cm/s}$  treten diese Probleme hingegen nicht auf. Bei einer Wahl der räumlichen Grenzen von 5, 10 und  $20\text{ km}$  sowie Geschwindigkeitsgrenzen von 10, 20 und  $30\text{ cm/s}$  steht keiner der Vektoren der Clusterzentren im Widerspruch zu den Modellvektoren.

Für eine Analyse der lokalen Komponente eignet sich diese Fallstudie nicht, da keine markanten Strukturen innerhalb der Szene erkennbar sind, die auf turbulente mesoskalige Strömungsstrukturen hindeuten. Bei einer Zerlegung der Bewegung würden lediglich die unterschiedlichen lokalen Ausdehnungen beider Ölfilme sichtbar werden.

## 9.4 Fazit der Fallstudien

Durch die Wahl der Fallstudien konnten alle Paarungen, die sich unter Verwendung von SAR- und multispektralen Sensoren und biogenen und anthropogenen Oberflächenfilmen ergeben, untersucht werden. Für die erste Fallstudie konnten sowohl die Verwendung von multispektralen Bilddaten als auch die multimodale Verwendung von SAR- und multispektralen Bilddaten innerhalb eines raumzeitlich eng begrenzten Ausschnitts demonstriert werden.

Die in Kapitel 5 entwickelten Verfahren zur Überbrückung großer raumzeitlicher Distanzen mussten beziehungsweise konnten für nahezu alle Fallstudien angewendet werden. Sie ermöglichten in diesen Fällen die Bestimmung glatterer und plausiblerer Strömungsfelder. Zudem wurden durch die differentiellen Verfahren durch die Verwendung der globalen Bewegungskorrektur beziehungsweise der Mehrgitter-Optimierungsstrategie in den ersten beiden Fallstudie erst anwendbar. Eine Anwendung ohne die entwickelten Erweiterung der Prozesskette hätte aufgrund der hohen raumzeitlichen Distanzen zu fehlerhaft ermittelten Strömungsfeldern geführt.

Bei der Verwendung der merkmalsbasierten Verfahren konnte die entwickelte fokussierte Suche die besten Ergebnisse erzielen. Da diese allerdings auf die Ausführbarkeit der globalen Bewegungsbestimmung angewiesen ist, konnte sie nicht für alle Fallstudien eingesetzt werden. Falls sie nicht eingesetzt werden konnte, zeigte die schnelle erschöpfende Suche dann die besten Ergebnisse wenn die Merkmale instabil waren und die Merkmals-expansion so groß gewählt wurde, dass sie die Umgebung eines Merkmals signifikant beschreibt. Sind die Merkmale hingegen stabil, so kann auf die schnelle erschöpfende Suche verzichtet werden. Im Vergleich zu den korrelationsbasierten Ansätzen zeigte das Shape-Context-Verfahren bei einer geeigneten Wahl der Größe des Shape-Context eine ähnlich gute Leistung, falls die Merkmale stabil sind. Die erzielten Resultate ließen sich durch das Relaxationsverfahren der iterativen Varianzminimierung noch weiter verbessern. So konnten durch diese beispielsweise noch einzelne überkreuzende Vektoren korrigiert werden. Die Zuordnung durch Glättung sollte hingegen nur sehr behutsam eingesetzt werden, da durch sie der Zuordnungsraum verlassen wird.

Die differentiellen Verfahren wären ohne die Erweiterungen der Prozesskette, die in dieser Arbeit entwickelt worden sind, nicht anwendbar gewesen. Um die Ergebnisse im Rahmen der ersten Fallstudie erzielen zu können, müssen die Verfahren beispielsweise in der Lage sein, mit Verdeckungen durch Wolken umzugehen. Außerdem konnte für diese Fallstudie gezeigt werden, dass die multispektrale Erweiterung des Verfahrens von Horn und Schunck bessere Ergebnisse als das intensitätsbasierte Verfahren beider Autoren liefert. Außerdem übertrafen diese Ergebnisse die des Verfahrens von Nagel und Enkelmann, welches auf dem intensitätsbasiert Verfahren von Horn und Schunck aufbaut. Im Vergleich des Verfahrens von Lucas und Kanade mit dem Strukturtensor-Verfahren konnte gezeigt werden, dass durch das Strukturtensor-Verfahren eine bessere Steuerbarkeit der anzunehmenden Glattheit möglich ist. Allerdings muss diese für einen Einsatz des Verfahrens auch bekannt sein, was insofern problematisch ist, als dass ein weiterer Parameter  $\sigma_{outer}$  durch den Benutzer vorgegeben werden muss. Insbesondere bei der

ersten Fallstudie konnte allerdings gezeigt werden, dass die lokalen Verfahren sich nur bedingt zur Strömungsbestimmung eignen, da sie sehr rauschanfällig sind. Lediglich das lokale differentielle Verfahren von Farneböck erreicht aufgrund der iterativen Glättung der Zwischenergebnisse ähnlich glatte Zuordnungen wie die globalen Verfahren. Da für die globalen und die hybriden differentiellen Verfahren die Glattheitsfaktoren verhältnismäßig hoch gewählt werden mussten, konnten die hybriden differentiellen Verfahren ihre theoretischen Vorteile nicht ausspielen.

Im Rahmen der Interpretation und Evaluierung konnte festgestellt werden, dass die abgebildeten Signaturen, die auf Wirbel oder Dipole des Strömungsfelds hinweisen, zunächst nicht in der ermittelten Gesamtströmung sichtbar sind. Durch weitere Untersuchungen der Ergebnisse anhand der in dieser Arbeit entwickelten Methode der Überbetonung der lokalen Strömungskomponente konnte allerdings gezeigt werden, dass diese durch das lokale Strömungsverhalten abgebildet werden. Diese überraschende Feststellung konnte in der vorliegenden Arbeit erstmals getroffen werden. Besonders interessant ist hierbei, dass dies auch für die differentiellen Verfahren in der zweiten Fallstudie festgestellt werden konnte, die global nahezu identische Ergebnisse lieferten. Dass deren Ergebnisse unter Verwendung einer stabilen diskreten Gradientenbestimmung mesoskalige Strömungseigenschaften ermitteln, wurde in dieser Arbeit erstmalig demonstriert.

Bei der Evaluierung anhand von Modellergebnissen wurden für nahezu alle Fallstudien geringe systematische Abweichungen zwischen berechneten und modellierten Strömungsfeldern ermittelt. Die Unterschiede der räumlichen Abtastung wurden bereits in Abschnitt 4.4.1 erläutert und bei der Evaluierung berücksichtigt. Die aufgetretenen Unterschiede können auf mehrere weitere Ursachen zurückzuführen sein:

- Tiefenauflösung

Die Tiefenauflösung für Modellergebnisse der Meeresoberflächenströmung beschreibt die Meeresoberfläche in einem Bereich der obersten Meter des Meeres (vgl. Kleine (1994)). Werden multispektrale Daten zur Berechnung herangezogen, so besitzen die verwendeten EM-Wellen des sichtbaren Lichtes in Abhängigkeit von Umweltbedingungen, wie zum Beispiel dem Zustand der Wasseroberfläche, meist eine Eindringtiefe von weniger als einem Meter. Werden für die Verfahren zudem oder ausschließlich Mikrowellen-basierte Systeme verwendet, vermindert sich die Eindringtiefe auf einen Bereich von deutlich weniger als einem Zentimeter (siehe Robinson (2004)[Seite 324]). Da keine weiteren Informationen dazu vorliegen, mit welchen Werten die Strömung an der obersten Wasserschicht modelliert wird, gibt es keine Möglichkeit diesen Fehler im Vergleich auszuschließen.

- Zeitliche Auflösung

Die Modelldaten dieser Arbeit liegen mit einer zeitlichen Auflösung von 15 Minuten vor. Falls die Abstände zwischen den Aufnahmen sehr gering sind und nicht adäquat mit der Abtastung der Modellresultate korrespondieren, so ist dies eine mögliche Fehlerquelle. Falls die zeitlichen Abstände zwischen den Bilddaten allerdings sehr hoch sind, so wird dieser fehlerhafte Einfluss immer geringer. Dies ist beispielsweise in der dritten Fallstudie zu beobachten.

- Messung versus Modellierung

Die Strömungsfelder, die durch die Lösung des Korrespondenzproblems entstanden sind, stellen insofern Messungen dar, als dass sie die Bewegung von Objekten an der Meeresoberfläche ermitteln. Dem gegenüber stehen die Modellresultate, die durch komplexe Strömungsmodelle sowie ergänzende reale Messungen (wie zum Beispiel Windmessungen) entstanden sind. Sobald das Modell die Realität an der Meeresoberfläche nicht perfekt abbildet sind folglich unterschiedliche Ergebnisse möglich.

Dass die Abweichungen der ermittelten Strömungsfelder von denen der Strömungsmodelle in den meisten Fällen nur sehr gering sind, spricht hingegen für die Präzision beziehungsweise die Vorhersagekraft der Modelle. Diese beschreiben die Strömung für die untersuchten Gebiete in den meisten Fällen näherungsweise bereits sehr gut, wenn auch auf einer deutlich reduzierten Auflösungsebene.

Die automatische wissensbasierte Interpretation der Ergebnisse konnte in allen vorgestellten Fallstudien die subjektiven Eindrücke der visuellen Interpretation der Ergebnisse unterstützen. Dies gilt insbesondere für die Verwendung der Ergebnisse des *k*-means-Verfahrens zusammen mit der Intra-Cluster-Standardabweichung als lokales Glattheitsmaß. Durch diese Reduktion der Komplexität vor der Erzeugung der Wissensbasis ist eine schnelle logische Schlussfolgerung in Bezug auf weiteres Szenenwissen möglich. Außerdem konnte festgestellt werden, dass sich die Verwendung der Intra-Cluster-Standardabweichung als lokales Glattheitsmaß in allen Fallstudien bewährt hat. Je nach Datenlage, konnten zudem Widersprüche in Bezug auf weitere Wissensquellen aufgedeckt werden. Die automatische Erzeugung der Wissensbasen, die anhand eines ermittelten Strömungsfeldes und des höheren Wissens automatisch eine ABox generiert, hat sich hierbei als unverzichtbar erwiesen. Die erzeugten Wissensbasen wären mit jeweils hundert Konzepten und ebenso vielen Rollenbeziehungen zwischen den Konzepten zu groß, als das sie manuell hätten erzeugt werden können.

Abschließend kann festgestellt werden, dass sowohl durch die Erweiterung der Prozessketten als auch durch die Erweiterung der Verfahren ein Verfahrens-Rahmenwerk entstanden ist, mit welchem für jede in dieser Arbeit untersuchte Konfiguration von Eingangsdaten die Bestimmung, Interpretation und Evaluierung der Strömungsfelder möglich ist.



## Zusammenfassung und Ausblick

Zum Abschluss dieser Arbeit werden die Ausgangslage, die zu bewältigenden Probleme sowie die erzielten wissenschaftlichen Fortschritte noch einmal kompakt zusammengefasst. Hierzu wird ausgehend von der Problemstellung und dem aktuellen Stand der Forschung dargestellt, mit welchen Mitteln welche Probleme bei der Lösung des Korrespondenzproblems zur Bestimmung der mesoskaligen Oberflächenströmung gelöst worden sind. Abschließend werden die wichtigsten Ergebnisse erläutert, die anhand der Fallstudien gezeigt werden konnten.

Im Anschluss an diese Zusammenfassung wird ein Ausblick auf weitere zukünftige Forschungsfelder und Anwendungsgebiete gegeben, die sich durch die Fortschritte, die in dieser Arbeit erzielt worden sind, eröffnen.

## 10.1 Zusammenfassung

Den Ausgangspunkt der Untersuchungen dieser Arbeit bilden Folgen von Fernerkundungsbildern der Meeresoberfläche. Sind auf diesen Aufnahmen Signaturen von Objekten abgebildet, die sich lediglich mit der lokalen Oberflächenströmung bewegen, so kann durch die Lösung des Korrespondenzproblems dieser Signaturen die lokale Strömung bestimmt werden. Als derartige Signaturen werden in dieser Arbeit die Signaturen von biogenen und anthropogenen Oberflächenfilmen verwendet.

Da Strömungsphänomene untersucht werden, muss die Strömungsbestimmung für ein größeres Gebiet gleichzeitig auf der Mesoskala erfolgen. Daher mussten bildgebende Sensorsysteme ausgewählt werden, die einerseits die zu verfolgenden Oberflächenfilme abbilden und andererseits eine Auflösung besitzen, die hoch genug ist, um Strömungsfelder auf der Mesoskala bestimmen zu können. In der Analyse der verschiedenen Sensorsysteme hat sich gezeigt, dass sowohl multispektrale als auch SAR-Sensoren in der Lage sind, beide der genannten Forderungen zu erfüllen. Zugleich konnte allerdings festgestellt werden, dass die Bildfolgen zwar eine hohe räumliche, aber aufgrund der geringen Wiederbesuchsrate der Satelliten eine verhältnismäßig geringe zeitliche Abtastung besitzen. Zudem bilden beide Arten von Sensoren die Signaturen der Oberflächenfilme phänomenologisch unterschiedlich ab. Bei multispektralen Bilddaten kommt erschwerend hinzu, dass oft Wolken Teile der Meeresoberfläche verdecken.

Die Strömungsbestimmung wird in dieser Arbeit als eine Prozesskette beschrieben. Diese besteht aus der Vorverarbeitung der Bilddaten, der Bestimmung der Oberflächenströmung sowie der Evaluierung und Interpretation der ermittelten Strömungsfelder.

Die Untersuchungen zu den notwendigen Vorverarbeitungsschritten haben gezeigt, dass die Registrierung der Bilddaten in ein gemeinsames Koordinatensystem manuell und modellgestützt erfolgen muss. Nur so kann sichergestellt werden, dass die Bewegungen der Oberflächenfilme nicht fälschlicherweise zur Registrierung verwendet werden. Im Anwendungsgebiet dieser Arbeit konnte für alle Fallstudien eine perspektivische Registrierung mit sehr geringen Fehlerwerten in Bezug auf die Kontrollpunkte durchgeführt werden. Bei der Untersuchung der Bilddaten in Bezug auf die unterschiedlichen Sensorarten konnte festgestellt werden, dass SAR-Sensoren aufgrund des Speckle-Rauschens Bilddaten geringerer radiometrischer Qualität erzeugen, als dies bei der Aufnahme durch multispektrale Sensoren der Fall ist. Stattdessen bilden sie Eigenschaften der Meeresoberfläche allerdings auch durch Wolken hinweg ab. Bei den Untersuchungen wurde deutlich, dass die bekannten und erprobten Speckle-Filter unterschiedlich gute Ergebnisse liefern. Jedoch ist kein Verfahren in der Lage, die SAR-Bilder so zu rekonstruieren, dass sie mit denen der multispektralen Sensoren vergleichbar wären. In den Untersuchungen zu Vorverarbeitung lieferte der Gamma-MAP-Filter die besten Ergebnisse bezogen auf die Bilddaten des Anwendungsgebietes.

Zur Lösung des Korrespondenzproblems wurden verschiedene Verfahren zweier unterschiedlicher Kategorien vorgestellt und untersucht: merkmalsbasierte Ansätze, die direkte Korrespondenzen zwischen zwei Merkmalsmengen ermitteln, und differentielle Verfahren, die ausgehend von der Grundgleichung des Optischen Flusses anhand unterschied-

licher Optimierungsansätze diesen schätzen. Die merkmalsbasierten Verfahren erzeugen ein dünn abgetastetes Flussfeld und sind auf eine Stabilität der Merkmale von Bild zu Bild angewiesen. Dies ist aufgrund der unterschiedlichen radiometrischen Qualität für multimodale Bilddaten allerdings nicht gegeben. Zudem modellieren sie üblicherweise keine Glattheit in der Zuordnung, sondern treffen Zuordnungen nur aufgrund lokaler Ähnlichkeitsmaße. Der Optische Fluss entspricht hingegen nur unter bestimmten Randbedingungen, wie zum Beispiel konstanter Intensität und Verdeckungsfreiheit, der auf die Bildebene projizierten Bewegung der Meeresoberfläche. Die Verfahren zur Bestimmung des Optischen Flusses, die differentiellen Verfahren, erzeugen ein glattes und zumeist dicht abgetastetes Vektorfeld. Durch die Konstanzannahmen des Optischen Flusses sind Verfahren dieser Klasse allerdings nicht für multimodale Bildpaare anwendbar. Weiterhin arbeiten diese Verfahren mit partiellen Ableitungen der Bildfunktion und sind daher auf eine gute Schätzung dieser Ableitungen angewiesen. Dies ist bei den vorhandenen Bildfolgen aufgrund der geringen zeitlichen Abtastung und den resultierenden großen raumzeitlichen Distanzen zumeist nicht gegeben.

Um die ermittelten Strömungsfelder evaluieren zu können, stehen keine in-situ Messdaten als „Ground Truth“ zur Verfügung, da durch die angestrebte Vorgehensweise erstmalig hochabgetastete, flächige Messungen der Oberflächenströmung auf der Mesoskala ermittelt werden. Stattdessen wurde ein Gold Standard, gegeben durch die Ergebnisse numerischer Modelle, für die Evaluierung verwendet. Die Evaluierung der ermittelten Strömungsfelder muss aufgrund der geringeren Auflösung der Ergebnisse numerischer Modelle allerdings unter Berücksichtigung des Abtasttheorems stattfinden. Zur Interpretation der ermittelten Strömungsfelder existierten zum Zeitpunkt der Arbeit außer visuellen Methoden keine automatischen beziehungsweise wissensbasierten Ansätze.

Die Hauptfragestellungen, die für diese Arbeit nach der Analyse des aktuellen Forschungsstands zu lösen waren, sind somit:

1. Wie muss mit großen raumzeitlichen Distanzen umgegangen werden?
2. Welche Merkmalsdetektoren eignen sich für die Signaturen von Oberflächenfilmen?
3. Wie kann mit instabilen Merkmalen umgegangen werden?
4. Wie können Glattheitsannahmen in die Merkmalszuordnung integriert werden?
5. Wie müssen die Verfahren erweitert werden, damit sie mit verdeckten Bildbereichen umgehen können?
6. Wie können Glattheitsterme in lokale differentielle Verfahren integriert werden?
7. Können globale differentielle Verfahren von multispektralen Bilddaten profitieren?
8. Wie kann die visuelle Interpretation der Ergebnisse unterstützt werden?
9. Wie können mit wissensbasierten Methoden automatische Schlussfolgerungen aus den ermittelten Strömungsfeldern und weiteren Wissensquellen ermittelt werden?

Die Kernidee, die in dieser Arbeit vorgestellt wird, ist eine generische Erweiterung der bekannten Prozesskette, die oberhalb der einzelnen Verfahren zur Lösung des Korrespondenzproblems definiert wird. Aufgrund der geringen Datenverfügbarkeit resultieren große raumzeitliche Distanzen zwischen den Signaturen der Oberflächenfilme. Zur Überbrückung dieser großen raumzeitlichen Distanzen wurden für beide Klassen von Verfahren die Analyse und modellbasierte Separierung der Bewegung vorgestellt. Für den Fall, dass die globale Strömungskomponente wesentlich größer als die lokale Komponente ist, wurde eine fokussierte Suche für alle Vertreter der merkmalsbasierten Verfahren beschrieben und vorgestellt. Diese zeigte in allen Fallstudien überzeugende Ergebnisse, die die der bislang eingesetzten Verfahren übertrafen. Für die Klasse der differentiellen Verfahren bedeuten die hohen raumzeitlichen Distanzen zunächst, dass die Gradienten der Bildfolge nicht korrekt geschätzt werden können, und die Verfahren somit zunächst nicht anwendbar sind. Auch für diesen Fall kann die globale Bewegungsbestimmung eingesetzt werden, um bessere Schätzungen der raumzeitlichen Gradienten der Bildfolge zu erhalten. Weiterhin kann diese Vorgehensweise mit einer Mehrgitter-Optimierungsstrategie verbunden werden. Diese beiden Maßnahmen ermöglichen einzeln, aber auch kombiniert, die Anwendbarkeit der differentiellen Verfahren im Anwendungsgebiet dieser Arbeit.

Für die merkmalsbasierten Verfahren konnten für alle untersuchten Paarungen aus Sensoren und Arten von Oberflächenfilmen Verfahren entwickelt werden, die markante Punkte als Merkmale extrahieren. Allerdings ist bei der Verwendung multimodaler Bildpaare eine Merkmalsstabilität im Allgemeinen nicht gegeben. Deshalb sind die Verfahren des merkmalsbasierten Vergleichs um eine schnelle erschöpfende Suche nach instabilen Merkmalen erweitert worden. Erst durch die enorme Geschwindigkeitssteigerung des hier verwendeten Ansatzes von Lewis (1995) ist eine solche erschöpfende Suche möglich geworden. Um eine Glattheit der merkmalsbasierten Zuordnung zu erreichen, wurden ein glättendes und ein iterativ minimierendes Zuordnungsverfahren entwickelt und vorgestellt. Diese beiden Verfahren lieferten für die Fallstudien der Arbeit glattere Ergebnisse der Zuordnung, wobei das glättende Verfahren den ursprünglichen Zuordnungsraum allerdings verlässt.

Bei den differentiellen Verfahren erfolgt nach einer analytischen Betrachtung zunächst die Trennung von Verfahren und Bestimmung der raumzeitlichen Gradienten der Bildfolge. Durch diese Vorgehensweise konnten zwei Ziele dieser Arbeit gleichzeitig verwirklicht werden. Zum einen bleiben die unterschiedlichen Verfahren vergleichbar und zum anderen können durch geschickte Anpassungen der Berechnung des Gradienten maskierte (verdeckte) Bildbereiche korrekt von den Verfahren als solche betrachtet werden. Um dies zu erreichen, wurden die Bildpunkt-Operationen der Verfahren als diskrete Faltungen aufgefasst. Eine Problemanalyse zeigte, dass in Randbereichen zu den Masken verfälschte Ergebnisse ermittelt werden. Durch einen Wechsel von der Faltung zur normierten Faltung konnten diese Fehler allerdings ausgeschlossen werden. Durch diese bislang einzigartige Kombination unterschiedlicher Verfahren sind alle differentiellen Verfahren auch auf Bildfolgen mit maskierten Bildbereichen anwendbar. Außerdem wurde eine Erweiterung des Verfahrens von Horn und Schunck entwickelt, welche die kombinierte Verwendung multispektraler Daten zur Bestimmung des Optischen Flusses erlaubt.

Zudem konnten Verfahren entwickelt werden, die die visuelle Interpretation der Ergebnisse deutlich verbessern. Sie erreichen dies, indem sie die Verfahren zur Überwindung der großen raumzeitlichen Distanzen umkehren und das resultierende Strömungsfeld in unterschiedliche Strömungskomponenten zerlegen.

Außerdem wurde zum ersten Mal in der Untersuchung von Strömungsfeldern eine automatische wissensbasierte Interpretation anhand von Experten- und Domänenwissen entworfen und realisiert. Für die wissensbasierte Interpretation der Ergebnisse wird in dieser Arbeit das beschreibungslogische System RACER eingesetzt. Das Experten- beziehungsweise Domänenwissen wird hierbei in einer beschreibungslogischen TBox abgelegt. Für jedes zu untersuchende Strömungsfeld wird zusammen mit weiteren Kontextinformationen automatisch eine ABox erzeugt, die das Faktenwissen der Szene enthält. Durch das RACER-System erfolgen anschließend Interpretationen als logische Schlussfolgerungen über beide Wissensarten. Die wissensbasierte Interpretation von Strömungsfeldern konnte in dieser Arbeit erstmalig erfolgreich angewendet werden.

Um die Verfahren interaktiv testen und untersuchen zu können, wurde das Software-Rahmenwerk GRAIPE entwickelt. Der einfache interaktive Umgang mit den Bilddaten, Merkmalsmengen und Strömungsfeldern ermöglicht erstmals einem breiteren Benutzerkreis die Anwendung der unterschiedlichen Verfahren zur Strömungsbestimmung, die im Rahmen dieser Arbeit entwickelt worden sind. Zudem lassen sich mit dem Rahmenwerk qualitativ hochwertige Visualisierungen erzeugen. Alle Abbildungen von Strömungsfeldern sowie die Ergebnisse der Evaluierung, die in dieser Arbeit präsentiert worden sind, sind mit dem Rahmenwerk ermittelt und visualisiert worden. Das Rahmenwerk wurde mehrfach getestet und ist, mit Ausnahme des oben genannten RACER-Systems, ausschließlich mit quelloffener Software entwickelt worden. Zudem ist es durch die Verwendung des Qt-Rahmenwerks plattformunabhängig sowohl unter Linux als auch unter Windows oder Mac OS lauffähig.

Die Ergebnisse der Fallstudien haben gezeigt, dass die neu entwickelten Prozessketten sich eignen, um die Strömung an der Meeresoberfläche durch die Verfolgung von Oberflächenfilmen zu ermitteln. Durch die unterschiedlichen Voraussetzungen der verschiedenen Fallstudien konnte zudem gezeigt werden, dass je nach Einsatzzweck unterschiedliche Verfahren ausgewählt und angewendet werden müssen. Mit den Ansätzen, die in Kapitel 6 entwickelt wurden, stehen für jede untersuchte Konfiguration von Tracern und Satellitendaten Verfahren zur Verfügung, die eine Strömungsbestimmung ermöglichen. Für den Fall der multimodalen Strömungsbestimmung bleiben zumindest noch die Verfahren der schnellen erschöpfenden Suche anwendbar.

Die Evaluierungsmethoden, die im Rahmen dieser Arbeit unter Verwendung von Modellresultaten entwickelt worden sind, konnten für nahezu alle Fallstudien erfolgreich zur Überprüfung der Resultate eingesetzt werden. Sie liefern in diesen Fallstudien plausible Werte, die mit denen einer subjektiven Beobachtung der Ergebnisse korrespondieren. Es wurde im Rahmen der Evaluierung kein Hinweis darauf gefunden, dass die Ergebnisse der Verfahren, die zur Strömungsbestimmung eingesetzt worden sind, qualitativ geringer zu werten sind als die Modellergebnisse.

Durch die Analyse der lokalen Strömungskomponente wurde ermittelt, wie die erzielten Ergebnisse unterhalb der Modellauflösung zu bewerten sind. Im Rahmen der Interpretation konnte in dieser Arbeit erstmalig gezeigt werden, dass die ermittelte mesoskalige Meeresoberflächenströmung aus mehreren überlagerten Strömungskomponenten besteht. Betrachtet man lediglich die Gesamtergebnisse der ermittelten Flussfelder, so erkennt man oftmals eine global glatte, meist eindeutig ausgerichtete Bewegung. Dass sich unter dieser globalen Bewegungskomponente noch eine weitere Komponente verbirgt, die den lokalen Verlauf der Strömung innerhalb des Untersuchungsgebietes beschreibt, konnte in dieser Arbeit erstmalig anhand von mittel- bis hochaufgelösten Satellitendaten gezeigt werden.

Darüber hinaus konnte erstmalig der Nachweis erbracht werden, dass sich mesoskalige Turbulenzen im lokalen Anteil des Strömungsfelds genau an den Stellen befinden, an denen sich im Bild Signaturen turbulenter Strömungseigenschaften wie zum Beispiel Wirbel oder Dipole befinden. Die Beobachtung dieser lokalen Turbulenzen konnte sogar für submesoskalige Phänomene gezeigt werden, die das eigentliche Untersuchungsgebiet dieser Arbeit übersteigen (vgl. Abschnitt 9.2.4).

Die wissensbasierte Interpretation der Strömungsfelder hat gezeigt, dass es ausgehend von höherem Wissen möglich ist, Vektoren zu erkennen, die in Bezug auf das höhere Wissen möglicherweise Konflikte darstellen. Hierbei konnte zudem die Notwendigkeit der automatischen Erzeugung der ABox festgestellt werden. Es wäre nicht zumutbar gewesen, alle Zusammenhänge zwischen allen ermittelten Strömungsvektoren per Hand zu ermitteln und die ABox manuell zu erstellen. In den Fallstudien hat sich zudem gezeigt, dass das automatische wissensbasierte Interpretationsverfahren, welches aufbauend auf einem Clustering der Ergebnisse definiert worden ist, mit der Intra-Cluster-Standardabweichung über ein geeignetes Maß zur Modellierung von Glattheitsaussagen verfügt.

Im Rahmen der Evaluierung konnte gezeigt werden, dass die entwickelten Ansätze zur Lösung des Korrespondenzproblems den bisher verfügbaren überlegen sind, da sie, im Gegensatz zu diesen, eine Messung der Meeresoberflächenströmung anhand der verfügbaren Bildfolgen ermöglichen. Dadurch, dass die Messung der Meeresoberflächenströmung sensorübergreifend stattfinden kann, können zudem potenziell mehr Aufnahmen der Szene zur Strömungsbestimmung verwendet werden.

Durch das in dieser Arbeit entwickelte theoretische Rahmenwerk und die softwaretechnische Realisierung sind nicht nur alle Verfahrensschritte transparent durchführbar, die einzelnen Teilergebnisse sind auch interaktiv erfahrbar. Durch die intuitive grafische Benutzungsoberfläche können beispielsweise auch Meereskundler die in dieser Arbeit entwickelten und erprobten Verfahren anwenden und die Ergebnisse evaluieren, visuell interpretieren und automatisch interpretieren lassen. Somit steht durch Forschungsergebnisse dieser Arbeit eine Prozesskette zur Verfügung, die es ausgehend von den Bilddaten erlaubt, die Meeresströmung zu bestimmen, zu evaluieren und bei der Interpretation zu unterstützen. Erst durch diese Fortschritte sind die verschiedenen Verfahren im Anwendungsgebiet dieser Arbeit einsetzbar und führen zu vielversprechenden Ergebnissen.

## 10.2 Ausblick

Unabhängig von der Analyse weiterer Fallstudien zur Bestimmung der Meeresoberflächenströmung wird in diesem Abschnitt ein Ausblick auf mögliche zukünftige Forschungsaktivitäten gegeben. Der Fokus bei dieser zukünftigen Betrachtung liegt auf vier unterschiedlichen Teilaspekten:

1. Nutzung der gewonnenen Strömungsdaten,
2. Ausbau der wissensbasierten Interpretation,
3. weitere Anwendungsgebiete der entwickelten Verfahren und
4. neue Möglichkeiten durch zukünftige Satelliten.

Die vielversprechenden Ergebnisse der ermittelten Meeresoberflächenströmung können in Zukunft nicht nur dazu verwendet werden, die Ergebnisse der numerischen Modelle zu verifizieren. Sie können auch dazu verwendet werden, um die Modelle entsprechend anzupassen. So könnten die Modelle auf die berechneten Oberflächenströmungen geeicht werden, wodurch die Vorhersagekraft erhöht werden kann. Ähnliches geschieht zur Zeit lediglich anhand von Wassertemperatur- und Windmessungen. Die berechneten Strömungsfelder könnten auch zur Verfeinerung der Modellergebnisse zum Einsatz kommen, da sie bereits auf der sehr viel höher aufgelösten Mesoskala vorliegen. Würde die Technik der Verfolgung von Oberflächenfilmen operativ und weltweit eingesetzt werden, so könnte dies zu einem besseren Verständnis der mesoskaligen Strömungen an der Meeresoberfläche führen. Von diesem genaueren Verständnis können sowohl Meereskundler, Klimaforscher als auch Biologen gleichsam profitieren, da die Meeresoberfläche als Wasser-Luft-Grenze für viele Phänomene eine entscheidende Rolle spielt.

Die automatische wissensbasierte Interpretation könnte in zukünftigen Arbeiten auf zwei unterschiedliche Arten erweitert werden. Zum einen könnten, ausgehend von dem Wissen und den elementaren Konzepten, Konzepte höherer Ordnung definiert werden, die die niederen Konzepte zusammenfassen beziehungsweise die möglichen Problemstellungen durch weitere Konzeptzusammenhänge verfeinert modellieren. Zum anderen könnten die Ergebnisse der wissensbasierten Interpretation dem Rahmenwerk wieder zugänglich gemacht werden. Die Ergebnisse der Interpretationen könnten beispielsweise eingesetzt werden, um dem Benutzer eine Rückmeldung mit weiteren alternativ verwendbaren Verfahren und Parameterkonfigurationen vorzuschlagen. Auch die automatische Beschreibung und Verfeinerung der Verfahrensergebnisse durch das Rahmenwerk könnte bei der Einspeisung der wissensbasierten Interpretation möglich sein.

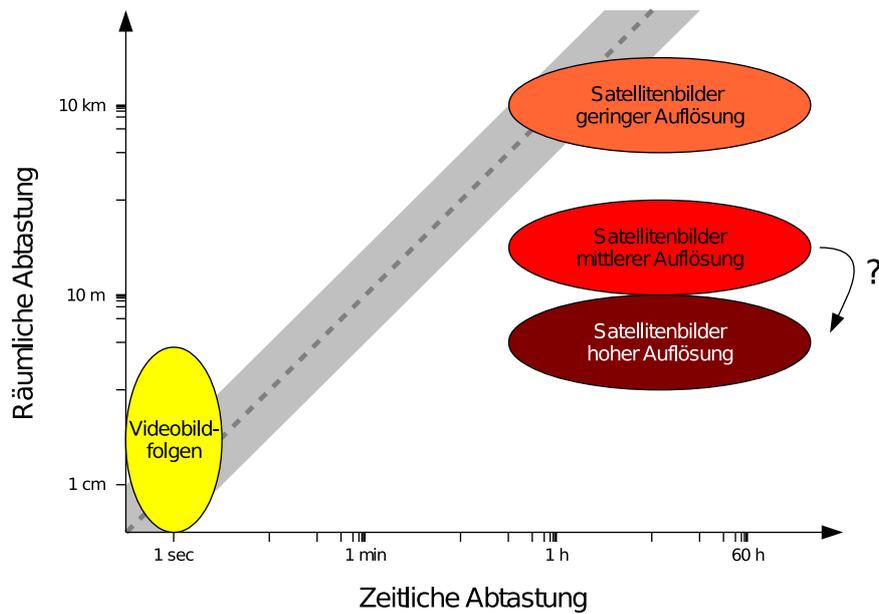
Die entwickelten Verfahren sind aufgrund der generischen Modellierungsart dieser Arbeit nicht auf die hier gewählte Domäne eingeschränkt. So wurden bereits erste vielversprechende Tests mit anderen Arten von Tracern durchgeführt. Statt anhand der Signaturen von Oberflächenfilmen die Meeresoberflächenströmung zu bestimmen, wurden beispielsweise markante Punkte auf Eisbergen verwendet, um die Eisdrift zu bestimmen. In diesem Anwendungsgebiet existieren ähnlich hohe raumzeitliche Distanzen zwischen

den Signaturen, allerdings stellen die Eisberge wesentlich robustere und über längere Zeit konstante Merkmale dar. Zudem besitzt die Eisdrift eine geringere Morphodynamik, als dies bei Filmen auf der Meeresoberfläche der Fall ist. Als weiteres Anwendungsszenario kommt die Analyse der Morphodynamik von Küstenabschnitten infrage. Hierbei würden markante Punkte entlang der Küstenlinie extrahiert werden müssen. Die Verfolgung dieser Punkte beziehungsweise dieser Konturen von Bild zu Bild ließe in diesem Fall einen Rückschluss auf die Küstenveränderung zu.

Im Rahmen der Entwicklung neuer Satelliten können sich weitere Möglichkeiten ergeben, die den entwickelten Verfahren zugute kommen könnten. So ermöglichen die paarweise versetzt fliegenden Satelliten TerraSAR-X und TanDEM-X Bildpaare mit einem geringen zeitlichen Abstand bei gleichzeitig hoher räumlicher Abtastung. Allerdings werden diese Satelliten zurzeit vor allem zur Erstellung hochauflösender dreidimensionaler Geländemodelle eingesetzt, sodass auf die zu erzeugenden Bilder kaum Einfluss genommen werden kann.

Durch die Entwicklung und dem Start weiterer Satelliten, wie beispielsweise der neuen Sentinel-Satelliten der ESA (ab 2013 geplant), gelangen zudem mittel- bis hochauflösende multispektrale Satellitensensoren in den Orbit. Da allerdings im gleichen Zeitraum vermutlich auch einige ältere Satelliten ausfallen werden, ist dies nicht als Bereicherung zu sehen, sondern vielmehr als Erhaltung der vorhandenen Bilddatenquellen mit leichter Erhöhung der räumlichen Auflösung. Daher wird sich das Problem der geringen Datenverfügbarkeit und der damit verbundenen hohen raumzeitlichen Distanzen der Signaturen mittelfristig nicht lösen lassen.

Mit der gesteigerten räumlichen Auflösung der kommenden Satellitensensoren kann es zukünftig aber möglich werden, submesoskalige Strömungseigenschaften zu bestimmen. Allerdings führt die erhöhte räumliche Auflösung der Satelliten bei gleichbleibender zeitlicher Abtastung zu einer Zunahme der raumzeitlichen Distanzen. Es wird daher untersucht werden müssen, ob die entwickelten Vorgehensweisen zur Überbrückung der großen raumzeitlichen Distanzen ausreichen, oder ob neue Verfahren für die Verwendung von hochauflösenden Satellitenbilddaten entwickelt werden müssen (vgl. Abbildung 10.1). Erste Untersuchungen für die Verwendung von hochauflösenden SAR-Bildern zur Strömungsbestimmung wurden im Rahmen eines internationalen Projekts (DTeddie) bereits durchgeführt (vgl. Seppke et al. (2012)). Die im ersten Ergebnisse, die im Rahmen dieses Projektes erzielt worden sind, sind vielversprechend. Gleichzeitig zeigen sie aber auch auf, dass umfangreiche Anpassungen nötig sind, wenn sich die relative raumzeitliche Distanz der zu verfolgenden Signaturen weiter erhöht.



**Abbildung 10.1:** Die räumliche sowie zeitliche Auflösung in Bezug auf zukünftig verfügbare hochauflösende Satellitenbilder. Im Gegensatz zu Satellitendaten mittlerer Auflösung führt die Verwendung von hochauflösenden Daten (dunkelrot) zu einer weiteren relativen Erhöhung der raumzeitlichen Distanz.



# Literaturverzeichnis

- [Albertz 1991] ALBERTZ, J.: *Grundlagen der Interpretation von Luft- und Satellitenbildern: eine Einführung in die Fernerkundung*. Wissenschaftliche Buchgesellschaft, 1991. – ISBN 9783534078387
- [Alpers u. Hühnerfuss 1988] ALPERS, W. ; HÜHNERFUSS, H.: Radar Signatures of Oil Films Floating on the Sea and the Marangoni Effect. In: *Journal of Geophysical Research* 93 (1988), S. 3642–3648
- [Azaiez et al. 2005] AZAIEZ, Mejdı ; GRUBER, Ralf ; DEVILLE, Michel O. ; MUND, Ernest H.: Three Approaches for the Helmholtz Decomposition of a General Vector Field. In: *17th IMACS World Congress*, 2005
- [Baader 2003] BAADER, F.: *The Description Logic Handbook: Theory, Implementation and Applications*. Cambridge University Press, 2003. – ISBN 9780521781763
- [Barni et al. 1995] BARNI, M. ; BETTI, M. ; MECOCCHI, A.: A fuzzy approach to oil spill detection an SAR images. In: *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1995. IGARSS '95. 'Quantitative Remote Sensing for Science and Applications', International Bd. 1*, 1995, S. 157 –159 vol.1
- [Barron et al. 1994] BARRON, John L. ; FLEET, David J. ; BEAUCHEMIN, Steven S.: Performance of Optical Flow Techniques. In: *International Journal of Computer Vision* 12 (1994), Nr. 1, S. 43–77
- [Belongie et al. 2000] BELONGIE, Serge ; MALIK, Jitendra ; PUZICHA, Jan: Shape Context: A New Descriptor for Shape Matching and Object Recognition. In: LEEN, Todd K. (Hrsg.) ; DIETTERICH, Thomas G. (Hrsg.) ; TRESP, Volker (Hrsg.): *NIPS*, MIT Press, 2000, S. 831–837
- [Bestmann 2010] BESTMANN, Oliver: *Konzeption und Implementierung eines Verfahrens zur Messung von Verschiebungsvektoren in Multispektralbildern*, Universität Hamburg, Fachbereich Informatik, Bachelorarbeit, 2010
- [Bigün et al. 1991] BIGÜN, J. ; GRANLUND, G.H. ; WIKLUND, J.: Multidimensional Orientation Estimation with Applications to Texture Analysis and Optical Flow. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 13 (1991), aug, Nr. 8, S. 775 –790. – ISSN 0162–8828

- [Bookstein 1989] BOOKSTEIN, F. L.: Principal Warps: Thin-Plate Splines and the Decomposition of Deformations. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 11 (1989), Nr. 6, S. 567–585
- [Bowen et al. 2002] BOWEN, Melissa M. ; EMERY, William J. ; WILKIN, John L. ; TILDESLEY, Paul C. ; BARTON, Ian J. ; KNEWTSON, Rebecca: Extracting Multiyear Surface Currents from Sequential Thermal Imagery Using the Maximum Cross-Correlation Technique. In: *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology* 19 (2002), 2012/08/16, Nr. 10, S. 1665–1676. ISBN 0739–0572
- [Brekke u. Solberg 2005] BREKKE, Camilla ; SOLBERG, Anne H. S.: Feature Extraction for Oil Spill Detection Based on SAR Images. In: *Proceedings of the 14th Scandinavian conference on Image Analysis*. Berlin, Heidelberg : Springer-Verlag, 2005 (SCIA'05). – ISBN 3–540–26320–9, 978–3–540–26320–3, 75–84
- [Bruhn 2006] BRUHN, Andrés: *Variationelle Optische Flussberechnung – Präzise Modellierung und effiziente Numerik (Ph.D.)*, Mathematische Bildverarbeitungsgruppe, Fakultät für Mathematik und Informatik, Universität des Saarlandes, Diss., 2006
- [Bruhn et al. 2005] BRUHN, Andrés ; WEICKERT, Joachim ; SCHNÖRR, Christoph: Lucas/Kanade Meets Horn/Schunck: Combining Local and Global Optic Flow Methods. In: *International Journal of Computer Vision* 61 (2005), S. 211–231. – ISSN 0920–5691
- [Buck u. Yacktman 2010] BUCK, E.M. ; YACKTMAN, D.A.: *Cocoa Design Patterns*. Addison-Wesley, 2010 (Developer's Library). – ISBN 9780321535023
- [Buschmann 1998] BUSCHMANN, F.: *Pattern-orientierte Software-Architektur*. Addison-Wesley, 1998. – ISBN 9783827312822
- [Cai et al. 2000] CAI, J. ; KAPILA, R. ; PAL, G.: HMVC: The Layered Pattern for Developing Strong Client Tiers. In: *Java World* (2000), S. 07–2000
- [Canny 1986] CANNY, John: A Computational Approach to Edge Detection. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 8 (1986), November, Nr. 6, S. 679–698. – ISSN 0162–8828
- [Chapron 2002] CHAPRON, B.: Ocean Geophysical Results from ASAR. In: *Proc. of Envisat Validation Workshop, Frascati, Italy, 2002*
- [Chapron et al. 2005] CHAPRON, Bertrand ; COLLARD, Fabrice ; ARDHUIN, Fabrice: Direct measurements of Ocean Surface Velocity From Space: Interpretation and Validation. In: *J. Geophys. Res.* 110 (2005), 07, Nr. C7. ISBN 0148–0227
- [Cipollini et al. 2010] *Kapitel Oceanic Planetary Waves and Eddies: A Privileged View from Satellite Altimetry*. In: CIPOLLINI, Paolo ; SUTCLIFFE, Anna C. ; ROBINSON, Ian S.: *Oceanography from Space: revisited*. Springer Science+Business Media, 2010, S. 195–209

- [Coll et al. 2010] COLL, C. ; GALVE, J.M. ; SANCHEZ, J.M. ; CASELLES, V.: Validation of Landsat-7/ETM+ Thermal-Band Calibration and Atmospheric Correction With Ground-Based Measurements. In: *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 48 (2010), Januar, Nr. 1, S. 547–555
- [Collins u. Emery 1988] COLLINS, M. J. ; EMERY, W. J.: A Computational Method for Estimating Sea Ice Motion in Sequential Seasat Synthetic Aperture Radar Imagery by Matched Filtering. In: *J. Geophys. Res.* 93 (1988), S. 9241–9251
- [Courant u. Hilbert 1953] COURANT, R. ; HILBERT, D.: *Methods of Mathematical Physics*. Bd. 1. Interscience Publishers, New York, 1953
- [Doerffer et al. 2003] DOERFFER, R. ; SCHILLER, H. ; KRASEMANN, H. ; HEYMAN, K. ; CORDES, W. ; SCHÖNFELD, W. ; RÖTTGERS, R. ; BEHNERT, I. ; KIPP, P. K.: MERIS Case 2 Water Validation Early Results North Sea / Helgoland / German Bight. In: *Proceedings of Envisat Validation Workshop, Frascati, Italy, 2003*
- [Dreschler 1981] DRESCHLER, Leonie: *Ermittlung markanter Punkte auf den Bildern bewegter Objekte und Berechnung einer 3D-Beschreibung auf dieser Grundlage / Leonie Dreschler*, Universität Hamburg, Fachbereich Informatik, Diss., 1981
- [Drewniok u. Dreschler-Fischer 1993] DREWNIOK, C. ; DRESCHLER-FISCHER, L.: A Multispectral Edge Detection Scheme and its Application to Landsat Imagery. In: *Proceedings of Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1993. IGARSS '93. Better Understanding of Earth Environment., International* Bd. 4, 1993, S. 1868–1870
- [Emery et al. 1986] EMERY, W. J. ; THOMAS, A. C. ; COLLINS, M. J. ; CRAWFORD, W. R. ; MACKAS, D. L.: An Objective Method for Computing Advective Surface Velocities from Sequential Infrared Satellite Images. In: *Journal of Geophysical Research* (1986), Nr. 91, S. 12865–12878
- [Emery et al. 1992] EMERY, W.J. ; FOWLER, C. ; CLAYSON, A.: Satellite-image-derived Gulf Stream currents compared with numerical model results. In: *Journal of Atmospheric Ocean Technology* 9 (1992), S. 286–304
- [Enkelmann et al. 1988] *Kapitel* An Experimental Investigation of Estimation Approaches for Optical Flow Fields. In: ENKELMANN, W. ; KORIES, R. ; NAGEL, H.H. ; ZIMMERMANN, G.: *Motion Understanding: Robot and Human Vision*. Kluwer Academic Publishers, 1988 (Kluwer International Series in Engineering and Computer Science), S. 189–226
- [Espedal 1999] ESPEDAL, H. A.: Satellite SAR Oil Spill Detection Using Wind History Information. In: *International Journal of Remote Sensing* 20 (1999), Nr. 1, S. 49–65
- [Essen et al. 2000] ESSEN, H.-H. ; GURGEL, K.-W. ; SCHLICK, T.: On the Accuracy of Current Measurements by means of HF Radar. In: *IEEE Journal of Oceanic Engineering* 25 (2000), Oktober, Nr. 4, S. 472–480. – ISSN 0364–9059

- [European Space Agency 2007] EUROPEAN SPACE AGENCY: ENVISAT ASAR Product Handbook / European Space Agency. 2007 (2.2). – Handbook
- [European Space Agency 2011] EUROPEAN SPACE AGENCY: *ESA Earthnet: European Remote Sensing (ERS) satellites*. <http://earth.esa.int/ers/>. Version: Oktober 2011, Abruf: 22.02.2011
- [Farnebäck 2003] FARNEBÄCK, Gunnar: Two-Frame Motion Estimation Based on Polynomial Expansion. In: *Proceedings of the 13th Scandinavian Conference on Image Analysis*. Gothenburg, Sweden : Springer, Juni-Juli 2003 (LNCS 2749), S. 363–370
- [Fiedler 2003] FIEDLER, Gerald: *Untersuchungen zur Bestimmung zweidimensionaler Strömungsfelder an der Meeresoberfläche mit Hilfe von multispektralen Satellitenbildern*, Universität Hamburg, Fachbereich Informatik, Diplomarbeit, 2003
- [Frigo u. Johnson 2005] FRIGO, M. ; JOHNSON, S.G.: The Design and Implementation of FFTW3. In: *Proceedings of the IEEE 93* (2005), Februar, Nr. 2, S. 216–231. – ISSN 0018–9219
- [Gade et al. 1998] GADE, M. ; ALPERS, M. ; HÜHNERFUSS, H. ; MASUKO, H. ; KOBAYASHI, T.: The Imaging of Biogenic and Anthropogenic Surface Films by the Multi-frequency Multi-polarization SIR-C/X-SAR. In: *Journal of Geophysical Research* 103 (1998), August, Nr. C9, S. 18851–18866
- [Gade et al. 2003] GADE, M. ; FIEDLER, G. ; DRESCHLER-FISCHER, L.: Two-dimensional Sea Surface Current Fields Derived From Multi-sensor Satellite Data. In: *Proceedings of International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS) '03 IEEE*, Piscataway, NJ, USA, 2003, S. 3540–3542
- [Gade 1996] GADE, Martin: *Untersuchungen zur Abbildung biogener und anthropogener Oberflächenfilme auf dem Meer mit Hilfe von Radarsensoren*, Universität Hamburg, Diss., Juni 1996
- [Gade et al. 2010] GADE, Martin ; SEPPKE, Benjamin ; DRESCHLER-FISCHER, Leonie: Deriving Mesoscale Surface Current Fields from Multi-sensor Satellite Data. In: *Proceedings of Oceans From Space Symposium*, 2010
- [Gade et al. 2012] GADE, Martin ; SEPPKE, Benjamin ; DRESCHLER-FISCHER, Leonie: Mesoscale surface current fields in the Baltic Sea derived from multi-sensor satellite data. In: *International Journal of Remote Sensing* 33 (2012), Nr. 10, S. 3122–3146
- [Garcia u. Robinson 1989] GARCIA, C. A. E. ; ROBINSON, I. S.: Sea Surface Velocities in Shallow Seas Extracted from Sequential Coastal Zone Color Scanner Satellite Data. In: *Journal of Geophysical Research* 94 (1989), November, Nr. C9, S. 12681–12691
- [GDAL Development Team 2010] GDAL DEVELOPMENT TEAM: *GDAL - Geospatial Data Abstraction Library, Version 1.7.2*. <http://www.gdal.org>. Version: Version 1.7.2, 2010

- [Godbole 2005] GODBOLE, A.S.: *Operating Systems*. Tata McGraw-Hill, 2005. – ISBN 9780070591134
- [Gordon u. Clark 1981] GORDON, Howard R. ; CLARK, Dennis K.: Clear Water Radiances for Atmospheric Correction of Coastal Zone Color Scanner Imagery. In: *Applied Optics* 20 (1981), Nr. 24, S. 4175–4180
- [Götsch 2011] GÖTSCH, Dennis: *Klassifikation flächenhafter Oberflächenmerkmale meereskundlicher Bilder im optischen Bereich*, Universität Hamburg, Fachbereich Informatik, Diplomarbeit, 2011
- [Haarslev u. Möller 2001] HAARSLEV, Volker ; MÖLLER, Ralf: RACER System Description. In: *Proceedings of the First International Joint Conference on Automated Reasoning (IJCAR) '01*. London, UK : Springer-Verlag, 2001. – ISBN 3-540-42254-4, S. 701–706
- [Hailei et al. 2010] HAILEI, Liu ; LISHENG, Xu ; CIREN, B. ; ZHUOGA, B. ; JILIE, Ding ; XIAOBO, Deng ; YANXIA, Du: An NN-based atmospheric correction algorithm for Landsat/TM thermal infrared data. In: *International Conference on Image Analysis and Signal Processing (IASP), 2010*, 2010, S. 591–594
- [Harris u. Stephens 1988] HARRIS, Chris ; STEPHENS, Mike: A Combined Corner and Edge Detector. In: *Proceedings of Alvey Vision Conference*, 1988, 147–151
- [Horn u. Schunck 1981] HORN, Berthold K. P. ; SCHUNCK, Brian G.: Determining Optical Flow. In: *Artificial Intelligence* 17 (1981), August, Nr. 1-3, S. 185–203. – ISSN 00043702
- [Hu et al. 2012] HU, Zhuowei ; WEI, Lai ; GUO, Meichen: Method and Implementation of Oil Spill Detection in SAR Image. In: SAMBATH, Sabo (Hrsg.) ; ZHU, Egui (Hrsg.): *Frontiers in Computer Education* Bd. 133. Springer Berlin Heidelberg, 2012. – ISBN 978-3-642-27551-7, S. 753–760
- [Jähne 2001] JÄHNE, Bernd: *Digitale Bildverarbeitung*. 5., überarbeitete und erweiterte Auflage. Springer, 2001. – ISBN 3540412603
- [Johannessen et al. 2008] JOHANNESSEN, J. A. ; CHAPRON, B. ; COLLARD, F. ; KUDRYAVTSEV, V. ; MOUCHE, A. ; AKIMOV, D. ; DAGESTAD, K. F.: Direct Ocean Surface Velocity Measurements from Space: Improved Quantitative Interpretation of ENVISAT ASAR Observations. In: *Geophys. Res. Lett.* 35 (2008), 11, Nr. 22. ISBN 0094-8276
- [Kahru et al. 1993] KAHRU, M. ; LEPPÄNEN, J-M. ; RUD, O.: Cyanobacterial Blooms Cause Heating of the Sea Surface. In: *Marine Ecology Progress Series* 101 (1993), Nr. 1-2, S. 1–7
- [Kamachi 1989] KAMACHI, M.: Advective Surface Velocities Derived from Sequential Images for Rotational Flow Field: Limitations and Applications of Maximum Cross-correlation Method with Rotational Registration. In: *Journal of Geophysical Research* 94 (1989), Mai, Nr. C12, S. 18227–18233

- [Kaplan et al. 2005] KAPLAN, D. M. ; LARGIER, J. ; BOTSFORD, L.W.: HF Radar Observations of Surface Circulation off Bodega Bay (Northern California, USA). In: *Journal of Geophysical Research* 110 (2005), S. C10020. – doi:10.1029/2005JC002959
- [Klausing u. Holpp 2000] KLAUSING, Helmut (Hrsg.) ; HOLPP, Wolfgang (Hrsg.): *Radar mit realer und synthetischer Apertur*. München [u. a.] : Oldenbourg, 2000
- [Kleine 1994] KLEINE, E.: Das operationelle Model des BSH für Nordsee und Ostsee, Konzeption und Übersicht / Bundesamt für Seeschifffahrt und Hydrographie. Hamburg. 1994. – Forschungsbericht
- [Knutsson u. Westin 1993] KNUTSSON, H. ; WESTIN, C.-F.: Normalized and Differential Convolution: Methods for Interpolation and Filtering of Incomplete and Uncertain data. In: *Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition '93*, 1993, S. 515–523
- [Köthe 2000] KÖTHE, U.: *Generische Programmierung für die Bildverarbeitung*. Books on Demand GmbH, 2000. – ISBN 9783831102396
- [Köthe 2007] KÖTHE, U.: *Reliable Low-level Image Analysis*, University of Hamburg, Diss., Dezember 2007. – Habilitation thesis
- [Kumar 2006] KUMAR, Piyush: *Triangle++: A C++ wrapper around Jonathan Richard Shewchuk's Triangle package which was written in C*. <http://www.compgeom.com/~piyush/scripts/triangle/>. Version:2006, Abruf: 2012/03/06
- [Kwok et al. 1990] KWOK, R. ; CURLANDER, J. C. ; MCCONNELL, R. ; PANG, S.: An Ice Motion Tracking System at the Alaska SAR Facility. In: *IEEE Journal of Oceanic Engineering* 15 (1990), Nr. 1, S. 44–54
- [Lavrova u. Sabinin 2012] LAVROVA, Olga Y. ; SABININ, Konstantin D.: Ship Wake Distortion as Indicator of Spatial Current Fine Structure. In: *Proceedings of SeaSAR 2012 Workshop*, 2012, S. 6
- [Laws 2001] LAWS, K.: *Measurements of Near Surface Ocean Currents using HF Radar*. University of California, Santa Cruz, 2001
- [Lewis 1995] LEWIS, J. P.: Fast Normalized Cross-Correlation. In: *Vision Interface*, Canadian Image Processing and Pattern Recognition Society, 1995, 120-123
- [Li et al. 1998] *Kapitel* Extraction of intermediate scale sea ice deformation parameters from SAR ice motion products. In: LI, S. ; CHENG, Z. ; WEEKS, W. F.: *Analysis of SAR Data of the Polar Oceans*. Springer-Verlag, New York, 1998, S. 69–90
- [Lindsey 2010] LINDSEY, Rebecca: Oil Slick Continues in the Gulf of Mexico / The Earth Observatory located at NASA Goddard Space Flight Center. Version:2010. <http://earthobservatory.nasa.gov/NaturalHazards/view.php?id=44064>. 2010. – Forschungsbericht

- [Lopes et al. 1990] LOPES, A. ; TOUZI, R. ; NEZRY, E.: Adaptive Speckle Filters and Scene Heterogeneity. In: *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 28 (1990), November, Nr. 6, S. 992–1000. – ISSN 0196–2892
- [Lucas u. Kanade 1981] LUCAS, Bruce D. ; KANADE, Takeo: An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision. In: *Proceedings of the 7th international joint conference on Artificial intelligence - Volume 2*. San Francisco, CA, USA : Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1981 (IJCAI'81), 674–679
- [Lucas 1985] LUCAS, Bruce D.: *Generalized Image Matching by the Method of Differences*. Pittsburgh, PA, USA, Robotics Institute, Carnegie Mellon University, Diss., Juli 1985
- [Matthew et al. 2002] MATTHEW, M.W. ; ADLER GOLDEN, S.M. ; BERK, A. ; FELDE, G. ; ANDERSON, G.P. ; GORODETZKY, D. ; PASWATERS, S. ; SHIPPERT, M.: Atmospheric Correction of Spectral Imagery: Evaluation of the FLAASH Algorithm with AVIRIS Data. In: *Proceedings of the Applied Imagery Pattern Recognition (AIPR) Workshopp '02*, 2002, S. 157–163
- [Minsky 1974] MINSKY, M.: *A Framework for Representing Knowledge*. Massachusetts Institute of Technology A.I. Laboratory, 1974 (Artificial intelligence memo)
- [Mityagina et al. 2010] MITYAGINA, M. I. ; LAVROVA, O. Y. ; KARIMOVA, S. S.: Multi-sensor Survey of Seasonal Variability in Coastal Eddy and Internal Wave Signatures in the North-eastern Black Sea. In: *International Journal of Remote Sensing* 31 (2010), Nr. 17-18, S. 4779–4790
- [Mouche et al. 2008] MOUCHE, A. A. ; CHAPRON, B. ; REUL, N. ; COLLARD, F.: Predicted Doppler Shifts Induced by Ocean Surface Wave Displacements using Asymptotic Electromagnetic Wave Scattering Theories. In: *Waves in Random and Complex Media* 18 (2008), Nr. 1, S. 185–196
- [Nagel u. Enkelmann 1986] NAGEL, H H. ; ENKELMANN, W: An Investigation of Smoothness Constraints for the Estimation of Displacement Vector Fields from Image Sequences. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 8 (1986), Mai, S. 565–593. – ISSN 0162–8828
- [Nagel 1983] NAGEL, Hans-Hellmut: Constraints for the Estimation of Displacement Vector Fields from Image Sequences. In: *Proceedings of the Eighth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 1983, S. 945–951
- [Nagel 1989] NAGEL, Hans-Hellmut: On a Constraint Equation for the Estimation of Displacement Rates in Image Sequences. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 11 (1989), Nr. 1, S. 13–30
- [NASA 2011] NASA: *Landsat 7 Science Data Users Handbook*. [http://landsathandbook.gsfc.nasa.gov/pdfs/Landsat\\_Handbook.pdf](http://landsathandbook.gsfc.nasa.gov/pdfs/Landsat_Handbook.pdf). Version: 03 2011, Abruf: 21.10.2011

- [Neumann u. Möller 2008] NEUMANN, Bernd ; MÖLLER, Ralf: On Scene Interpretation with Description Logics. In: *Image Vision Comput.* 26 (2008), Januar, Nr. 1, S. 82–101. – ISSN 0262–8856
- [NRSA 1995] NRSA ; NRSA (Hrsg.): *Data Users Handbook IRS-1C*. Balannagar, Hyderabad-500037, A.P. India. : National Remote Sensing Agency (NRSA), Department of Space, Govt. of India,, 1995
- [NRSA 1997] NRSA ; NRSA (Hrsg.): *IRS-1D Handbook*. Balannagar, Hyderabad-500037, A.P. India. : National Remote Sensing Agency (NRSA), Department of Space, Govt. of India,, 1997
- [Oertel et al. 2008] OERTEL, H. ; BÖHLE, M. ; DOHRMANN, U.: *Strömungsmechanik: Grundlagen- Grundgleichungen- Lösungsmethoden- Softwarebeispiele*. Vieweg + Teubner, 2008 (Studium Technik). – ISBN 9783834804839
- [Panic 2009] PANIC, David: *Räumliche Constraints zur wissensbasierten Interpretation von Radarbildern der Meeresströmung*, Universität Hamburg, Fachbereich Informatik, Diplomarbeit, 2009
- [Reenskaug 1979] REENSKAUG, Trygve M. H.: *Models - Views - Controllers / Xerox PARC*. 1979. – Technical note
- [Rees 1990] REES, W.G.: *Physical Principles of Remote Sensing*. Cambridge University Press, 1990
- [Richards 2009] RICHARDS, J A.: *Remote Sensing with Imaging Radar*. Springer, 2009. – 361 S.
- [Richards u. Jia 1999] RICHARDS, John A. ; JIA, Xiuping ; RICKEN, D. E. (Hrsg.) ; GESSNER, W. (Hrsg.): *Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction*. Secaucus, NJ, USA : Springer-Verlag New York, Inc., 1999. – ISBN 3540648607
- [Robinson 2004] ROBINSON, I.S.: *Measuring the Oceans from Space: The Principles and Methods of Satellite Oceanography*. Springer, 2004 (Springer-Praxis books in geophysical sciences). – ISBN 9783540426479
- [Robinson 2010] ROBINSON, I.S.: *Understanding the Oceans from Space: The Unique Applications of Satellite Oceanography*. Springer, 2010 (Springer Praxis Books. Geophysical Sciences Series). – ISBN 9783540244301
- [Rohr et al. 2003] ROHR, Karl ; FORNEFETT, Mike ; STIEHL, H. S.: Spline-based Elastic Image Registration: Integration of Landmark Errors and Orientation Attributes. In: *Computer Vision and Image Understanding* 90 (2003), Nr. 2, S. 153–168
- [Romeiser et al. 2010] *Kapitel Direct surface current field imaging from space by along-track InSAR and conventional SAR*. In: ROMEISER, R. ; JOHANNESSEN, J. ; CHAPRON, B. ; COLLARD, F. ; KUDRYAVTSEV, V. ; RUNGE, H. ; SUCHAND, S.: *Oceanography From Space, Revisited*. Springer Science+Business Media, 2010, S. 73–91

- [Rosenfeld et al. 1976] ROSENFELD, Azriel ; HUMMEL, Robert A. ; ZUCKER, Steven W.: Scene Labeling by Relaxation Operations. In: *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on SMC-6* (1976), Juni, Nr. 6, S. 420–433. – ISSN 0018–9472
- [Scholz 2001] SCHOLZ, Jochen: *Grundlagen der digitalen Verarbeitung von Synthetic-Aperture-Radar-Aufnahmen am Beispiel der automatischen Erkennung mariner Ölverschmutzung*, Universität Hamburg, Fachbereich Informatik, Diplomarbeit, 2001
- [Seppke u. Dreschler-Fischer 2010] SEPPKE, Benjamin ; DRESCHLER-FISCHER, Leonie: Tutorial: Computer Vision with Allegro Common Lisp and the VIGRA Library using VIGRACL. In: *Proceedings of the 3rd European Lisp Symposium*, 2010
- [Seppke et al. 2011a] SEPPKE, Benjamin ; DRESCHLER-FISCHER, Leonie ; BRAUER, Max: The Use of Active Contours for the Detection of Coastlines in SAR images: A Modular Knowledge-based Framework. In: *Pocceedings of the ISPRS Hannover Workshop 2011 High-Resolution Earth Imaging for Geospatial Information*, 2011
- [Seppke et al. 2012] SEPPKE, Benjamin ; DRESCHLER-FISCHER, Leonie ; GADE, Martin: Towards a Tracking of Small Scale Eddies Using High-Resolution RADARSAT-2 and TerraSAR-X Imagery. In: *First International EARSeL Workshop on Temporal Analysis of Satellite Images. In conjunction with the EARSeL 2012, Mykonos*, 2012
- [Seppke et al. 2011b] SEPPKE, Benjamin ; DRESCHLER-FISCHER, Leonie ; HAMESTER, Dennis: A Modular Framework for the Comparison of Gradient-Based Multi-Spectral Edge Detectors. In: *Pocceedings of the 31st EARSeL Symposium and 35th General Assembly 2011*, 2011
- [Seppke et al. 2010a] SEPPKE, Benjamin ; DRESCHLER-FISCHER, Leonie ; HEIMING, JoAnn ; WENGENROTH, Felix: Fast derivation of soil surface roughness parameters using multi-band SAR imagery and the Integral Equation Model. In: *ICPR 2010 Proceedings*, 2010
- [Seppke et al. 2010b] SEPPKE, Benjamin ; DRESCHLER-FISCHER, Leonie ; HÜBBE, Nathanael: Using snakes with asymmetric energy terms for the detection of varying-contrast edges in SAR images. In: *ICPR 2010 Proceedings*, 2010
- [Seppke et al. 2011c] SEPPKE, Benjamin ; DRESCHLER-FISCHER, Leonie ; HÜBBE, Nathanael: Active contours for the detection of varying-contrast edges in SAR images. In: *Proceedings of the 4th TerraSAR-X Science Team Meeting 2011*, 2011
- [Seppke et al. 2009] SEPPKE, Benjamin ; GADE, Martin ; DRESCHLER-FISCHER, Leonie: Sea Surface Current Fields in the Baltic Sea Derived From Multi-Sensor Satellite Data. In: *Pocceedings of the ISPRS Hannover Workshop 2009 High-Resolution Earth Imaging for Geospatial Information*, 2009
- [Seppke et al. 2010c] SEPPKE, Benjamin ; GADE, Martin ; DRESCHLER-FISCHER, Leonie: Evaluation of High-Resolution Sea Surface Current Fields in the Baltic Sea Derived

- from Multi-Sensor Satellite Imagery. In: *Proceedings of the ESA Living Planet Symposium 2010*, 2010
- [Seppke et al. 2010d] SEPPKE, Benjamin ; GADE, Martin ; DRESCHLER-FISCHER, Leonie: A Knowledge Based Framework for the Detection of Measurement Uncertainties in Derived Sea Surface Current Fields. In: *IGARSS 2010 Proceedings*, 2010
- [Seppke et al. 2010e] SEPPKE, Benjamin ; GADE, Martin ; DRESCHLER-FISCHER, Leonie: The Use of Spatial Constraints in the Derivation of Mesoscale Sea Surface Current Fields from Multi-Sensor Satellite Data. In: *IGARSS 2010 Proceedings*, 2010
- [Shewchuk 1996] SHEWCHUK, Jonathan R.: Triangle: Engineering a 2D Quality Mesh Generator and Delaunay Triangulator. In: LIN, Ming C. (Hrsg.) ; MANOCHA, Dinesh (Hrsg.): *Applied Computational Geometry: Towards Geometric Engineering* Bd. 1148. Springer-Verlag, Mai 1996, S. 203–222. – From the First ACM Workshop on Applied Computational Geometry
- [Shi u. Tomasi 1994] SHI, Jianbo ; TOMASI, C.: Good features to track. In: *Computer Vision and Pattern Recognition, 1994. Proceedings CVPR '94., 1994 IEEE Computer Society Conference on*, 1994. – ISSN 1063–6919, S. 593 –600
- [Snyder 1987] SNYDER, John P.: Map Projections – A Working Manual / U. S. Geological Survey. U.S. G.P.O. : For sale by the Supt. of Docs., 1987 (U. S. G. S. Professional Paper 1395). – Forschungsbericht
- [Sprengel 1988] SPRENGEL, Rainer: Untersuchung differentieller Ansätze zur Schätzung des optischen Flusses in Grauwert- und Farbbildfolgen / Universität Hamburg, Fachbereich Informatik. 1988 (FBI-HH-B137/88). – Fachbereichsreport
- [Sprengel u. Dreschler-Fischer 1988] SPRENGEL, Rainer ; DRESCHLER-FISCHER, Leonie S.: Differentielle Verfahren zur Bestimmung des optischen Flusses in Farbbildfolgen. In: BUNKE, Horst (Hrsg.) ; KÜBLER, Olaf (Hrsg.) ; STUCKI, Peter (Hrsg.): *DAGM-Symposium* Bd. 180, Springer, 1988 (Informatik-Fachberichte). – ISBN 3–540–50280–7, S. 83–89
- [Summerfield 2010] SUMMERFIELD, M.: *Advanced Qt Programming: Creating Great Software with C++ and Qt 4*. Addison Wesley Professional, 2010 (Prentice Hall Open Source Software Development Series). – ISBN 9780321635907
- [Sun 1996] SUN, Y.: Automatic Ice Motion Retrieval from ERS-1 SAR Images Using The Optical Flow Method. In: *International Journal of Remote Sensing* 17 (1996), Nr. 11, S. 2059–2087
- [Tarski 1956] TARSKI, Alfred: The Concept of Truth in Formalized Languages. In: *Logic, Semantics, Metamathematics* (1956)

- [Thompson u. Barnard 1981] THOMPSON, W. B. ; BARNARD, S. T.: Lower-Level Estimation and Interpretation of Visual Motion. In: *Computer* 14 (1981), Nr. 8, S. 20–28. – ISSN 0018–9162
- [Tokmakian et al. 1990] TOKMAKIAN, R. ; STRUB, T.P. ; MCCLEAN-PADMAN, J.: Evaluation of the Maximum Cross-correlation Method of Estimating Sea Surface Velocities from Sequential Satellite Images. In: *Journal of Atmospheric Ocean Technology* 7 (1990), S. 852–865
- [Trivedi et al. 1987] TRIVEDI, M.M. ; ZHOU, S.C. ; FARLEY, M.L.: Corrections for Atmospheric Effects in Multispectral Images. In: *SPIE* Bd. 781, 1987
- [Ullman 1979] ULLMAN, S.: *The interpretation of visual motion*. MIT Press, Cambridge, Mass. :, 1979. – 229 p. : S. – ISBN 026221007
- [Verri et al. 1990] VERRI, A. ; GIROSI, F. ; TORRE, V.: Differential Techniques for Optical Flow. In: *Journal of the Optical Society of America A* 7 (1990), Nr. 5, S. 912–922
- [Wessel 2009] WESSEL, Michael: *Flexible und konfigurierbare Software-Architekturen für datenintensive ontologiebasierte Informationssysteme*, Technische Universität Hamburg Harburg, Diss., 2009. – 1–598 S
- [Wessel u. Smith 1996] WESSEL, P. ; SMITH, W. H. F.: A Global, Self-consistent, Hierarchical, High-resolution Shoreline Database. In: *Journal of Geophysical Research* 101 (1996), Nr. 4, S. 8741–8743



# Abbildungsverzeichnis

1.1	Algenblüten als Produzenten biogener Oberflächenfilme . . . . .	5
1.2	Räumliche vs. zeitliche Abtastung unterschiedlicher Eingangsdaten . . . . .	6
2.1	Aufnahmeachsen von Satellitensensoren . . . . .	17
2.2	Das EM-Spektrum und die Erdatmosphäre . . . . .	18
2.3	Übersicht der unterschiedlichen Sensorsysteme . . . . .	20
2.4	Abbildung von biogenen Oberflächenfilmen durch multispektrale Systeme . . . . .	25
2.5	Abbildung von Algenblüten und Sedimenten durch den MODIS-Sensor . . . . .	26
2.6	Darstellung der Bragg-Gleichungen . . . . .	28
2.7	Abbildung von biogenen Oberflächenfilmen durch SAR-Systeme . . . . .	29
2.8	Abbildung von anthropogenen Oberflächenfilmen durch SAR Systeme . . . . .	30
2.9	Abbildung von Look-Alikes durch SAR-Sensoren . . . . .	31
4.1	Vergleich von multispektralen und SAR-Bilddaten . . . . .	44
4.2	Einfluss der Fenstergröße auf Ergebnis der Speckle-Filterung . . . . .	45
4.3	Erkennung von Oberflächenfilmen vor und nach der Median-Filterung . . . . .	46
4.4	Erkennung von Oberflächenfilmen nach der Speckle-Filterung . . . . .	47
4.5	Manuell annotiertes Bild zur Evaluierung der Speckle-Filter . . . . .	48
4.6	Berechnung des Shape-Contexts . . . . .	54
5.1	Probleme differentieller Verfahren bei großen raumzeitlichen Distanzen . . . . .	82
5.2	Detektion der globalen Rotationskomponente . . . . .	85
5.3	Detektion der globalen Translationskomponente . . . . .	86
5.4	Skalenraum-basierten Zerlegung . . . . .	87
6.1	Funktionen zur Erzeugung Gauß'scher Faltungskerne . . . . .	94
6.2	Multispektrale Klassifikation von biogenen Oberflächenfilmen . . . . .	97
6.3	Multispektrale Klassifikation von biogenen Oberflächenfilmen (Detail) . . . . .	98
6.4	Ergebnisse des Schwellenwert-Verfahrens zur bOF-SAR-Klassifikation . . . . .	99
6.5	Ergebnis der Distanztransformation auf SAR-Bilddaten . . . . .	101
6.6	Regionsbasierte Distanzen zur Maskierung nicht-flächiger Regionen . . . . .	102
6.7	Verfahren zur Extraktion von markanten Punkten . . . . .	104
6.8	Speckle-Filterung bei der Erkennung anthropogener Oberflächenfilme . . . . .	106
6.9	Canny-Merkmalsextraktion anthropogener Oberflächenfilme . . . . .	108
6.10	Längenbasierte Filterung der Canny-Edgel . . . . .	109
6.11	Problem der instabilen Merkmale bei der Merkmalszuordnung . . . . .	110

6.12	Zeitkomplexität der schnellen erschöpfenden Suche . . . . .	113
6.13	Vergleich von Merkmalszuordnung und erschöpfender Suche . . . . .	115
6.14	Einfluss der Ergebnisauswahl durch gewichtete Mittelwertbildung . . . . .	118
6.15	Einfluss der Ergebnisauswahl durch Varianzminimierung der Richtung . . .	121
6.16	Normierte und unnormierte Faltung im Vergleich . . . . .	125
6.17	Vergleich zwischen maskierten und nicht-maskierten Flussverfahren . . . .	127
6.18	Auswahl einer geeigneten Standardabweichung zur Gauß-Gewichtung . . . .	129
6.19	Vergleich zwischen Lucas-Kanade- und Strukturtenor-Verfahren . . . . .	132
6.20	Grafische Analyse der Determinanten der quadrierten Jacobi-Matrix . . . .	135
6.21	Grauwertbasiertes Verfahren von Horn und Schunck . . . . .	137
6.22	Multispektrales Verfahren von Horn und Schunck . . . . .	138
7.1	Modellbasierte Zerlegung eines berechneten Strömungsfeldes . . . . .	141
7.2	Interpretation durch Überbetonung lokaler Strömungsanteile . . . . .	142
7.3	Zerlegung der Ergebnisse des Mehrgitteransatzes . . . . .	144
7.4	Ergebnisse der distanzbasierten Clusteringmethode (max. Distanz: 20) . . .	147
7.5	Ergebnisse der distanzbasierten Clusteringmethode (max. Distanz: 30) . .	148
7.6	Ergebnisse des $k$ -means-Verfahrens mit $k = 130$ . . . . .	150
7.7	Ergebnisse des $k$ -means-Verfahrens mit $k = 70$ . . . . .	151
7.8	Konzeptioneller Aufbau des entworfenen wissensbasierten Systems . . . .	154
7.9	Laufzeitanalyse unterschiedlicher Arten der Wissensrepräsentation . . . .	156
8.1	Klassisches und angepasstes Model-View-Controller-Entwurfsmuster . . . .	172
8.2	Vergleich der Erweiterungsmöglichkeiten verschiedener Systemtypen . . . .	173
8.3	Die einzelnen Bestandteile der GUI . . . . .	177
8.4	Automatische Erstellung der Parameterauswahl . . . . .	180
8.5	Die GUI zur Bilddarstellung und Bildanalyse . . . . .	182
8.6	Klassenhierarchie der modellierten Bilddaten . . . . .	183
8.7	Die GUI zur Darstellung von Merkmalsmengen . . . . .	185
8.8	Klassenhierarchie der modellierten Merkmalsmengen . . . . .	186
8.9	Die GUI zur Darstellung und Untersuchung von Vektorfeldern . . . . .	190
8.10	Klassenhierarchie der modellierten Vektorfelder . . . . .	191
9.1	Fallst. 1: Das Untersuchungsgebiet . . . . .	205
9.2	Fallst. 1: Übersicht der Regions of Interest (ROIs) . . . . .	206
9.3	Fallst. 1, ROI 1: Bilddaten . . . . .	208
9.4	Fallst. 1, ROI 1: multimodale Merkmalsdetektion . . . . .	209
9.5	Fallst. 1, ROI 2: multispektrale Bilddaten . . . . .	210
9.6	Fallst. 1, ROI 2: multispektrale Merkmalsdetektion . . . . .	211
9.7	Fallst. 1, ROI 1: schnelle normierte Kreuzkorrelation ( $31 \times 31$ Exp.) . . . .	213
9.8	Fallst. 1, ROI 1: schnelle normierte Kreuzkorrelation ( $61 \times 61$ Exp.) . . . .	214
9.9	Fallst. 1, ROI 1: schnelle normierte Kreuzkorrelation ( $91 \times 91$ Exp.) . . . .	215
9.10	Fallst. 1, ROI 2: schnelle normierte Kreuzkorrelation ( $31 \times 31$ Exp.) . . . .	217
9.11	Fallst. 1, ROI 2: Varianzminimierung und Glättung (NCC) . . . . .	218

---

9.12 Fallst. 1, ROI 2, TM & WiFS: Relaxation und Glättung (SC) . . . . .	220
9.13 Fallst. 1, ROI 2, TM & WiFS: Relaxation und Glättung (NC) . . . . .	221
9.14 Fallst. 1, ROI 2, TM & WiFS: Relaxation und Glättung (NCC) . . . . .	222
9.15 Fallst. 1, ROI 2, TM & WiFS: Horn und Schunck . . . . .	224
9.16 Fallst. 1, ROI 2, TM & WiFS: Nagel und Enkelmann . . . . .	226
9.17 Fallst. 1, ROI 2, TM & WiFS: Multispektral. Horn und Schunck . . . . .	227
9.18 Fallst. 1, ROI 2, TM & WiFS: Strukturtensor-Verfahren . . . . .	228
9.19 Fallst. 1, ROI 2, TM & WiFS: Farneböck-Verfahren . . . . .	230
9.20 Fallst. 1, ROI 1: Vergleich zwischen Modellergebnissen und Messungen . .	232
9.21 Fallst. 1, ROI 1: Ergebnisse der wissensbasierten Analyse . . . . .	234
9.22 Fallst. 1, ROI 1: Überbetonung der lokalen Komponente . . . . .	236
9.23 Fallst. 1, ROI 2: Vergleich zwischen Modellergebnissen und Messungen . .	237
9.24 Fallst. 1, ROI 2: Ergebnisse der wissensbasierten Analyse . . . . .	240
9.25 Fallst. 1, ROI 2, TM & SAR: Überbetonung der lokalen Komponente . . .	242
9.26 Fallst. 1, ROI 2, SAR & WiFS: Überbetonung der lokalen Komponente . .	243
9.27 Fallst. 1, ROI 2, TM & WiFS: Überbetonung der lokalen Komponente . .	244
9.28 Fallst. 2: Das Untersuchungsgebiet . . . . .	246
9.29 Fallst. 2: Übersicht der ROI . . . . .	247
9.30 Fallst. 2: ROI nach Speckle-Filterung . . . . .	248
9.31 Fallst. 2: Merkmalsdetektion . . . . .	250
9.32 Fallst. 2: schnelle normierte Kreuzkorrelation ( $11 \times 11$ Exp.) . . . . .	252
9.33 Fallst. 2: schnelle normierte Kreuzkorrelation mit versch. Expansionen . .	253
9.34 Fallst. 2: Zuordnung von Merkmal zu Merkmal . . . . .	255
9.35 Fallst. 2: Vergleich der globalen differentiellen Verfahren . . . . .	256
9.36 Fallst. 2: Vergleich der lokalen differentiellen Verfahren . . . . .	257
9.37 Fallst. 2: Ergebnisse der wissensbasierten Analyse . . . . .	260
9.38 Fallst. 2: Überbetonung der lokalen Komponente (Fast NCC) . . . . .	262
9.39 Fallst. 2: Überbetonung der lokalen Komponente (Horn & Schunck) . . . .	264
9.40 Fallst. 3: Übersicht des Untersuchungsgebietes . . . . .	266
9.41 Fallst. 3: Übersicht der ROI . . . . .	267
9.42 Fallst. 3: Bilddaten der ROI . . . . .	268
9.43 Fallst. 3: Merkmalsdetektion (Phase 1) . . . . .	270
9.44 Fallst. 3: Merkmalsdetektion (Phase 2) . . . . .	271
9.45 Fallst. 3: Merkmalsbasierte Strömungsbestimmung ( $11 \times 11$ Exp.) . . . . .	273
9.46 Fallst. 3: Relaxation und Glättung der Ergebnisse ( $11 \times 11$ Exp.) . . . . .	274
9.47 Fallst. 3: Merkmalsbasierte Strömungsbestimmung ( $31 \times 31$ Exp.) . . . . .	275
9.48 Fallst. 3: Merkmalsbasierte Strömungsbestimmung ( $61 \times 61$ Exp.) . . . . .	276
9.49 Fallst. 3: Vergleich zwischen Modellergebnissen und Messungen . . . . .	278
9.50 Fallst. 3: Analyse der Clusterglattheit . . . . .	281
10.1 Räumliche vs. zeitliche Abtastung zukünftiger Eingangsdaten . . . . .	295
A.1 Die Satelliten der Landsat-Reihe: Landsat-4,5 und Landsat-6,7 . . . . .	319
A.2 Der Satellit IRS-1C . . . . .	320

---

A.3	Der Satellit ENVISAT . . . . .	323
A.4	Der Satellit ERS-2 . . . . .	323
D.1	Fallst. 1, Bilddaten: Landsat TM (15.07.1997, 08:57 UTC) . . . . .	342
D.2	Fallst. 1, Bilddaten: ERS-2 SAR (15.07.1997, 9:47 UTC) . . . . .	343
D.3	Fallst. 1, Bilddaten: IRS WiFS (15.07.1997, 10:26 UTC) . . . . .	344
D.4	Fallst. 2, Bilddaten: ENVISAT ASAR (27.09.2003, 18:01 UTC) . . . . .	345
D.5	Fallst. 2, Bilddaten: ERS-2 SAR (27.09.2003, 18:30 UTC) . . . . .	346
D.6	Fallst. 3, Bilddaten: ENVISAT ASAR (15.05.2005, 9:00 UTC) . . . . .	347
D.7	Fallst. 3, Bilddaten: ENVISAT ASAR (15.05.2005, 20:25 UTC) . . . . .	348





# Anhang



## Ausgewählte Erdbeobachtungssatelliten

Da eine komplette Vorstellung aller hier verwendeten Satellitenplattformen und Satellitensensoren den Umfang dieser Arbeit übersteigen würde, erfolgt sich die Beschreibung der Satelliten im Rahmen dieses Kapitels an einigen ausgewählten Fragestellungen. Diese sind für diese Arbeit, insbesondere bei der Berechnung der Meeresoberflächenströmung anhand von Bildfolgen, von besonderer Wichtigkeit:

- Welche Bahn verwendet der Satellit? Welche Werte ergeben sich dadurch für die Wiederbesuchsrate und die Abbildungseigenschaften?
- Wie hoch ist die Auflösung des Sensors?
- Welche für diese Arbeit wichtigen Sensoren befinden sich an Bord des Satelliten?
- Sind die Satellitendaten grundsätzlich frei verfügbar?
- Gibt es, falls die Daten nicht frei zugänglich sind, die Möglichkeit für wissenschaftliche Zwecke freie Daten zu erhalten? Inwiefern gibt es in diesem Umfeld Konflikte mit kommerziellen Kunden?

## A.1 Landsat

Die Satelliten der Landsat-Reihe haben in der Vergangenheit bereits einen wichtigen Beitrag zur multispektralen Aufnahme der Meeresoberfläche geleistet. Die in diesem Abschnitt dargestellten Daten und Kennziffern der Satelliten wurden aus NASA (2011) entnommen. Für diese Arbeit sind nur die Satelliten Landsat-4, 5 und 7 von Interesse, da diese den so genannte Thematic Mapper (TM) als multispektralen beziehungsweise enthielten. Bei diesem handelt es sich um einen Cross-Track Scanner, der in insgesamt sieben unterschiedlichen spektralen Bändern aufnimmt. Im Bereich des sichtbaren Lichts werden Blau, Grün, Rot, nahes Infrarot (NIR) und mittleres Infrarot (MIR) mit einer räumlichen Auflösung von 30 *m* in den Bändern 1-5 und 7 abgebildet. Zusätzlich liegt mit Band 6 ein thermisches Infrarotband mit einer räumlichen Auflösung von 120 *m* vor (vgl. Tabelle A.1).

An Bord des neuesten Satelliten der Landsat-Reihe, Landsat 7, befindet sich der sogenannte Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+), der zusätzlich zu den bisher genannten Bändern, mit Band 8 ein panchromatisches Band mit 15 *m* räumlicher Auflösung einführt. Dieses wird insbesondere für das panchromatische Schärfen der anderen Bändern verwendet. Zusätzlich wurde bei dem ETM+ die Auflösung des thermischen Infrarotbands auf 60m verbessert.

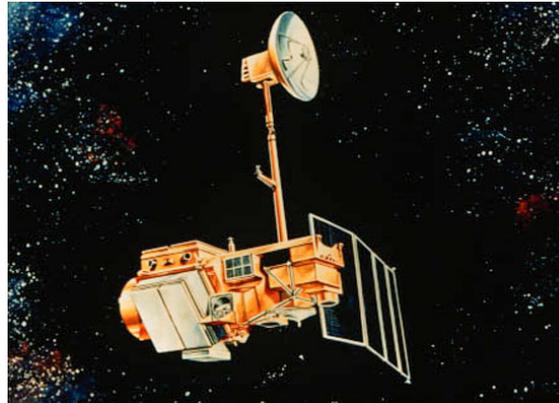
Die hier ausgewählten Satelliten der Landsat-Reihe befinden beziehungsweise befanden sich auf sonnensynchronen Bahnen mit einer Inklination von  $98.2^\circ$  und auf einer Höhe von 705 *km*. Die Schwadbreite beträgt 185 *km* und ermöglicht eine Wiederbesuchsrate von 16 Tagen. Durch die Verwendung der beiden Satelliten Landsat-5 und Landsat-7 erhöht sich die Wiederbesuchsrate auf 8 Tage.

Die Daten der Landsat-Mission sind mittlerweile zum Zeitpunkt dieser Arbeit frei im Internet verfügbar. Nach einer Anmeldung bei der U.S. Geological Survey (USGS) auf der Internetseite <https://edcsns17.cr.usgs.gov/NewEarthExplorer/login> können bereits vorverarbeitete Bilddaten über ein Web-Interface direkt heruntergeladen werden. Für noch nicht vorverarbeitete Datensätze muss zunächst eine kostenlose Verarbeitung der Rohdaten angefordert werden bevor diese bezogen werden können.

Der Zustand der Satelliten liegt zum Zeitpunkt der Arbeit an den Grenzen der Verwendbarkeit der Daten. Landsat 4 ist nur kurze Zeit funktionsfähig gewesen, Landsat 5 funktioniert auch nach 25 Jahren noch zuverlässig, und Landsat 7 leidet unter einem mechanischen Ausfall in der mechano-optischen Korrekturereinheit, einem wesentlichen Teil der Scanner-Mechanik. Dennoch sind die Daten dieser Satelliten aufgrund der freien Verfügbarkeit und der recht hohen räumlichen Auflösung eine wertvolle Resource.

Band	Wellenlängenbereiche ( $\mu m$ )	
	TM	ETM+
1	0.45 – 0.52	0.45 – 0.52
2	0.52 – 0.60	0.53 – 0.61
3	0.63 – 0.69	0.63 – 0.69
4	0.76 – 0.90	0.78 – 0.90
5	1.55 – 1.75	1.55 – 1.75
6	10.4 – 12.5	10.4 – 12.5
7	2.08 – 2.38	2.09 – 2.35
8	n. v.	0.52 – 0.90

**Tabelle A.1:** Spektrale Eigenschaften der TM und ETM+ Sensoren. Dargestellt sind die jeweiligen Wellenlängenbereiche, für die die einzelnen Bänder empfindlich sind.



(a) Landsat-4,5



(b) Landsat-6,7

**Abbildung A.1:** Künstlerische Darstellung der Landsat-Satelliten der letzten zwei Baureihen. *Bildquelle: NASA*



**Abbildung A.2:** Künstlerische Darstellung des Satelliten IRS-1C im Orbit. *Bildquelle: ISRO*

## A.2 IRS

Bei den IRS-Satelliten handelt es sich um indische Fernerkundungssatelliten. Die Informationen über die Satelliten, die in diesem Abschnitt angeführt werden, stammen aus NRSA (1995) für den Satelliten IRS-1C sowie aus NRSA (1997) für dessen Nachfolger IRS-1D. Ähnlich den Landsat-Satelliten haben auch diese Satelliten eine lange Historie vorzuweisen. Die beiden Satelliten wurden Ende 1995 beziehungsweise im September 1997 jeweils in sonnensynchrone Orbits mit einer Höhe von ca. 800 km gebracht. Mittlerweile wurden beide Sensoren nach 11 respektive 12 Jahren außer Dienst gestellt.

Die Satelliten tragen jeweils drei Sensoren ähnlicher Bauart: einen panchromatischen Sensor ( $0.50 - 0.75 \mu\text{m}$ ), einen linearen multispektralen bildgebenden Sensor (LISS-III) mit 4 multispektralen Bändern sowie einen Sensor mit großem Sichtfenster (Wild Field Sensor, WiFS), der über zwei Bänder verfügt. Bei allen an Bord befindlichen Sensoren handelt es sich um Along-Track-Scanner, die mit einer scannenden Sensorzeile arbeiten. Von diesen Sensoren ist insbesondere der WiFS-Sensor interessant, da er durch die große Schwadbreite von ca. 800 km eine geringe Wiederbesuchsrate von 5 Tagen pro Satellit ermöglicht. In Tabelle A.2 sind einige Kennzahlen zu diesem multispektralen Sensor zusammengefasst.

Da der WiFS-Sensor mit seinen beiden Bändern denselben Bereich wie der Landsat TM-Sensor in den Bändern 3 und 4 abdeckt, sind multi-sensorische Vergleiche unterschiedlicher Bilddaten möglich. Im Gegensatz zu den Landsat-Daten sind die Daten beider Satelliten nicht kostenfrei verfügbar. Im Rahmen von wissenschaftlichen Anträgen können Daten dieser Satelliten allerdings zu vergünstigten Preisen bezogen werden.

Band	Wellenlängenbereich ( $\mu\text{m}$ )	Auflösung (m)
3	0.62 – 0.68	188
4	0.77 – 0.86	

**Tabelle A.2:** Spektrale Eigenschaften der WiFS-Sensoren der IRS-Satelliten.

## A.3 ENVISAT

Der Satellit ENVISAT wurde 2002 in seine Umlaufbahn gebracht. Zum Zeitpunkt der Arbeit war er die größte und am umfangreichsten mit Sensoren bestückte Satellitenplattform, die zu Zwecken der zivilen Fernerkundung der Erdoberfläche (insbesondere der Umweltüberwachung) eingesetzt wurde. Vermutlich wird es nach ihm auch keine so großen Satelliten mehr geben, da der Trend zur Zeit zu kleineren spezialisierteren Satelliten geht. Die in diesem Abschnitt beschriebenen technischen Daten des Satelliten und des hier vorgestellten Sensors wurden aus European Space Agency (2007) entnommen.

Der Satellit bewegt sich auf einer sonnensynchronen Bahn in etwa 800 *km* Höhe um die Erde und hat einen Bodenspurzyklus von 35 Tagen. Aufgrund der unterschiedlichen Schwadbreiten ist es allerdings möglich, dass der Satellit in Äquatornähe alle drei Tage die gesamte Erdoberfläche abdeckt. Die Wiederbesuchsrate ist also je nach Sensor und Sensor-Modus erheblich größer. An Bord des ENVISAT Satelliten waren eine Reihe von Sensoren platziert, von denen für diese Arbeit das Advanced Synthetic Aperture Radar ASAR von Interesse sind.

Das ASAR-System arbeitet mit Mikrowellen im C-Band. Für diese Arbeit ist der hochauflösende Bildmodus des Sensors, der sogenannte „Image Mode“, besonders interessant. Mit diesem kann eine Auflösung von 25 *m* erreicht werden. Außerdem ist es mit dem ASAR möglich, eine Reihe verschiedener Depressionswinkel und Polarisationen abzudecken. Zudem gibt es noch zwei weitere Modi, die Auflösungen von 150 *m* bzw. 1 *km* ermöglichen und somit für eine Beobachtung größerer Gebiete besser geeignet sind. Insgesamt kann zwischen sieben verschiedenen Schwaden und damit auch Schwadbreiten gewählt werden. Die radiometrische Genauigkeit liegt bei guten 1.5 – 3.5 *dB*. Dennoch unterliegen die Bilddaten, die aus den ASAR-Sensordaten generiert werden, dem Speckle-Effekt. Insbesondere die höher aufgelösten Bilddaten des ASAR Sensors sind im Allgemeinen nicht frei erhältlich. Möchte man Daten für wissenschaftliche Zwecke verwenden, muss man sich daher als Principal Investigator bei der ESA anmelden, um einen Zugriff auf diese Daten zu bekommen. Auch nach Beantragung bekommt man allerdings nicht Zugriff auf alle Daten.

Aus bislang ungeklärter Ursache ist seit dem 8. April 2012 der Kontakt mit dem Satelliten unterbrochen. Somit ist er nicht vom Boden aus steuerbar und sendet auch keine Bilddaten an die Bodenstationen. Seit dem 9. Mai 2012 hat die ESA den Satelliten offiziell aufgegeben und das Missionsende erklärt, nach mehr als der doppelten der ursprünglich geplanten Lebensdauer.

## A.4 ERS

Die beiden Satelliten ERS-1 und ERS-2 befanden sich auf sonnensynchronen Umlaufbahnen in etwa 800 *km* Höhe mit einer Wiederbesuchsrate von 35 Tagen. Sie boten damit eine ähnliche Beobachtungssituation wie der ENVISAT-Satellit. Sie wurden 1991 beziehungsweise 1995 in ihre Erdumlaufbahnen gebracht und besaßen die damals fortschrittlichsten SAR Instrumente, die der zivilen Forschung zur Verfügung standen. Neben diesen Sensoren haben die Satelliten noch eine Reihe weiterer Sensoren an Bord, die für diese Arbeit aber nicht von Interesse sind. Die beiden nahezu baugleichen Satelliten bildeten ein Paar, das es ermöglichte in kurzen Zeitabständen ähnliche Ausschnitte auf der Erdoberfläche abzubilden. Die in diesem Abschnitt verwendeten technischen Daten stammen aus den offiziellen Referenzen, die unter European Space Agency (2011) zu finden sind.

Die SAR-Systeme an Bord der ERS Satelliten arbeiteten im C-Band und erreichten eine räumliche Auflösung von maximal 25 *m*, bei einer Schwadbreite von 100 *km*. Zudem besaßen sie mehrere Modi, um gröber aufgelöst auch größere Schwadbreiten zu ermöglichen. Die ERS-SAR-Sensoren bildeten zudem die Grundlage für den Sensor an Bord des ENVISAT Satelliten, der eine technische Weiterentwicklung dieser Systeme darstellte (siehe A.3).

Der ältere der beiden Satelliten, ERS-1, ist seit 2000 nicht mehr aktiv. Der zweite Satellit, ERS-2, hat im Jahre 2003 die Möglichkeit verloren, auf seinen internen Bandspeicher zu schreiben. Daher konnten ab diesem Zeitpunkt nur momentan aufgenommene Daten direkt an die Bodenstation gesendet werden. Dafür benötigte der Satellit etwa 10 Minuten Funkkontakt mit einer Bodenstation. Am 5 September 2011 wurde die Ära der ERS-Satelliten endgültig beendet.

Die Daten dieser SAR Sensoren sind nicht frei verfügbar, sondern müssen über eine Anmeldung bei der ESA erworben werden. Für wissenschaftliche Projekte, die von der ESA unterstützt werden, ist der Erwerb der Bilder nach einer solchen Anmeldung allerdings kostenlos.



**Abbildung A.3:** Künstlerische Darstellung des Satelliten ENVISAT. *Bildquelle: ESA*



**Abbildung A.4:** Künstlerische Darstellung des Satelliten ERS-2. *Bildquelle: ESA*



# Euler-Lagrange-Gleichungen für Optical Flow Constraints

In dem Gebiet der Variationsrechnung ist die Euler-Lagrange-Gleichung eine Differentialgleichung, dessen Lösungen diejenigen Funktionen sind, für welche ein gegebenes Funktional stationär ist. Sie wurde von Leonhard Euler und Joseph Louis Lagrange in den 1750er Jahren entwickelt.

Da ein aus Differentialgleichungen bestehendes Funktional gerade an seinen lokalen Minima bzw. Maxima stationär ist, ist die Euler-Lagrange-Gleichung ein beliebtes Hilfsmittel bei der Lösung von Optimierungsproblemen. Lässt sich das Problem so formalisieren, dass ein entsprechendes Funktional minimiert oder maximiert werden soll, so erhält man mittels der Euler-Lagrange-Gleichung gerade diejenige Funktion, welche diese Minima bzw. Maxima beschreibt.

Die folgenden Unterkapitel orientieren sich von der Notation her an Courant u. Hilbert (1953). Sie wurden allerdings so angepasst, dass sie mit den formalen Grundlagen aus Kapitel 4 korrespondieren.

## B.1 Basisgleichung

Für ein Funktional  $\mathcal{L}(x, f(x), f'(x))$ , welches durch einen Parameter  $x$ , eine Funktion  $f(x)$  und dessen Ableitung  $f'(x)$  definiert wird, wird zunächst folgende abkürzende Schreibweise eingeführt:  $\mathcal{L}(x, f, f')$ .

Die Euler-Lagrange Gleichung ist nun eine Gleichung, die durch die Funktion  $f$  mit einem (reellwertigen) Argument  $x$  erfüllt wird und für folgendes Funktional stationär ist:

$$S(f) = \int_a^b \mathcal{L}(x, f, f') \, dx$$

wobei  $f$  die zu suchende Funktion ist (mit  $\text{dom}(f) = [a, b] \subset \mathbb{R}$ ) und  $f'$  die erste Ableitung von  $f$  ist.  $\mathcal{L}$  muss eine reellwertige Funktion sein, die kontinuierlich partiell ableitbar ist. Dann ist die Euler-Lagrange Gleichung gegeben durch:

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial q} - \frac{d}{dt} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial q'} = 0$$

## B.2 Gleichung für mehrere Funktionen über mehrere Unbekannte

Falls in dem Funktional mehrere Funktionen auftreten, die zudem über mehrere Unbekannte definiert werden, so ergibt sich folgendes Funktional:

$$S(f) = \int_{\Omega} \mathcal{L} \left( x_1, x_2, \dots, x_n, f_1, f_2, \dots, f_m, \frac{\partial f_1}{\partial x_1}, \dots, \frac{\partial f_1}{\partial x_n}, \dots, \frac{\partial f_m}{\partial x_1}, \dots, \frac{\partial f_m}{\partial x_n} \right) dx_1 \dots dx_n$$

wobei  $x_1, x_2, \dots, x_n$  die Unbekannten der Funktionen  $f_1, f_2, \dots, f_m$  sind. Durch die Einführung der Notation:

$$f_{i,j} := \frac{\partial f_i}{\partial x_j}$$

lässt sich diese Gleichung (und alle folgenden Gleichungen ebenso) vereinfacht darstellen:

$$S(f) = \int_{\Omega} \mathcal{L} (x_1, x_2, \dots, x_n, f_1, f_2, \dots, f_m, f_{1,1}, \dots, f_{1,n}, \dots, f_{m,1}, \dots, f_{m,n}) dx_1 dx_2 \dots dx_n$$

Da für dieses Funktional  $m$  Funktionen gesucht werden, liefert die Euler-Lagrange Gleichung (im Gegensatz zur Basisgleichung) auch  $m$  Gleichungen:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial f_1} - \sum_{i=1}^n \frac{d}{dx_i} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial f_{1,i}} &= 0 \\ \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial f_2} - \sum_{i=1}^n \frac{d}{dx_i} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial f_{2,i}} &= 0 \\ &\vdots \\ \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial f_m} - \sum_{i=1}^n \frac{d}{dx_i} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial f_{m,i}} &= 0 \end{aligned}$$

Wie man leicht erkennen kann folgt aus dieser verallgemeinerten Form auch wieder die korrekte Formel für die Basisgleichung mit  $n = 1$ ,  $m = 1$  und  $\Omega = [a, b]$ :

$$S(f) = \int_{\Omega} \mathcal{L} (x_1, f_1, f_{1,1}) dx_1$$

Und damit die Euler-Lagrange Gleichung:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial f_1} - \sum_{i=1}^1 \frac{d}{dx_i} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial f_{1,i}} &= 0 \\ \Leftrightarrow \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial f_1} - \frac{d}{dx_1} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial f_{1,1}} &= 0 \\ \Leftrightarrow \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial f_1} - \frac{d}{dx_1} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial f'_1} &= 0 \end{aligned}$$

### B.3 Lösung der OFCE nach Horn und Schunck

Horn und Schunck schlagen in Horn u. Schunck (1981) vor, den Optischen Fluss zwischen zwei Bildern als ein zweidimensionales Vektorfeld zu definieren. Die Schätzung dieses Vektorfeldes soll von der Grundannahme ausgehen, dass sich die Intensität eines Objektes während der Bewegung nicht verändert. Dies führt zu folgender Ausgangssituation:

$$\frac{dIS}{dt} = \frac{\partial IS}{\partial x}u + \frac{\partial IS}{\partial y}v + \frac{\partial IS}{\partial t} = 0$$

wobei  $IS$  die Bildfunktion ist, die über den räumlichen Bereich  $(x, y)$  und über die Zeit  $t$  definiert ist. Ferner seien  $u$  und  $v$  Funktionen, die die Bewegung in  $x$ -Richtung bzw. in  $y$ -Richtung angeben.

Diese Formel führt aufgrund des Blendenproblems nicht alleine zu einer Lösung, da für zwei unbekannte, zu schätzende Funktionen auch zwei Formeln benötigt werden. Aus diesem Grund haben Horn und Schunck vorgeschlagen, weitere Randbedingungen mit in die Formel aufzunehmen um eine Lösung erhalten zu können.

Zusätzlich zur obigen Bedingung wird eine Glattheitsannahme des Vektorfeldes mit in die Berechnung einbezogen: Die Stärke der Ableitungen des Vektorfeldes sollte möglichst gering sein. Kombiniert man diese Forderung zusammen mit der Grundannahme, so erhält man folgendes Funktional für das Fehlermaß des Vektorfeldes:

$$S(u, v) = \int_{\Omega} \left( \left( \frac{\partial IS}{\partial x}u + \frac{\partial IS}{\partial y}v - \frac{\partial IS}{\partial t} \right)^2 + \alpha^2 \left( \frac{\partial u^2}{\partial x} + \frac{\partial u^2}{\partial y} + \frac{\partial v^2}{\partial x} + \frac{\partial v^2}{\partial y} \right) \right) dx dy$$

Hierbei wurde von Horn und Schunck noch ein zusätzlicher Parameter  $\alpha$  eingeführt, um den Einfluss der Glattheitsbedingung zu kontrollieren. Zur besseren Übersichtlichkeit wird eine weitere vereinfachte Darstellung für partielle Ableitungen eingeführt:

$$F_x := \frac{\partial F}{\partial x}$$

Damit lässt sie die Gleichung des Fehlerintegrals wesentlich übersichtlicher aufschreiben:

$$S(u, v) = \int_{\Omega} \left( (IS_x u + IS_y v - IS_t)^2 + \alpha^2 (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) \right) dx dy$$

## B.4 Bestimmung der Euler-Lagrange-Gleichungen

Zur Minimierung mittels Euler-Lagrange-Gleichungen wird zunächst das Funktional  $\mathcal{L}$  in Abhängigkeit aller zu minimierender Unbekannten und Funktionen bestimmt:

$$\mathcal{L}(x, y, u, v, u_x, u_y, v_x, v_y) = (IS_x u + IS_y v + IS_t)^2 + \alpha^2 (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2)$$

Wie leicht aus der obigen Formel ersichtlich ist, handelt es sich bei diesem Funktional um einen Spezialfall der verallgemeinerten Formel aus Abschnitt B.2 mit  $n = 2$ ,  $m = 2$ ,  $\Omega = \text{dom}(I)$ ,  $x_1 = x$ ,  $x_2 = y$ ,  $f_1 = u$ ,  $f_2 = v$ ,  $f_{1_1} = u_x$ ,  $f_{1_2} = u_y$ ,  $f_{2_1} = v_x$  und  $f_{2_2} = v_y$ .

Damit ergeben sich für die Euler-Lagrange-Gleichungen:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial u} - \frac{d}{du} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial u_x} - \frac{d}{du} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial u_y} &= 0 \\ \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial v} - \frac{d}{dv} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial v_x} - \frac{d}{dv} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial v_y} &= 0 \end{aligned}$$

Die partiellen Ableitungen können direkt aus  $\mathcal{L}$  heraus bestimmt werden:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial u} - \frac{d}{du} 2\alpha^2 u_x - \frac{d}{du} 2\alpha^2 u_y &= 0 \\ \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial v} - \frac{d}{dv} 2\alpha^2 v_x - \frac{d}{dv} 2\alpha^2 v_y &= 0 \end{aligned}$$

Durch weiteres Ableiten können die Gleichungen vereinfacht werden zu:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial u} - 2\alpha^2 u_{xx} - 2\alpha^2 u_{yy} &= 0 \\ \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial v} - 2\alpha^2 v_{xx} - 2\alpha^2 v_{yy} &= 0 \end{aligned}$$

Löst man nun noch die partiellen Ableitungen nach  $u$  und  $v$  auf, so erhält man:

$$\begin{aligned} 2IS_x(IS_x u + IS_y v + IS_t) - 2\alpha^2 u_{xx} - 2\alpha^2 u_{yy} &= 0 \\ 2IS_y(IS_x u + IS_y v + IS_t) - 2\alpha^2 v_{xx} - 2\alpha^2 v_{yy} &= 0 \end{aligned}$$

Durch weiteres Umformen (Division durch 2, Ausmultiplizieren und Umstellen) gelangt man zu:

$$\begin{aligned} IS_x^2 u + IS_x IS_y v &= \alpha^2 u_{xx} + \alpha^2 u_{yy} - IS_x IS_t \\ IS_y IS_x u + IS_y^2 v &= \alpha^2 v_{xx} + \alpha^2 v_{yy} - IS_y IS_t \end{aligned}$$

Da sich in beiden Formeln der Laplace-Operator  $\nabla^2$  verbirgt, wird dieser nun substituiert mit:  $\nabla^2 f = f_{xx} + f_{yy}$ . Damit ergeben sich:

$$\begin{aligned} IS_x^2 u + IS_x IS_y v &= \alpha^2 \nabla^2 u - IS_x IS_t \\ IS_y IS_x u + IS_y^2 v &= \alpha^2 \nabla^2 v - IS_y IS_t \end{aligned}$$

## B.5 Iterative Lösung der Euler-Lagrange-Gleichungen

Zur Lösung der Gleichungen schlagen Horn und Schunck ein iteratives Gauß-Seidel-Verfahren vor. Dieser Vorschlag ist nicht unbegründet, er resultiert vielmehr in der Tatsache, dass in obiger Gleichung ein Laplace-Operator enthalten ist. Der Laplace-Operator kann näherungsweise durch  $\nabla^2 s = \bar{s} - s$  angegeben werden:

$$\begin{aligned} IS_x^2 u + IS_x IS_y v &= \alpha^2 (\bar{u} - u) - IS_x IS_t \\ IS_y IS_x u + IS_y^2 v &= \alpha^2 (\bar{v} - v) - IS_y IS_t \end{aligned}$$

Durch Ausmultiplizieren und Umstellen erhält man:

$$\begin{aligned} IS_x^2 u + IS_x IS_y v + \alpha^2 u &= \alpha^2 \bar{u} - IS_x IS_t \\ IS_y IS_x u + IS_y^2 v + \alpha^2 v &= \alpha^2 \bar{v} - IS_y IS_t \end{aligned}$$

Um zu einer Koeffizientenmatrix von  $u$  und  $v$  zu gelangen, wird diese ausgeklammert:

$$\begin{aligned} (\alpha^2 + IS_x^2)u + IS_x IS_y v &= \alpha^2 \bar{u} - IS_x IS_t \\ IS_y IS_x u + (\alpha^2 + IS_y^2)v &= \alpha^2 \bar{v} - IS_y IS_t \end{aligned}$$

Für die Gauß-Seidel Iterationen wird ferner die Determinante der erzeugten Koeffizientenmatrix bestimmt:

$$\begin{aligned} A &= \begin{pmatrix} (\alpha^2 + IS_x^2) & IS_x IS_y \\ IS_y IS_x & (\alpha^2 + IS_y^2) \end{pmatrix} \\ \det(A) &= \alpha^2 (\alpha^2 + IS_x^2 + IS_y^2) \end{aligned}$$

Eingesetzt ergibt sich:

$$\begin{aligned} (\alpha^2 + IS_x^2 + IS_y^2)u &= (\alpha^2 + IS_y^2)\bar{u} - IS_x IS_y \bar{v} - IS_x IS_t \\ (\alpha^2 + IS_x^2 + IS_y^2)v &= -IS_x IS_y \bar{u} + (\alpha^2 + IS_x^2)\bar{v} - IS_y IS_t \end{aligned}$$

Durch Addition auf beiden Seiten mit  $IS_x^2 \bar{u}$  bzw.  $IS_y^2 \bar{v}$  erhält man:

$$\begin{aligned} (\alpha^2 + IS_x^2 + IS_y^2)u + IS_x^2 \bar{u} &= (\alpha^2 + IS_x^2 + IS_y^2)\bar{u} - IS_x IS_y \bar{v} - IS_x IS_t \\ (\alpha^2 + IS_x^2 + IS_y^2)v + IS_y^2 \bar{v} &= -IS_x IS_y \bar{u} + (\alpha^2 + IS_x^2 + IS_y^2)\bar{v} - IS_y IS_t \end{aligned}$$

Durch weitere Umformungen erhält man:

$$\begin{aligned} (\alpha^2 + IS_x^2 + IS_y^2)(u - \bar{u}) &= -IS_x (IS_x \bar{u} + IS_y \bar{v} + IS_t) \\ (\alpha^2 + IS_x^2 + IS_y^2)(v - \bar{v}) &= -IS_y (IS_x \bar{u} + IS_y \bar{v} + IS_t) \end{aligned}$$

Um zu den Gauß-Seidel Iterationen zu gelangen, muss nun noch nach  $u$  beziehungsweise  $v$  umgeformt werden:

$$u^{i+1} = \bar{u}^i - IS_x \frac{IS_x \bar{u}^i + IS_y \bar{v}^i + IS_t}{\alpha^2 + IS_x^2 + IS_y^2}$$
$$v^{i+1} = \bar{v}^i - IS_y \frac{IS_x \bar{u}^i + IS_y \bar{v}^i + IS_t}{\alpha^2 + IS_x^2 + IS_y^2}$$



## Datenformate des Rahmenwerks

Um die Daten, die durch die Algorithmen des GRAIPE-Rahmenwerkes entstehen, auch mit anderen Programmen nutzen zu können, wurden generische Formate entworfen, in denen diese gespeichert werden (vgl. Kapitel 8). Diese Formate sind analog zur Vererbungshierarchien den entworfenen Modellklassen ebenfalls hierarchisch aufgebaut.

Alle Modellklassen, also `RModel` und alle Unterklassen, besitzen zu diesem Zweck die Möglichkeit der Serialisierung und Deserialisierung um das Modell speichern beziehungsweise laden zu können. Der generelle Aufbau einer solchen Serialisierung ist modellübergreifend identisch und besteht aus:

1. einem Header, der die Metadaten des Modells beinhaltet,
2. einem doppelten Zeilenumbruch und
3. den Daten des Modells.

In den folgenden Abschnitten werden für alle drei Kategorien von Modellklassen die entsprechenden Serialisierungen angegeben. Bis auf die Serialisierung der Bilddaten folgen hierbei alle Modelle einer Serialisierung in Komma-separierte Werte (CSV). Um der hierarchischen Modellierung Rechnung zu tragen, wird zunächst die Serialisierung der Basisklasse `RModel` beschrieben, bevor die weiteren Modellklassen folgen. Dass alle Modelle wahlweise auch komprimiert gespeichert werden können, wird in diesem Abschnitt ignoriert, es werden lediglich die entpackten Serialisierungen beschrieben.

## C.1 Allgemeine Modelle

Die Klasse `RModel` beschreibt ein zweidimensionales Objekt, welches orthogonal in einen Bild- sowie einen Weltkoordinatensystem eingebettet ist. Zudem existieren Datenfelder, die weitere Informationen, wie zu Beispiel die Bezeichnung und Beschreibung des Objekts zu kennzeichnen. Diese werden jeweils durch ein Semikolon eingeleitet, gefolgt von dem Namen des Feldes, einem Doppelpunkt, einem Leerzeichen sowie dem Wert des entsprechenden Feldes. Es ergibt sich also für eine beispielhaftes Modell:

```
1 ;Serialization of: RModel
  ;left: 100
  ;top: 200
  ;right: 300
5 ;bottom: 400
  ;width: 200
  ;height: 200
  ;global_left: -10.05
  ;global_top: 5.01
10 ;global_right: -9.75
  ;global_bottom: 4.5
  ;name: Beispielmodell
  ;description: Dies%20ist%20nur%20ein%20Testmodell
```

Die erste Zeile gibt den Modelltyp an, der durch die Serialisierung gegeben ist. Hier steht für die weiteren Modellklassen jeweils der korrespondierende Klassenname, lediglich für dieses Beispiel ist dort `RModel` angegeben.

Um das Problem zu umgehen, dass sowohl in der Beschreibung als auch in dem Namen des Modells doppelte Umbrüche oder Doppelpunkte auftauchen, die das Layout des Headers zerstören, werden die Zeichenketten aller Modellserialisierungen zusätzlich so kodiert, dass alle Sonderzeichen auf die Hexadezimaldarstellungen der UTF-8-Kodierungen abgebildet werden. Somit werden im obigen Beispiel aus den Leerzeichen „%20“ und das oben genannte Layout bleibt erhalten.

Da die Klasse `RModel` hauptsächlich als Basisklasse dient und keine weiteren Daten hält, folgen nach dem doppelten Zeilenumbruch keinerlei weitere Daten.

## C.2 Bilddaten

Aufbauend auf der Serialisierung der Basisklasse `RModel` erfolgt nun die Beschreibung des Datenformates der Bildklasse `RImage`. Diese erweitert zunächst den Header der Daten um einige weitere Felder. So kann neben der Beschreibung in dem Datenfeld „comment“ ein Kommentar abgelegt werden, und mit „timestamp“ kann dem Bild ein Zeitstempel zugewiesen werden. Zudem kann die Größe eines Bildpunktes in einer beliebigen Einheit vorgegeben werden. Falls dies in Metern geschieht, so bestimmen die Verfahren zur Strömungsschätzung aus den Zeitstempeln und der Auflösung automatisch die korrespondierende Skala der Vektorfelder in *cm/s*. Auch die Anzahl der Bänder wird hier festgelegt.

```
1 ;Serialization of: RImage
;left: 5310
;top: 1690
;right: 5960
5 ;bottom: 2190
;width: 650
;height: 500
;global_left: 20.5168877
;global_top: 59.5564156
10 ;global_right: 20.8309593
;global_bottom: 59.4282684
;name: NW%20ROI%20of%20Landsat%20IM
;description: Test%20Daten%20
;timestamp: Mo. Jul 15 08:57:00 1997
15 ;comment: Ein%20Kommentar
;units: m
;bands: 4
;scale: 30
20 BINAERDATEN
```

Nach dem doppelten Zeilenumbruch, der den Header von den Daten trennt, erfolgt die Serialisierung der Bildpunkte. Diese werden als Binärdaten gespeichert, um Speicherplatz zu sparen. Dabei werden für jeden Bildpunkt in jedem Band des Bildes 4 Bytes zur Repräsentation der 32Bit-Gleitkommazahl verwendet. Diese werden nach der Reihenfolge in die Datei geschrieben:

1. Band (c),
2. Bildzeile (y),
3. Bildspalte (x)

Diese sogenannte Scanline-Ordnung entspricht der Ordnung, die die Bilddaten nach dem Laden im Hauptspeicher besitzen. Somit ist eine Serialisierung sehr effizient möglich.

### C.3 Merkmalsmengen

Die Header der Serialisierungen unterscheiden sich nicht von denen, die in Abschnitt C.1 für den allgemeinen Fall vorgestellt worden sind, mit der Ausnahme, dass der Typ der Merkmalsmengen jeweils die erste Zeile der Serialisierung verändert. Daher wird in diesem Abschnitt auf die erneute Beschreibung der Header-Daten verzichtet. Statt dessen werden in den folgenden Abschnitten lediglich die Serialisierungen der Merkmale beschrieben. Hierbei wird zwischen den punktbasierten sowie den polygonalen Merkmalen unterschieden. Allen Merkmalen gemeinsam ist die Serialisierung der Werte durch ein Komma-separiertes Format, dessen erste Zeile die Überschriften der Spalten bildet.

#### Punktförmige Merkmalsmengen

Den einfachsten Fall stellen die ungewichteten Merkmalsmengen der Klasse `RSPointFeatureList2D` dar. Für diese wird folgende Serialisierung verwendet:

```
15 pos_x , pos_y
    10.0 , 10.0
    13.0 , 12.0
    30.0 , 21.0
    ...
```

Darauf aufbauend werden gewichtete punktförmige Merkmale der Klasse `RSWeightedPointFeatureList2D` wie folgt serialisiert:

```
15 pos_x , pos_y , weight
    10.0 , 10.0 , 0.22
    13.0 , 12.0 , 0.99
    30.0 , 21.0 , 0.01
    ...
```

Werden zusätzlich zum Gewicht noch die Ausrichtung der Merkmale benötigt, so wie dies für Exemplare der Klasse `RSEdgeFeatureList2D` der Fall ist, so ergibt sich folgende Serialisierung. Bei dieser wird die Orientierung eines jeden Merkmals durch eine Gleitkommazahl im Intervall von  $[0, \dots, 2\pi[$  angegeben:

```
15 pos_x , pos_y , weight , orientation
    10.0 , 10.0 , 0.22 , 0.56
    13.0 , 12.0 , 0.99 , 3.41
    30.0 , 21.0 , 0.01 , 5.62
    ...
```

### Polygonale Merkmalsmengen

Analog zu den im vorigen Abschnitt vorgestellten punktförmigen Merkmalen werden auch die Polygonlisten der Klasse `RSPolygonList2D`, die im Rahmen dieser Arbeit erzeugt werden, Komma-separiert gespeichert. Hierbei ist allerdings zu beachten, dass vor einer Speicherung die Länge des längsten in der Liste enthaltenen Polygons bekannt sein muss. Durch dessen Länge ergibt sich die Überschrift der Serialisierung. Insgesamt wird folgendes Schema verwendet:

```
15 p0x, p0y, p1x, p1y, p2x, p2y, p3x, p3y, ...  
   360.0, 21.01, 360.0, 25.0, 359.53, 25.21, 359.13, 25.25, ...  
   0.0, 25.25, 356.69, 25.15, 356.45, 25.21, 356.06, 25.06, ...  
   212.0, 25.39, 356.07, 25.55, 356.48, 25.33, 356.76, 25.47, ...  
   ...
```

Dabei müssen, abweichend von den Serialisierungen der punktförmigen Merkmalsmengen, nicht alle Polygone gleich lang sein. Die Serialisierung und Deserialisierung erfolgt für jede Zeile individuell. Zudem werden geschlossene Polygone dadurch gekennzeichnet, dass der letzte Punkt in der Punktliste equivalent zu dem ersten Punkt ist.

Analog ergeben sich für Exemplare der gewichteten Polygonlisten der Klassen `RS-WeightedPolygonList2D` Serialisierung, in denen zusätzlich zur Serialisierung des ungewichteten Falls je ein Gewicht pro Polygon die Zeile einleitet:

```
15 weight, p0x, p0y, p1x, p1y, p2x, p2y, p3x, p3y, ...  
   0.001, 360.0, 21.01, 360.0, 25.0, 359.53, 25.21, 359.13, 25.25, ...  
   10.00, 0.0, 25.25, 356.69, 25.15, 356.45, 25.21, 356.06, 25.06, ...  
   20.00, 212.0, 25.39, 356.07, 25.55, 356.48, 25.33, 356.76, 25.47, ...  
   ...
```

## C.4 Vektorfelder

Im Gegensatz zu den Merkmalsmengen, deren Serialisierungen im vorigen Abschnitt beschrieben worden sind, erweitern die Vektorfelder den allgemeinen Header um zwei weitere Datenfelder. Der erste zusätzliche Parameter, „scale“, beschreibt den Umrechnungsfaktor der Länge der angegebenen Vektoren in *cm/s*. Falls dieser nicht anhand der Bilddaten ermittelt werden konnte, muss er auf „0“ gesetzt werden. Der zweite Parameter, „global\_motion“, beschreibt die affine Transformationsmatrix, die die globale Bewegung des Vektorfeldes beschreibt. Diese besteht aus einer affinen Matrix und wird zusätzlich zu den Vektoren gespeichert. Es werden also die tatsächlichen Vektoren und nicht die Differenzen zur globalen Bewegung repräsentiert. Ein beispielhafter Header eines Vektorfeldes ist:

```

1 ;Serialization of: RSVectorfield2D
;left: 5310
;top: 1690
;right: 5960
5 ;bottom: 2190
;width: 650
;height: 500
;global_left: 20.5168877
;global_top: 59.5564156
10 ;global_right: 20.8309593
;global_bottom: 59.4282684
;name: Example%20Vectorfield
;description: Test%20Daten%20
;scale: 1
15 ;global_motion: 1, 0, 0, 0, 1, 0, -16, 9, 1

```

Den einfachsten Fall eines dünn besetzten Vektorfeldes stellen Exemplare der Klasse `RSSparseWeightedVectorfield2D` dar, welche außer den Vektoren keinerlei Informationen besitzen. Für diese werden die Positionen sowie die Richtungen der Vektoren für jeden einzelnen Vektor gespeichert. Es ergibt sich somit folgende Serialisierung:

```

17 pos_x, pos_y, dir_x, dir_y
482.581, 76.6129, -10.9677, 9.19355
113.205, 188.575, -15.6301, 9.24658
20 244.391, 428.891, -15.7391, 10.0217
...

```

Für die dünn besetzten Vektorfelder der Klasse `RSSparseWeightedVectorfield2D`, die zusätzlich eine Gewichtung beinhalten, erfolgt die Serialisierung der Vektoren analog, sie wird allerdings um das jeweilige Gewicht des Vektors erweitert:

```

17 pos_x, pos_y, dir_x, dir_y, weight
   482.581, 76.6129, -10.9677, 9.19355, 0.219085
   113.205, 188.575, -15.6301, 9.24658, 0.37842
20 244.391, 428.891, -15.7391, 10.0217, 0.425
   ...

```

Deutlicher verändern sich die Serialisierungen für diejenigen Vektorfelder, die statt eindeutigen Vektoren für jeden Punkt mehrere alternative Vektoren speichern. Für die dünn besetzten Vektorfelder der Klasse `RSSparseMultiVectorfield2D` werden daher neben der ersten möglichen Richtung auch die Anzahl der Alternativen sowie die alternativen Richtungen gespeichert:

```

17 pos_x, pos_y, dir_x, dir_y, #alt, alt1x, alt1y, alt2x, alt2y, ...
   73, 46, -17, 9, 9, -18, 9, -17, 8, ...
   75, 46, -17, 9, 9, -18, 9, -17, 8, ...
20 138, 47, -18, 7, 9, -17, 7, -18, 8, ...
   ...

```

Ist zu jeder möglichen Richtung noch ein Gewicht bekannt, wie dies bei der Klasse `RSSparseWeightedMultiVectorfield2D` der Fall ist, so werden diese ebenfalls serialisiert. Dabei ist in unten genanntem Beispiel zu beachten, dass „weight0“ das Gewicht der ursprünglichen Richtung ist. Ab „weight1“ folgen die Gewichte der alternativen Richtungen.

```

17 pos_x, pos_y, dir_x, dir_y, #alt, alt1x, alt1y, ... , weight0, weight1, ...
   73, 46, -17, 9, 9, -18, 9, ... , 0.324914, 0.316858, ...
   75, 46, -17, 9, 9, -18, 9, ... , 0.316602, 0.31057, ...
20 138, 47, -18, 7, 9, -17, 7, ... , 0.371404, 0.366612, ...
   ...

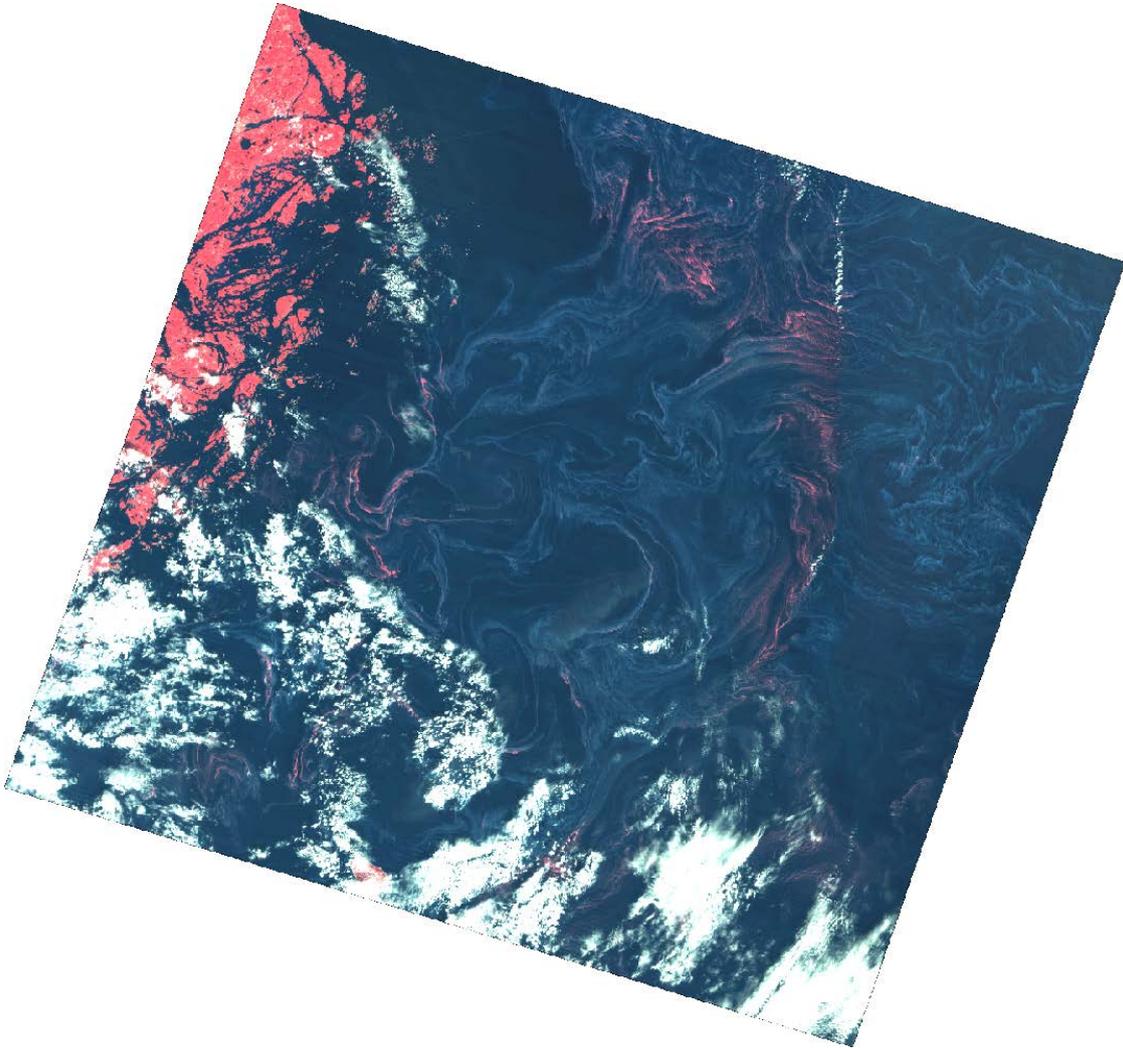
```

Für dichte sowie gewichtete dichte Vektorfelder erfolgt die Serialisierung analog zu denen der Klassen `RSSparseVectorfield2D` beziehungsweise `RSSparseWeightedVectorfield2D`. Hierbei werden fehlende Vektoren, die innerhalb des dichten Vektorfeldes durch die Länge 0 gekennzeichnet werden, allerdings nicht serialisiert, um Speicherplatz zu sparen.

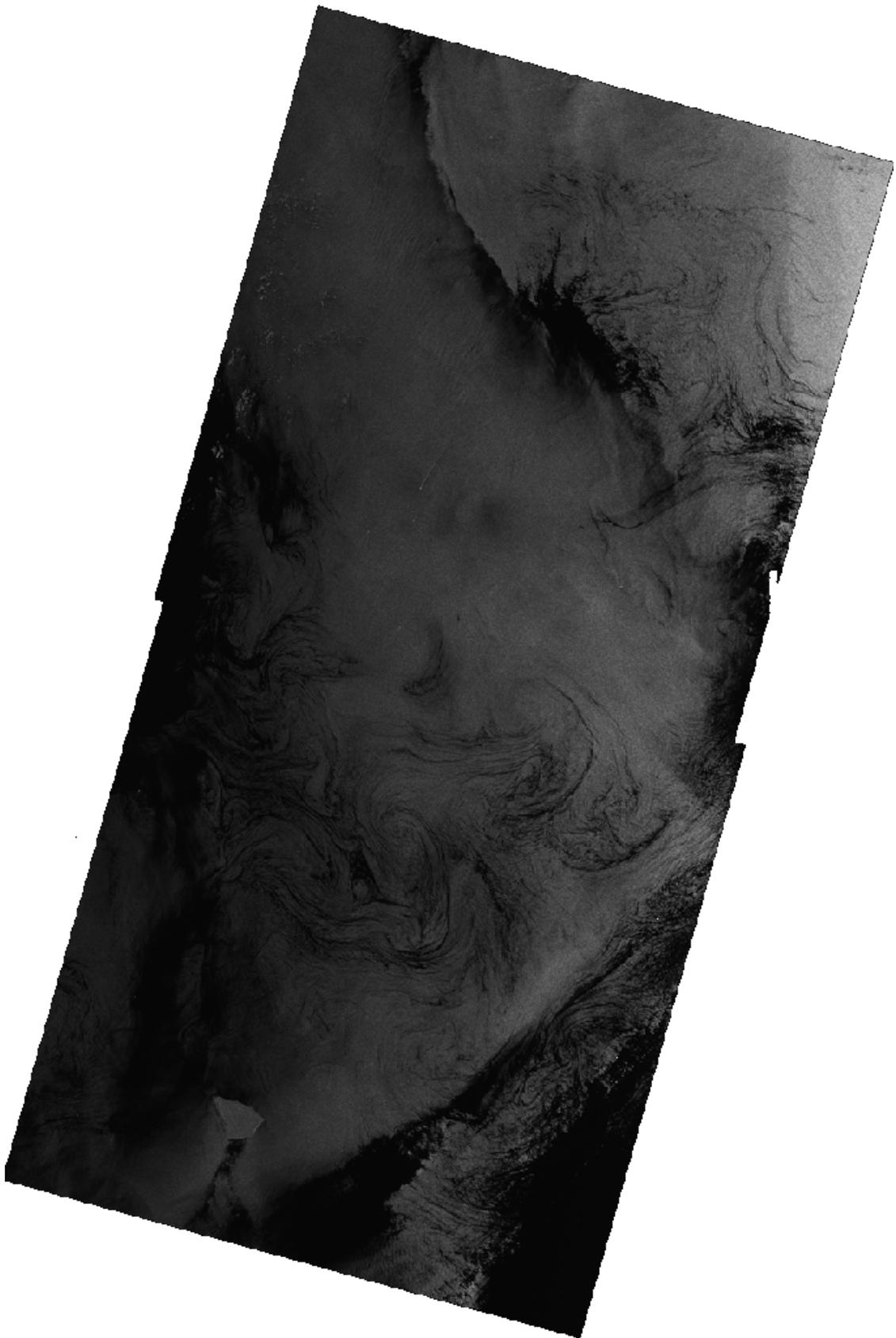


# Verwendete Bilddaten zur Berechnung der Ergebnisse

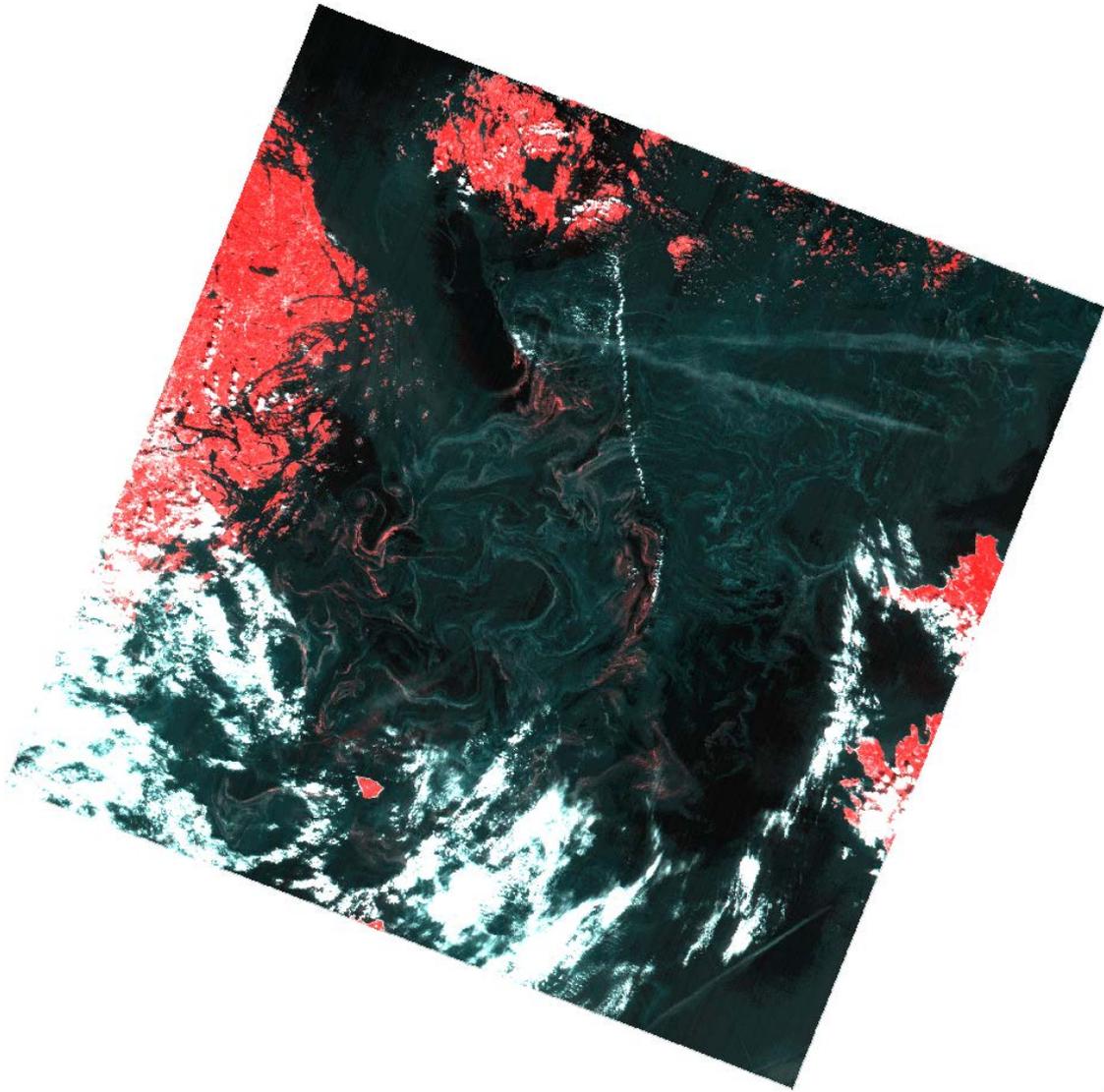
## D.1 Bilddaten der ersten Fallstudie



**Abbildung D.1:** Landsat-TM-Aufnahme der ersten Fallstudie (15.07.1997, 08:57 UTC). Die multispektralen Bilddaten des Sensors sind jeweils in Falschfarben dargestellt. Folgende Kanaluordnung wurde gewählt: Band 4  $\rightarrow$ R, Band 3  $\rightarrow$ G, Band 2  $\rightarrow$ B. Zusätzlich wurde zur Darstellung der Kontrast erhöht.

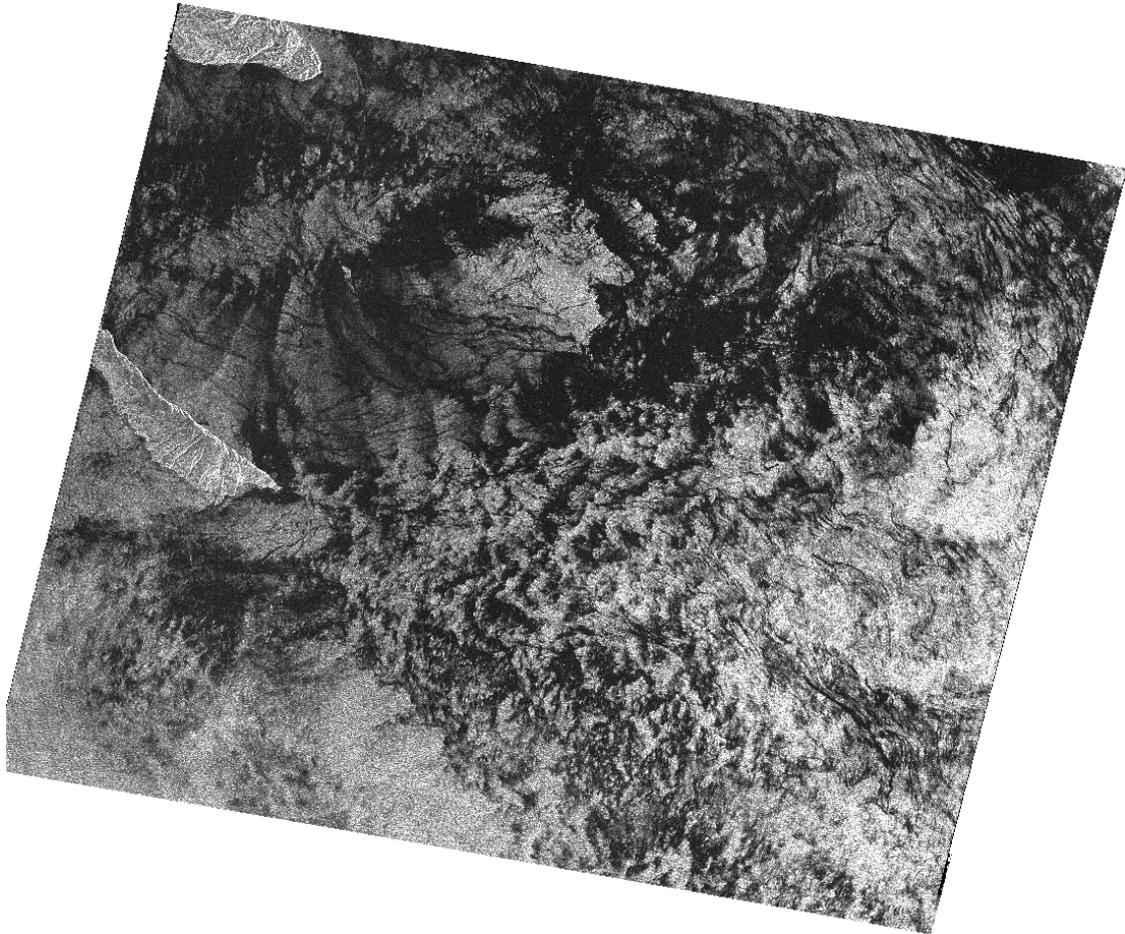


**Abbildung D.2:** ERS-2-SAR-Aufnahme der ersten Fallstudie (15.07.1997, 9:47 UTC). Die Aufnahme wurde zur besseren Darstellung kontrastentzerrt.

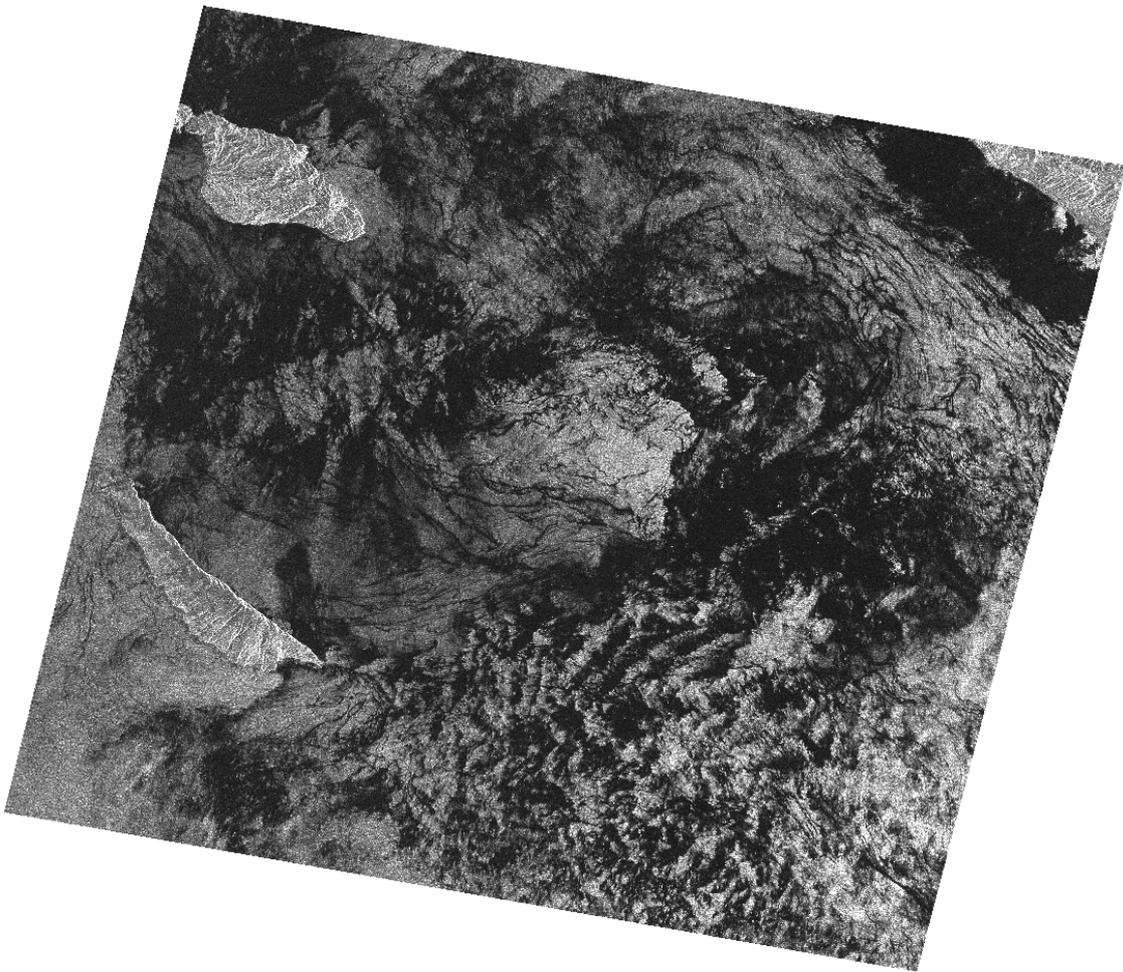


**Abbildung D.3:** IRS-WiFS-Aufnahme der ersten Fallstudie (15.07.1997, 10:26 UTC). Die multispektralen Bilddaten des Sensors sind jeweils in Falschfarben dargestellt. Folgende Kanalzuordnung wurde gewählt: Band 2 →R, Band 1 →G, Band 1 →B. Zusätzlich wurde zur Darstellung der Kontrast erhöht.

## D.2 Bilddaten der zweiten Fallstudie



**Abbildung D.4:** ENVISAT-ASAR-Aufnahme der zweiten Fallstudie (27.09.2003, 18:01 UTC). Die Aufnahme wurde zur besseren Darstellung kontrastentzerrt.

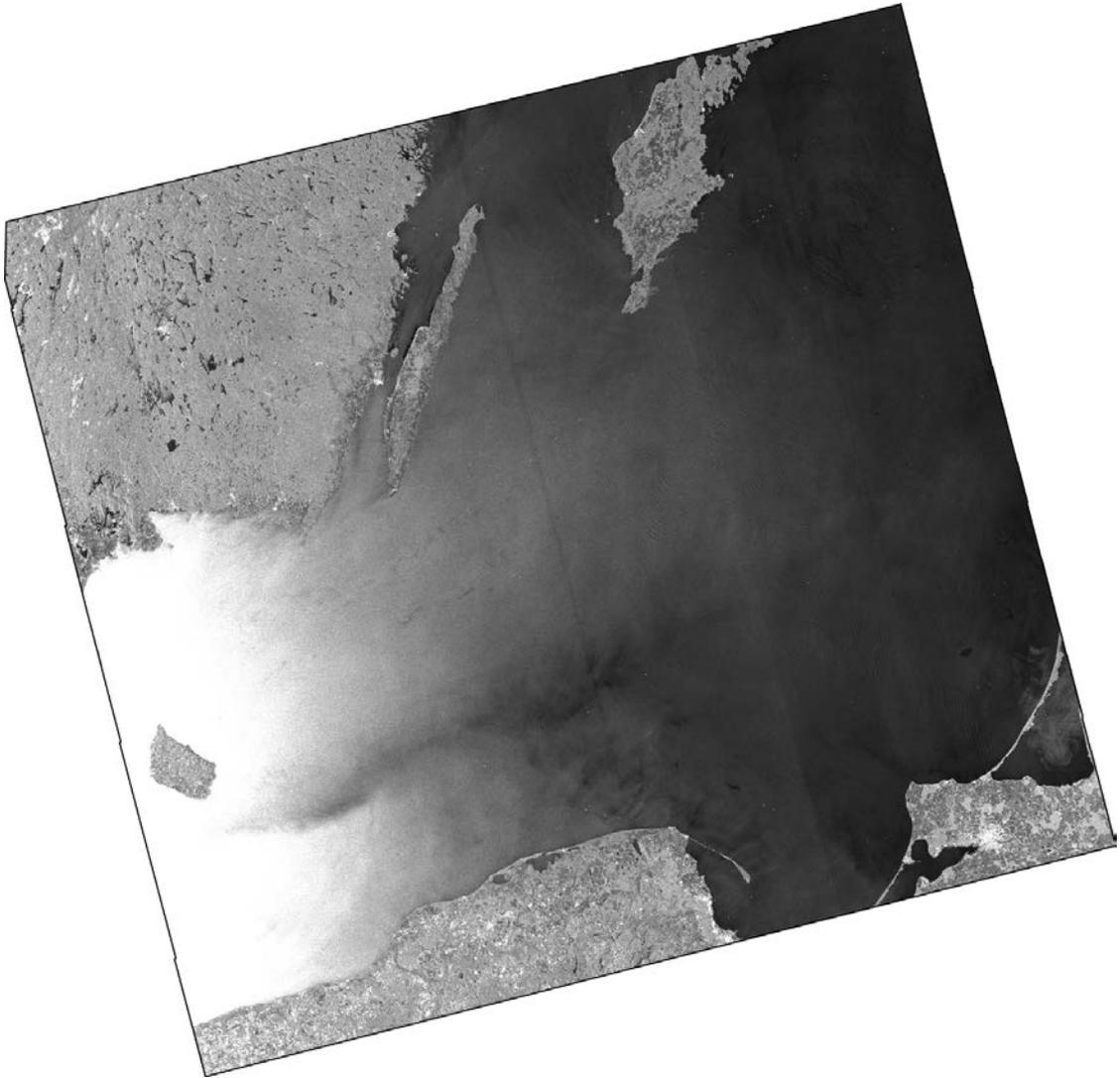


**Abbildung D.5:** ERS-2-SAR-Aufnahme der zweiten Fallstudie (27.09.2003, 18:30 UTC). Die Aufnahme wurde zur besseren Darstellung kontrastentzerrt.

### D.3 Bilddaten der dritten Fallstudie



**Abbildung D.6:** ENVISAT-ASAR-Aufnahme der dritten Fallstudie (15.05.2005, 9:00 UTC). Die Aufnahme wurde zur besseren Darstellung kontrastentzerrt.



**Abbildung D.7:** ENVISAT-ASAR-Aufnahme der dritten Fallstudie (15.05.2005, 20:25 UTC). Die Aufnahme wurde zur besseren Darstellung kontrastentzerrt.