

Bericht Nr. 42

Identifikation von gestoerten Objektansichten
unter Verwendung geradliniger
Konturapproximationen

Bernd Neumann

IfI-HH-B-42/78

Januar 1978

Fachbereich Informatik
Universität Hamburg
Schlüterstraße 70
2000 Hamburg 13

"Identifikation von gestoerten Objektansichten
unter Verwendung geradliniger Konturapproximationen"

Bernd Neumann

ZUSAMMENFASSUNG: Es wird ein Szenenanalyse-System vorgestellt, das Objekte anhand geradliniger Kontur-Approximationen erkennt. Objekt-Prototypen sind dem System ueber eine leicht modifizierbare Modell-Datenbasis bekannt. Die Modellstruktur eignet sich zur Identifikation teilweise verdeckter Objekte. Die Hauptbestandteile des Systems sind ein Kantenfinder und ein Interpretationsalgorithmus. Es werden Ergebnisse von Experimenten mit Konfigurationen kuenstlicher Formen (Pappscheiben) und natuerlicher Objekte (Werkzeug) vorgelegt. Anwendungen bei der Steuerung von Industrie-Automaten erscheinen moeglich.

"Identification of imperfect object views
by means of straight-line contour approximations"

Bernd Neumann

ABSTRACT: A scene-analysis system is proposed which identifies objects by means of straight-line contour approximations. Descriptions of prototype objects are stored in a model-database. They are shown to be particularly useful for identification of partially occluded objects. The system features a segmentation algorithm which extracts straight edges and an interpreter which finds the objects. Results are presented for scenes containing configurations of artificial shapes (card-board pieces) and real-life objects (tools). An application to visual control of industrial robots appears possible.

"Identifikation von gestoerten Objektansichten unter Verwendung geradliniger Konturapproximationen"

Bernd Neumann

Fachbereich Informatik. Universitaet Hamburg
Schlueterstr. 70, D-2000 Hamburg 13

1. Einleitung

Diese Arbeit befasst sich mit einem besonderen Aspekt der Szenenanalyse, dem Erkennen von Objekten unter nicht-idealen Bedingungen, etwa bei teilweiser Verdeckung. Unter Szenenanalyse im allgemeinen soll hier die Verarbeitung von 2-dimensionalen Grauwertbildern verstanden werden mit der typischen Zielsetzung, die im Bild sichtbaren Objekte zu identifizieren und zu beschreiben. [7] und [17] enthalten eine Einfuehrung in diesen Problemkreis und eine Darstellung der wichtigsten bisher entwickelten Konzepte und Verfahren. Einen Ueberblick ueber den Stand der Forschung kann man bei [2] und [18] finden. Hier soll nur auf Entwicklungen eingegangen werden, die fuer diese Arbeit relevant sind.

Es hat sich als vorteilhaft erwiesen, das fuer eine Analyseaufgabe notwendige Vorwissen explizit zu formulieren und entsprechend in den Analyseprogrammen zu repraesentieren. Beispielhaft dafuer sind die Arbeiten zur Blockswelt [11,23,24], die dank ihrer geometrischen Eigenart nach wohldefinierten Regeln interpretiert werden kann. Als ein neuerer Beitrag sei die Arbeit von Bertelsmeier und Radig [5] erwaeht. Hier wird ein formaler Rahmen fuer die Formulierung und Auswertung von Kontext-Wissen vorgestellt. Das in der vorliegenden Arbeit vorgestellte System enthaelt Vorwissen ueber Objektformen in Gestalt einer leicht modifizierbaren Modell-Datenbasis.

Fuer die Repraesentation visuellen Wissens erwiesen sich Strukturen als geeignet, wie sie im Forschungsgebiet "Kuenstliche Intelligenz" zur Repraesentation "Allgemeinen Wissens" benutzt werden, siehe z.B. [1,21]. Barrow/Popplestone [3] greifen die Vorstellung einer Modell-Datenbasis in Form von Relationalstrukturen auf. Fuer ein unbekanntes Objekt werden eine Reihe von Eigenschaften berechnet, die dann mit den entsprechenden Eigenschaften von Modellen verglichen werden. Die Identifikation erfolgt mit demjenigen Modell, das die beste

Uebereinstimmung ergibt. Damit ist eine gewisse Immunitaet des Verfahrens gegen Stoerungen und Verdeckung gewaehrleistet. Die von Barrow/Popplestone benutzten Eigenschaften (Dekomposition in Bereiche, Fourier-Koeffizienten von Konturkurven) sind allerdings nicht optimal, was Verdeckungssituationen und Stoerungen angeht, da von einer nur partiellen Verdeckung sogleich viele Eigenschaften in einer schwer deutbaren Weise betroffen werden.

Guzman [10] beschreibt ein Szenenanalyse-System fuer Linienzeichnungen und entwickelt dabei eine Fuelle von wegweisenden Konzepten. Die ein Objekt charakterisierenden Linien werden durch "singulaere Punkte" (Verzweigungen, Ecken, Wendepunkte, etc.) in Segmente zerlegt und diese dann durch einfache Formeigenschaften beschrieben. Objekte werden durch Uebereinstimmung dieser Eigenschaften mit einem Modell identifiziert. Dabei treten im allgemeinen Mehrdeutigkeiten auf, die durch globale und Kontext-Information aufgeloeset werden.

Guzman's Arbeit ist ein umfassender Systemvorschlag, der m.W. bisher nicht implementiert wurde. So fehlt es an Erfahrungen, wie sein System die typischerweise imperfekten Resultate der primitiven Bildoperationen verarbeitet, insbesondere, welche Rolle die fuer Guzman's Arbeit zentrale Kontextinformation dabei spielt.

An Schwierigkeiten mit der Segmentierungsphase laborieren fast alle experimentellen Projekte der Szenenanalyse. Es bieten sich zwei Wege an: Man muss entweder die Verfahren fuer die Interpretation einer schlechten Segmentierung oder die Segmentierungsverfahren verbessern. Verschiedene Forscher [9,13,20,22] versuchen letzteres, indem sie Kontextinformation zur Steuerung der Segmentierungsphase einsetzen. Shirai analysiert Bilder der Blockswelt mit einem Kantenfinder, der die Syntax der Blockswelt-Kanten beherrscht. Damit kann er z.B. gezielt kollineare Fortsetzungen von bereits gefundenen Kanten suchen. Ein allgemeinerer Ansatz ist der von Martelli [13]. Dieser findet Kanten und Konturen durch einen von einer Kostenfunktion gesteuerten Suchprozess. In diese Kostenfunktion lassen sich objektabhengige Informationen ueber Konturformen einbetten. Nachteilig sind die geringe Transparenz und Flexibilitaet des Verfahrens.

In der vorliegenden Arbeit wird untersucht, inwieweit Objektidentifikation trotz (!) imperfekter Segmentierung und teilweiser Verdeckung moeglich ist, wenn man eine geeignete Modellstruktur waehlt. Das ist die erste der beiden oben erwahnten Moeglichkeiten. Fuer diesen Weg gibt es einen entscheidenden Grund: Die ersten Verarbeitungsschritte - die Segmentierung - bearbeiten meist gewaltige Datenmengen und sollten deshalb moeglichst wenig aufwendig sein. Anders gesagt: Bei einem System mit einfacher Segmentierung (und

dafuer womoeglich komplexerer Interpretation) kann man auf insgesamt geringeren Rechenaufwand hoffen. Unter diesem Gesichtspunkt wurde ein einfaches Szenenanalyse-System KATER (KAnten-InterpreTER) entworfen, das nur Forminformation zur Identifikation benutzt: Objekte werden durch geradlinig angenaeherte Konturstuecke beschrieben. Fuer diese Entscheidung gibt es viele Gruende. Die wichtigsten sind:

1. Es soll eine Darstellung gewaehlt werden, die moeglichst unempfindlich ist gegen teilweise Verdeckung oder imperfekte Segmentierung. Damit sind ganzheitliche Formmerkmale wie z.B. Kompaktheit, Zahl der Ecken, etc. weniger vorteilhaft.

2. Viele Objektansichten lassen sich genuegend exakt durch geradlinige Konturstuecke annaehern. Der Mehraufwand fuer Anpassung krummliniger Konturstuecke ist dann entbehrlich.

3. Die Identifikation einer Objektansicht laeuft stets auf einen Vergleich mit einem Modell heraus. Bei einer Darstellung durch Geraden sind Modellbildung und Vergleich besonders einfach, denn als Modell kann die Beschreibung einer typischen Ansicht eines Prototypen gewaehlt werden, und der Vergleich mit Objekten anderer Groesse, Lage oder Ausrichtung kann durch einfache Transformationen geschehen.

Dieser Ansatz hat grosse Aehnlichkeit mit der Arbeit von Perkins [15]. Perkins beschreibt seine Objekte durch (ggf. mehrere) geschlossene Randkurven, fuer die er eine Reihe deskriptiver Merkmale berechnet, z.B. Zahl der geraden Kantenstuecke, Zahl der Boegen, Hauptachsenverhaeltnis, etc. Auch er benutzt die Beschreibung eines Objektprototypen als Modell und identifiziert Bildkonturen durch Vergleich mit Transformationen des Modells.

In Kapitel 2 wird genau definiert, was hier unter Modell verstanden wird. Dazu gehoert auch eine Guetefunktion, die den Grad der Uebereinstimmung zwischen Objektmodell und Objektbild bewertet. Die Vorteile der Modellstruktur werden an einigen Beispielen erlaeutert.

In Kapitel 3 wird ein neuer Segmentierungsalgorithmus beschrieben, der aus einer Grauwertmatrix gerade Kanten gewinnt.

Kapitel 4 behandelt die Interpretation der Kantenstuecke. In einer "bottom-up"-Phase werden zunaechst lage- und masstabsinvariante Teilstrukturen (naemlich die von Kantenzuegen eingeschlossenen Winkel) berechnet. Daraus ergeben sich Objekthypothesen, fuer die dann in einer "top-down"-Phase Guetewerte berechnet werden. Es zeigt sich, dass ein einfacher Schwellwert-Vergleich ("first-fit") selbst bei Objektkonfigurationen mit beträchtlicher Verdeckung zu guten Ergebnissen fuehrt. Das Verfahren wird

mit einer "best-fit" Strategie verglichen, bei der alle Hypothesen bewertet werden, bevor eine Entscheidung faellt.

Es wurden 2 Klassen von Szenen analysiert, Konfigurationen von Pappscheiben, und Bilder mit allerlei Werkzeug. Die Szenen wurden mit einer Fernsehkamera aufgenommen. Eine Diskussion der Ergebnisse und Angaben ueber die Implementation finden sich in Kapitel 5.

2. Modellierung der Objekte

KATER besteht aus zwei Teilen: einem Segmentierungsalgorithmus, der aus Grauwertmatrizen Kanten extrahiert, und einem Interpretationsalgorithmus, der Objekte identifiziert. Beide Verfahren sind durch die Repraesentationsform der Objektmodelle gepraeagt. Deshalb wird in diesem Kapitel zunaechst die zugrundeliegende Modellstruktur erlaeutert.

Ein Objektmodell hat zwei Hauptaufgaben:

- Es definiert eine Klasse von Objektbildern, die mit dem Namen des Objektes identifiziert werden sollen.
- Es beschreibt diese Objektbilder in einer Weise, die den Identifikationsprozess unterstuetzen kann.

2.1 Definition der Modellstruktur

Die Objektmodelle in KATER werden durch eine Relation M beschrieben.

$$M = [\langle k, o \rangle] \subseteq K \times O$$

M spezifiziert die zu jedem Objekt gehoerigen Kantenstuecke. O sind alle Objektnamen, K sind die moeglicherweise als Kanten infrage kommenden Geradenstuecke.

Kanten sind gerichtet und beziehen sich in ihrer Richtung auf eine Eigenschaft der Grauwertmatrix: Sie haben stets die dunklere Flaeche zur Rechten. Eine Kante ist ein Tripel:

$$k = \langle p, w, l \rangle$$

p ist ein Koordinatenpaar in einem objektueigenen kartesischen Koordinatensystem. Es gibt die Lage des Anfangspunktes der Kante an.

p	$= \langle x, y \rangle$	Position
x	$[1, 256]$	Spaltenindex
y	$[1, 191]$	Zeilenindex

w gibt den Winkel zwischen Kante und x-Achse und l die Kantenlaenge an, jeweils gemessen im objekteigenen Koordinatensystem.

$w \in [0,360]$ Winkel

$l \in [0,320]$ Laenge

Ein Objekt ist also formal durch Spezifikation von Vektoren in einem kartesischen Koordinatensystem modelliert. Anschaulich ausgedrueckt: Als Objektmodell werden geradlinig angenaeherte Konturen einer typischen Objektansicht verwendet.

Die von einem Objektmodell beschriebenen Objektbilder sind im wesentlichen diejenigen, deren Kanten sich mit denen des Modells durch Translation, Rotation und Dilatation zur Deckung bringen lassen. Dies entspricht einer perfekten Uebereinstimmung der Konturen. Die Modelle sollen jedoch auch eine Identifizierung bei nicht-idealer Bildqualitaet und teilweiser Verdeckung ermoeglichen. Deshalb gilt folgende Definition.

Definition 1:

Es seien γ eine Guetefunktion,

$$\gamma : K^* \times K^* \rightarrow [0,1]$$

a eine Akzeptanzschwelle,

$$a \in [0,1]$$

und K_1 die Kanten des Objektmodells o.

$$K_1 = [k / \langle k, o \rangle \in M]$$

Jede Kantenmenge K_2 stellt ein von o beschriebenes Objektbild dar, wenn es eine Rotation r, Dilatation d und Translation t mit folgenden Eigenschaften gibt:

a. Das Guetekriterium wird befriedigt

$$\gamma(K_1^{rdt}, K_2) = g \geq a$$

b. Jede Untermenge von K_2 ergibt einen kleineren Guetewert.

$$\gamma(K_1^{rdt}, K_2') < g, \quad \text{fuer alle } K_2' \subset K_2$$

K_1^{rdt} ist die transformierte Kantenmenge K_1 .
Fuer r,d,t gilt:

$$r \in [0,360]$$

$$d > 0, \quad d \in \mathbb{R}$$

$$t = \langle x, y \rangle$$

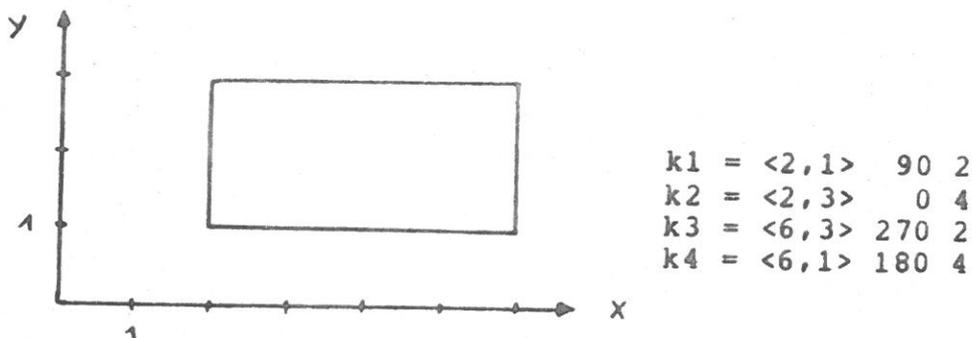
x, y ganzzahlig

Die Guetefunktion γ ist fuer alle Objekte gleich und ist in Anhang A angegeben. Sie laesst sich interpretieren als charakteristische Funktion einer unscharfen ("fuzzy") Klasse von Objektbildern. Die Akzeptanzschwelle a wird ebenfalls als objektunabhaengig angenommen. Es besteht jedoch die Moeglichkeit, Vorwissen ueber die Objekte (z.B. ihre wahrscheinliche Position, Ausrichtung oder Groesse) mithilfe einer objektabhaengigen Akzeptanzschwelle $a(o, r, d, t)$ zu modellieren. Dies kann, wenn es fuer eine Anwendung sinnvoll ist, ohne grossen Aufwand implementiert werden und zu Vorteilen in Bezug auf Effektivitaet und Fehlerrate fuehren.

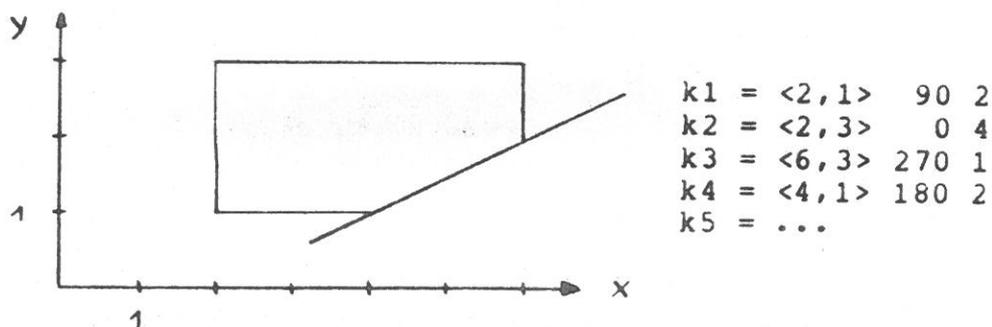
Die Modellstruktur erfuehlt die erste der oben formulierten Hauptaufgaben kraft Definition 1. Inwieweit die Modelle der zweiten Aufgabe gerecht werden, ergibt sich endgueltig erst aus der Diskussion des Identifikationsprozesses und der erzielten Ergebnisse. Hier soll lediglich motiviert werden, weshalb das System so entworfen wurde.

2.2 Einfluss von Verdeckung

Figur 1a zeigt ein Rechteck und seine Beschreibung, Figur 1b zeigt dasselbe Objekt bei partieller Verdeckung. (Bei den Darstellungen wird angenommen, dass das Objektinnere dunkler ist als die Umgebung. Daraus ergeben sich die Kantenrichtungen.)



Figur 1a: Kanten und Beschreibung eines unverdeckten Objektes



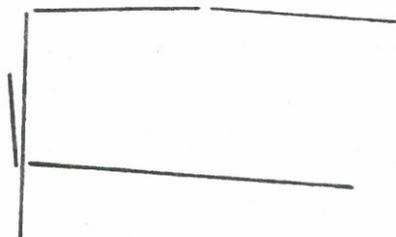
Figur 1b: Dasselbe Objekt
bei partieller Verdeckung.

Wesentliche Teile der Beschreibung bleiben unversehrt, und - was besonders wichtig ist - teilweise verdeckte Kanten enthalten leicht zugreifbare Information ueber die vollstaendige Kante (Richtung, Position). Die verwendete Beschreibung ist also partiell verdeckungsinvariant und kann deshalb das Identifikationsverfahren unterstuetzen. Andere Beschreibungsmittel wie z.B. Flaeche, Schwerpunkt, Haupttraegheitsachsen und Formfaktoren erweisen sich bei derselben Testsituation als wenig nuetzlich und sind deshalb auch nicht beruecksichtigt worden.

2.3 Einfluss von Stoerungen

Die Segmentierung von natuerlichen Szenen kann zu Szenenrepraesentationen fuehren, die in verschiedener Hinsicht nicht-ideal sind. Dabei spielt natuerlich das Segmentationsverfahren eine entscheidende Rolle. Die vorgelegte Modellstruktur unterstuetzt den Identifikationsprozess bei

- fehlenden Kanten
- zusaetzlichen Kanten
- gebrochenen Kanten
- verschmolzenen Kanten
- Kanten mit Abweichungen in Position, Winkel oder Laenge



Figur 2: Gestoertes Rechteck

In Figur 2 ist ein gestoertes Rechteck dargestellt, das alle oben genannten Qualitaetseinbussen gleichzeitig zeigt. Die Beschreibungselemente stimmen zwar kaum noch mit dem Ideal ueberein, dennoch lassen sich (dank der Geradlinigkeit der Kanten) leicht Verfahren angeben, die das Mass der Abweichung adaequat honorieren und eine Identifikation unterstuetzen.

2.4 Grenzen der Anwendbarkeit

Die Modellstruktur ist zwei-dimensional und beschreibt geometrisch aehnliche Objektansichten. Drei-dimensionale Objekte koennen nur insofern identifiziert werden, als sie mit einer begrenzten Anzahl unterschiedlicher (d.h. geometrisch unaehnlicher) Ansichten auftreten. Fuer jede dieser unterschiedlichen Ansichten muss ein Modell vorhanden sein, damit eine Identifikation erfolgen kann.

Fuer vorwiegend krummlinig konturierte Objektbilder zeichnen sich Nachteile durch die geradlinigen Konturapproximationen ab, die auch bei aufwendiger Segmentation nicht zu ueberwinden sind und eine sichere Identifikation verhindern koennen - etwa bei Kreis und N-Eck. Dem kann nur durch eine Aenderung der Modellstruktur begegnet werden, etwa durch zusaetzliche Merkmale, die etwas ueber Art und Ausmass der Approximation aussagen.

Die Objektmodelle enthalten Grauwertinformation nur insofern, als Kanten gerichtet sind und damit eine "helle" und eine "dunkle" Seite haben. Hierbei koennte statt "hell" und "dunkel" auch "grob" und "fein" stehen oder jedes andere Gegensatzpaar, das zur Kantenfindung benutzt wird. Eine Unterscheidung von geometrisch aehnlichen Objektbildern anhand von Grauwert- oder Textur-Nuancen wird nicht unterstuetzt. Auch hier muesste die Modellstruktur

erweitert werden, um diskriminierende Information aufzunehmen.

Insgesamt dürfte die Modellstruktur fuer industrielle Anwendungen, etwa zur optischen Steuerung von Industrierobotern, ausreichend sein. Der Verzicht auf heterogene Merkmale kann sich hier als besonderer Vorteil im Hinblick auf bequeme und flexible Anpassung an neue Aufgaben erweisen.

3. Segmentierung

Um ein Bild mithilfe der oben beschriebenen Modelle interpretieren zu koennen, muss man zunaechst nach geraden Kanten zu suchen. In diesem Kapitel wird ein neuer Algorithmus vorgestellt, der dies tut.

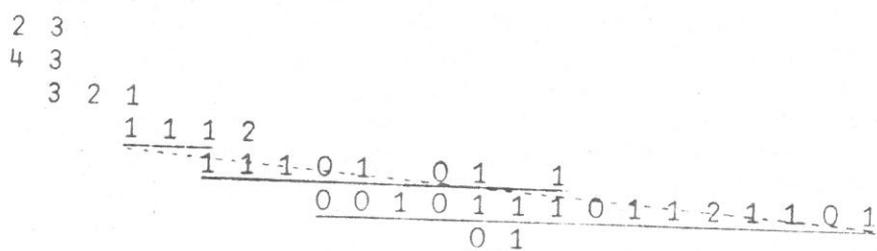
Unter den bisher bekannten Kantenfindern (ein Ausschnitt der diesbeueglichen Literatur findet sich bei Rosenfeld [17,18]) sind viele Verfahren, die der Autor nicht ernsthaft fuer die vorliegende Aufgabenstellung in Erwaegung gezogen hat, vornehmlich solche, die zunaechst zusammenhaengende Konturen im Kettenkode (oder dergl.) berechnen. Denn das Berechnen der Konturen und die anschliessende Zerlegung in gerade Stuecke erfordern relativ aufwendige Algorithmen, die fuer das hier angestrebte Ziel unangemessen sind.

Interessanter schienen die von Duda/Hart [6] vorgeschlagene Hough-Transformation und die Variante von O'Gorman/Clowes [16]. Dabei werden zunaechst Kantenelemente durch ein Gradienten-Schwellwert-Verfahren ermittelt. Ein Kantenelement kann Teil verschiedener potentieller Kanten sein, die ihrerseits als Teilstuecke von Geraden beschrieben werden koennen. Fuer jede Gerade, die ueberhaupt moeglich ist, gibt es einen Zaehler, und jedes gefundene Kantenelement erhoehrt die Zaehler der mit ihm assoziierten Geraden. Am Ende dieses Schrittes zeichnen sich gerade Kanten als Maxima des Zaehlerfeldes ab. Nachteilig ist die Tatsache, dass nur Geraden (im geometrischen Sinn), nicht aber Strecken mit Anfangs- und Endpunkt ermittelt werden. Das macht eine erneute Untersuchung der Grauwertmatrix erforderlich. Auch werden kurze Kantenstuecke gegenueber langen benachteiligt, da ihre Maxima weniger deutlich ausgepraegt sind. Das im folgenden vorgestellte Verfahren beruht auch auf einer systematischen Suche aller moeglicher Geraden, jedoch ohne das Zaehlerfeld.

Zunaechst werden Kantenelemente extrahiert. Der dabei verwendete Operator kann je nach Bildqualitaet mehr oder weniger aufwendig sein. Fuer die folgenden Beispiele wurde ein einfacher Gradienten-Operator benutzt, der auf einer 512 x 573 Grauwertmatrix (8-Bit-Pixel) arbeitet. Der Gradient wird aus horizontal und vertikal benachbarten 2x3-Feldern berechnet. Dadurch findet gleichzeitig eine Glaettung und Entzerrung der Ausgangsmatrix statt. Ueberschreitet der Gradienten-Betrag einen festen Schwellwert, so wird ein nach 16 Richtungen kodiertes Kantenelement in die Kantenmatrix (256 x 191) eingetragen. In Abb. 1 (Anhang B) ist ein Ausschnitt der Kantenmatrix

fuer die in Abb. 7 gezeigte Szene wiedergegeben.

Die Weiterverarbeitung der Kantenmatrix ist das Neue des Verfahrens. Das Koordinatensystem wird in Schritten von 22,5 Grad rotiert - entsprechend den 16 Richtungen der Kantenelemente. In jeder der 16 Ausrichtungen wird die Kantenmatrix entlang aller Parallelen zur x-Achse abgetastet, wobei aufeinanderfolgende Kantenelemente zunaechst zu "Strichen" und dann zu den endgueltigen Kanten zusammengefasst werden. Figur 3 zeigt einen Ausschnitt der Kantenmatrix fuer die Abtastrichtung 22,5 Grad. Die Eintragungen einer Reihe entsprechen also Kantenelementen entlang einer um 22,5 Grad geneigten Geraden. Die Kantenelemente 0 und 1 (also Richtungen zwischen 0 und 45 Grad) werden innerhalb einer Reihe unter Beachtung einer Toleranz zu Strichen zusammengefasst (Unterstreichungen). Alle anders kodierte Kantenelemente passen nicht zu dieser Richtung und koennen nicht Teil eines Striches sein. Die Striche jeder neuen Reihe werden mit denen der vorhergehenden Reihe verschmolzen, wenn sie sich ueberlappen und bestimmte Akzeptanzkriterien befriedigen. Andernfalls sind sie bereits endgueltige Kanten. Das Ergebnis der Verschmelzung ist gestrichelt eingezeichnet. Details des (nicht-trivialen) Verschmelzungsalgorithmus wuerden den Rahmen dieses Berichtes sprengen.



Figur 3: Striche und Kanten in der Kantenmatrix

Die Abb. 5, 8, 11, 14 und 17 in Anhang B zeigen vollstaendige Segmentierungen. Die meisten geraden Konturen sind in voller Laenge vorhanden. Laengere krummlinige Konturen sind durch kurze Tangentialstuecke angenaehert. Auffaellig sind die teilweise duplizierte Kanten. Der Grund liegt darin, dass jedes Kantenelement fuer zwei Abtastrichtungen akzeptabel ist, das Element 1 fuer 0 und 22,5 Grad, 2 fuer 22,5 und 45 Grad, etc. Dies ist sinnvoll, da sonst Kanten im Grenzbereich zweier Abtastrichtungen verloren gehen koennten. Ein grosser Teil der ueberfluessigen "Sekundaerkanten" wird durch den

anschliessenden Kreuzungstest beseitigt. Dabei wird eine Kante k_1 ausgesondert, wenn sie eine andere Kante k_2 schneidet (oder beinahe beruehrt) und wenn die Projektion von k_1 auf k_2 ganz innerhalb von k_2 liegt. Figur 4 zeigt eine solche Situation.



Figur 4: Kreuzungstest zur Beseitigung von Sekundaerkanten

Der Kreuzungstest kann sehr effektiv implementiert werden. Bei den untersuchten Szenen wurden zwischen 20% und 50% der urspruenglichen Kanten als Sekundaerkanten entlarvt und beseitigt. Die Rechenzeit fuer den Kreuzungstest betrug etwa 5% der Rechenzeit fuer die Segmentierung.

Der Kantenfinder braucht insgesamt ca. 60 sek CPU-Zeit auf einer DECSYSTEM-10 mit KI-10 Prozessor, weitgehend unabhangig vom Bildinhalt. Davon werden ca. 15 sek zum Aufbau der Kantenmatrix benoetigt. Da die Kanten in jeder der 16 Grundrichtungen voellig unabhangig voneinander gefunden werden, ist eine Parallelisierung dieser Operationen moeglich - in der Tat standen bei der Konzeption des Algorithmus Vorstellungen von parallelen Neuronenaktivitaeten auf einer Retina Pate.

4. Interpretation

Der Interpretationsalgorithmus hat die Aufgabe, Objektbilder im Sinne der Definition 1 zu finden. Dabei ist es nicht nur interessant, die zu einem Objektbild gehoerigen Kanten zu spezifizieren, sondern auch Rotation, Dilatation und Translation des Modells anzugeben. Die Interpretation einer Menge von Bildkanten K_B ist deshalb formal definiert als Relation I:

$$I(K_B) = [\langle k, o, r, d, t \rangle]$$

Jedes Quadrupel $\langle o, r, d, t \rangle$ spezifiziert ein Objekt durch Namen, Neigung, Groesse und Position. k ist eine dem Objekt durch die Interpretation zugeordnete Bildkante.

Jede Bildkante soll nur einem Objekt zugeordnet werden. Also gilt:

$$\langle k_1, o_1, r_1, d_1, t_1 \rangle \neq \langle k_2, o_2, r_2, d_2, t_2 \rangle \Rightarrow k_1 \neq k_2$$

Diese Forderung wird aus Effektivitaetsgruenden aufgestellt: sobald eine Kante interpretiert wird, kommt sie fuer weitere Objekte nicht mehr in Betracht.

Man ist nicht an einer beliebigen Interpretation interessiert (I darf leer sein!), sondern an einer "besten" oder wahrscheinlichsten Interpretation. Als ein erster Schritt wird eine vollstaendige Interpretation I_V definiert mit der Eigenschaft, dass es keine Interpretation gibt, die I_V echt enthaelt. Es kann - besonders bei niedriger Akzeptanzschwelle - mehrere vollstaendige Interpretationen eines Bildes geben, zwischen denen man sich dann entscheiden muss. Abb. 10 enthaelt z.B. ueberlappende Objekte, die bei genuegend grosser Toleranz auf verschiedene Weise interpretiert werden koennen, ohne dass eine Interpretation die andere enthaelt. Um von einer "besten" Interpretation sprechen zu koennen, muss offenbar ein zusaetzliches, globales Bewertungskriterium gegeben sein. Man koennte eine Interpretation z.B. mit der Summe der Guetewerte der gefundenen Objekte bewerten. Aber auch andere Bewertungsfunktionen sind denkbar, z.B. Kriterien, die nicht interpretierte Kanten negativ bewerten.

Eine "beste" Interpretation bezueglich eines wohldefinierten Kriteriums wird hier aus Effektivitaetserwaegungen nicht versucht. Das verwendete Verfahren erzeugt nur eine vollstaendige Interpretation, die

jedoch - wie die Ergebnisse zeigen - fuer die meisten Faelle adaequat ist und effektiv implementiert werden kann.

Es werden 2 Suchstrategien untersucht, die "first-fit" und die "best-fit" Strategie. Im ersten Fall entscheidet man sich unwiderruflich, sobald ein Bildobjekt gefunden ist, dessen Guetewert die Akzeptanzschwelle ueberschreitet. Im zweiten Fall sucht man weiter und nimmt das Bildobjekt mit dem hoechsten Guetewert in die Interpretation auf.

Der first-fit Algorithmus arbeitet wie folgt:

- A: Suche neuen Kantenzug im Bild.
Falls nicht vorhanden, gehe nach E.
- B: Stelle Hypothesenliste auf.
Falls leer, gehe nach A.
- C: Waehle Hypothese aus Liste.
Berechne Guetewert.
- D: Falls Guetewert akzeptabel, merke Bildobjekt fuer Interpretation, entferne zugehoerige Bildkanten, gehe nach A.
Andernfalls entferne Hypothese aus Liste, gehe nach C.
- E: Gib Interpretation aus.

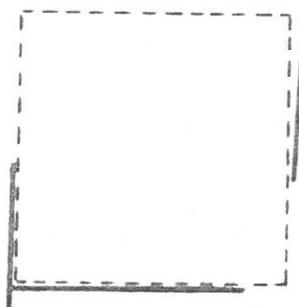
Fuer die best-fit Strategie wird der Algorithmus wie folgt variiert:

- C': Berechne Guetewert fuer alle Hypothesen aus Liste.
Waehle beste Hypothese aus.
- D': Falls Guetewert akzeptabel, merke Bildobjekt fuer Interpretation und entferne zugehoerige Bildkanten. Gehe nach A.

Zu A: Der Algorithmus orientiert sich lose am Konzept der hierarchischen Suche. Das Prinzip besteht darin, die Interpretationsmoeglichkeiten durch Berechnen von zunehmend komplexen Eigenschaften oder Teilstrukturen sukzessive

einzuschraenken. Der dabei entstehende Rechenaufwand kann erheblich unter dem von baumorientierten Suchverfahren, etwa einer erschöpfenden Suche liegen [4]. Bei der hier verwendeten Modellstruktur bedeutet erschöpfende Suche eine systematische Zuordnung jeder freien Bildkante zu jeder Kante eines Objektmodells - ein nicht diskutables Verfahren. In KATER ist eine zweistufige hierarchische Suche implementiert, indem zunaechst Kantenzuege gesucht werden, deren relative Neigungen eine begrenzte Zahl von Hypothesen gestatten. Diese Hypothesen werden dann in der "top-down" Phase (C) geprueft und ggf. verifiziert. Ein "Kantenzug" besteht aus 2 verbundenen und einer frei assoziierten Kante. Es werden alle verbundenen Kantenpaare eines Bildes untersucht. Als dritte Kante werden jedoch nur solche hinzugenommen, deren relative Neigung und Position zu einer Uebereinstimmung mit einem Modell fuehren kann. Dieses schrittweise Einengen der Interpretationsmoeglichkeiten durch Zwangsbedingungen ist der von Waltz [23] entwickelten Filtertechnik aehnlich.

Zu B: Eine Hypothese ist ein Quadrupel $\langle o, r, d, t \rangle$. Eine Hypothese wird aufgestellt mit der Hoffnung, dass die mit $\langle r, d, t \rangle$ transformierten Kanten des Objektmodells und die Bildkanten das Guetekriterium befriedigen. In die Hypothesenliste werden alle Objektmodelle aufgenommen, die die gerade betrachtete Teilstruktur besitzen, also einen passenden Winkel und eine zusaetzliche Kante mit passender relativer Neigung. Die Laengen der Kanten werden bei der Hypothesenbildung nicht verglichen. Fig. 5 zeigt, wie 3 Bildkanten zu einer Hypothese "Quadrat" fuehren koennen.



Figur 5: Hypothesenbildung durch einen Winkel und eine Zusatzkante

Das Hinzuziehen einer freien Kante anstelle einer weiteren verbundenen Kante hat sich als vorteilhaft erwiesen, weil sich mit weiter auseinanderliegenden Bestimmungsstuecken in der Regel ein sehr viel genauerer Dilatationsparameter d berechnen laesst.

Zu C: Die Hypothesen werden bei der first-fit Strategie in beliebiger Reihenfolge geprüft. Der Gütewert wird nach der in Anhang A beschriebenen Gütefunktion berechnet. Dazu werden nur die Bildkanten hinzugezogen, die nach Neigung und Position in Frage kommen und noch nicht interpretiert sind. Zu lange Bildkanten werden ggf. aufgebrochen, zu kurze gehen ihrer Länge entsprechend in die Bewertung ein.

Zu D: Hier wird der Gütewert einer Hypothese mit einer festen Akzeptanzschwelle verglichen. Bei der first-fit Strategie wird die erste akzeptable Hypothese endgültig in die Interpretation aufgenommen - auf die Gefahr hin, dass eine bessere Hypothese gar nicht erst geprüft wird. Die Tauglichkeit dieser Strategie hängt offenbar davon ab, wie stark sich die Gütewerte von richtigen und falschen Hypothesen unterscheiden, und ob die Akzeptanzschwelle günstig dazwischenliegt.

Zu D': Die best-fit Strategie prüft alle Hypothesen und wählt die beste für die Interpretation aus, falls sie die Akzeptanzschwelle passiert. Hier hat die Akzeptanzschwelle die Aufgabe, Interpretationen von Stoerkanten zu verhindern, d.h. Objekte von Nicht-Objekten zu unterscheiden. Sie kann deshalb in der Regel niedriger gewählt werden als bei der first-fit Strategie.

5. Ergebnisse und Implementation

Die Abbildungen und Tabellen in Anhang B dokumentieren die Ergebnisse von 5 Bildinterpretationen. KATER ist an erheblich mehr Szenen untersucht worden, und die hier vorgestellten Ergebnisse koennen als repraesentativ fuer die untersuchten Szenen angesehen werden. Die ersten 3 Szenen (Abb. 4, 7 und 10) zeigen verschieden geformte Pappscheiben in wechselnder Anordnung. Darunter ist jeweils die dazugehoerige Segmentierung dargestellt. Fuer die Interpretation wurden die in Abb. 2 gezeigten Modelle verwendet. Die vom first-fit Algorithmus gefundenen Objekte mit den ihnen zugeordneten Bildkanten sind in den Abb. 6, 9 und 12 dargestellt.

Aus den Tabellen im Anhang (Tab. 1, 2 und 3) gehen die zugehoerigen Guetewerte, ungefaehre Bildposition, Rechenzeit und Transformationsparameter hervor. Man kann erkennen, dass die Guetewerte allein durch imperfekte Segmentierung (z.B. verzogene Kanten) um 0.1 - 0.2 degradiert werden. Je nach Verdeckungsgrad treten weitere Einbussen auf.

Die ersten zwei Szenen sind voellig richtig interpretiert (bemerkenswert ist die gute Qualitaet des Segmentes). Das dritte Bild (Abb. 10) enthaelt einige starke Ueberlappungen, von denen die eine (Topf und Quadrat links unten) durch die Kollinearitaet der Kanten besonders tueckisch ist. Wie Abb. 12 zeigt, findet KATER das Segment nicht und interpretiert einige Objekte falsch. Ein naheliegender Grund sind Qualitaetseinbussen durch die starken Ueberlappungen. Bei einer sorgfaeltigen Pruefung des Verfahrens zeigen sich jedoch auch zwei tieferliegende Erklaerungen:

1.) Es wird keine global optimale sondern nur eine lokal optimale Interpretation gesucht (s. Kapitel 4). Das fuehrt dazu, dass die sich kreuzenden Rechtecke (links oben) und der Quadrat-Topf-Komplex durch unwiderrufliche Teilentscheidungen falsch interpretiert werden. Waere die lange Kante nicht durch die Interpretation als Rechteckseite festgelegt worden, haetten Topf und Quadrat richtig erkannt werden koennen.

2.) Das Guetekriterium bewertet die Aehnlichkeit zwischen Bildkanten und einem Modell voellig unabhaengig von konkurrierenden Interpretationsmoeglichkeiten. Eine schaeferere Diskriminierung koennte man durch "differentielle" Interpretation erreichen, etwa durch zusaetzliches Bestrafen eines imperfekten Seitenverhaeltnisses im

Falle von Quadrat und Rechteck. Dieser Ansatz scheint bei komplexeren Interpretationsproblemen und groesseren Modell-Datenbasen notwendig zu werden. Eine Formalisierung im Kontext von hierarchischen Suchverfahren ist in der Literatur bisher nicht zu finden.

Die Ergebnisse bei Verwendung der best-fit Strategie sind in den Tabellen niedergelegt. Unterschiede zu den first-fit Ergebnissen sind vorwiegend auf darauf zurueckzufuehren, dass beim best-fit eine niedrigere Akzeptanzschwelle gewaehlt wurde. In Szene 1 wird deshalb auch ein falsch rotiertes Segment akzeptiert (Segment(1)). Dabei werden nur ein Teil der zum Segment gehoerigen Bildkanten interpretiert. Die verbleibenden Kanten ergeben Segment(2). Kraft der niedrigeren Akzeptanzschwelle kann in Szene 3 das beim first-fit verlorengegangene Segment gefunden werden, jedoch als Topf(2), der sich zufaellig sehr genau in die Segmentkanten einpassen laesst. Eines der sich kreuzenden Rechtecke wird richtig erkannt. Die unter 1.) beschriebene Schwierigkeit tritt aber auch hier auf.

Die beiden Werkzeugszene zeigen Objekte mit stark inhomogenen Grauwerteigenschaften. Reflexionen auf polierten Metallflaechen, Schatten, Maserung des Hammerstieles, Rostflecken, etc. haben zur Folge, dass Konturlinien teilweise stark degradiert sind und viele nicht mit den Modellen korrespondierende Kanten generiert werden. Dennoch werden alle Objekte richtig erkannt, mit der Ausnahme des Maulschluessels, der nur durch die best-fit Strategie bei niedrigerem Schwellwert akzeptiert wird. Die Ursache dafuer sind Kantenkonfigurationen, die sich fehlerhaft als "Pinzette" oder "Nadel" interpretieren lassen (Pinzette(2) in Abb. 15, Nadel(1), Nadel(2) und Pinzette(2) in Abb. 18). Die lokale Optimierung fuehrt dazu, dass die von den Pinzetten okkupierten Kanten nicht wieder freigegeben werden und dadurch eine die first-fit Schwelle passierende Interpretation des Maulschluessels verhindert wird. Natuerlich wird dieser Effekt auch davon beguenstigt, dass die Modelle von Nadel und Pinzette ein szenischer passe-partout sind, sie enthalten einfach nicht genuegend diskriminierende Information.

Interessant ist ein Vergleich der Rechenzeiten. Szene 5 beweist, dass das best-fit Verfahren nicht unbedingt mehr Rechenzeit braucht als das first-fit Verfahren. Grund dafuer ist die Tatsache, dass der Maulschluessel beim best-fit - dank der niedrigeren Akzeptanzschwelle - fruehzeitig erkannt wird, und dadurch eine grosse Zahl von Bildkanten in geringer Zeit interpretiert werden. Das first-fit Verfahren dagegen generiert fuer diese Kanten eine grosse Zahl erfolgloser Hypothesen und verbraucht dabei entsprechend viel Rechenzeit.

Insgesamt zeigen die Ergebnisse, dass die Modellstruktur, der Segmentierungsalgorithmus und das Interpretationsverfahren die gestellten Aufgaben lösen. Die einfache first-fit Strategie gibt in kürzerer Rechenzeit kaum schlechtere Ergebnisse als die best-fit Strategie. Entscheidende Verbesserungen können nur durch ein global optimierendes Interpretationsverfahren erreicht werden.

Ein Vergleich mit den Ergebnissen von Perkins [15] lässt erkennen, dass es auch anders geht. Perkins segmentiert eine Szene mit 5 stark überlappenden Objekten (Maschinenteile auf einem Transportband) in 15.3 sek (auf einer IBM 370/168) und braucht weitere 6.9 sek für die Interpretation. Sein Verfahren ist allerdings auf eine kleine Modelldatenbasis eingestellt (er sucht die Interpretationen nur top-down), während hier auch bei einer umfangreichen Modelldatenbasis mit einer effektiven Interpretation gerechnet werden kann. Um dies zu zeigen, wurde bei der Interpretation der Szene 5 ein um die Pappscheiben-Modelle erweiterter Modellsatz benutzt. Trotz der doppelten Zahl von Modellen blieb die Rechenzeit ungefähr dieselbe.

Die Szenen wurden durch eine BOSCH-Fernsehkamera aufgenommen und unter Kontrolle eines DIETZ-Kleinrechners in 512x573 8-Bit Rasterpunkte digitisiert. Die eigentliche Verarbeitung erfolgte auf einem DECsystem-10, an das der Kleinrechner als Teil eines Rechnernetzes angeschlossen ist. Alle Programme von KATER sind in SAIL geschrieben, einer ALGOL-artigen Programmiersprache, die für Anwendungen im Forschungsgebiet "Künstliche Intelligenz" entwickelt wurde [8]. Die assoziativen Datenstrukturen und Zugriffsverfahren waren hier besonders nützlich.

Am Aufbau der Apparatur und an der Entwicklung von unterstützenden Programmen waren R.Bertelsmeier, P.Cord, I.Heer, H.Kemen und B.Radig maßgeblich beteiligt.

6. Referenzen

- [1] J.R.Anderson, G.H.Bower, "Human Associative Memory", Hemisphere Publ. Comp., Washington D.C., 1974
- [2] H.G.Barrow, J.M.Tenenbaum, "Representation and Use of Knowledge in Vision", TN 108, Stanford Research Institute, 1975
- [3] H.G.Barrow, R.J.Popplestone, "Relational Descriptions in Picture Processing", in: Machine Intelligence VI (Meltzer/Michie, Eds.), 1971
- [4] H.G.Barrow et al., "Some Techniques for Recognizing Structures in Pictures", in: Frontiers of Pattern Recognition (Watanabe, Hrsg.), S. 1, 1972
- [5] R.Bertelsmeier, B.Radig, "Kontextunterstuetzte Analyse von Szenen mit bewegten Objekten", in: Digitale Bildverarbeitung (Nagel, Hrsg.), Proc. GI/NTG Fachtagung, Springer Verlag Berlin, Informatik Fachberichte Bd. 8, 1977
- [6] R.O.Duda, P.E.Hart, "Use of the Hough-Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures", Comm.ACM, 15, S. 11, 1972
- [7] R.O.Duda, P.E.Hart, "Pattern Classification and Scene Analysis", Wiley-Interscience, New York, 1973
- [8] J.A.Feldman et al., "Recent Developments in SAIL - an ALGOL Based Language for Artificial Intelligence", Proc. AFIPS 41, 1972
- [9] A.K.Griffith, "Edge Detection in Simple Scenes Using A Priori Information", IEEE Trans.Comp. C-22, S. 371, 1973
- [10] A.Guzman, "Analysis of Curved Line Drawings Using Context and Global Information", in: Machine Intelligence VI (Meltzer/Michie, Eds.), S. 325, 1971
- [11] A.Guzman, "Computer Recognition of Three-Dimensional Solids in a Visual Scene", MAC-TR-59, Project MAC, MIT, Cambridge, 1968
- [12] K.C.Hayes, A.Rosenfeld, "Efficient Edge Detectors and Applications", TR 207, Computer Science Center, University of Maryland, 1972
- [13] A.Martelli, "An Application of Heuristic Search Methods to Edge and Contour Detection", Comm.ACM, Vol.19, S. 73, 1976
- [14] D.Marr, "On the Purpose of Low-Level Vision", AI-Memo 324, MIT, Cambridge, 1974
- [15] W.A.Perkins, "A Model-Based Vision System for Scenes Containing Multiple Parts", Proc. IJCAI-77, S. 678, 1977
- [16] F.O'Gorman, M.B.Clowes, "Finding Picture Edges Through Collinearity of Feature Points", Proc. IJCAI-73, S. 543, 1973
- [17] A.Rosenfeld, A.C.Kak, "Digital Picture Processing", Academic Press, New York, 1976

- [18] A.Rosenfeld, "Picture Processing: 1976", Computer Graphics and Image Processing, Vol.6, S. 157, 1977
- [19] A.Rosenfeld, M.Thurston, "Edge and Curve Detection for Visual Scene Analysis", IEEE Trans.Comp., C-21, 1972
- [20] Y.Shirai, "Analyzing Intensity Arrays Using Knowledge about Scenes" in [25]
- [21] R.C.Schank, K.M.Colby, "Computer Models of Thought and Language", Freeman and Co., San Francisco, 1973
- [22] J.M.Tenenbaum, H.G.Barrow, "IGS: A Paradigm for Integrating Image Segmentation and Interpretation", Proc. IJCPR-76, S. 504, 1976
- [23] D.Waltz, "Understanding Line Drawings of Scenes with Shadows", in [25]
- [24] P.H.Winston, "Learning Structural descriptions from examples", in [25]
- [25] P.H.Winston (Ed.), "The Psychology of Computer Vision", McGraw-Hill, 1975

Anhang A: Die Guetefunktion γ

γ bewertet die Uebereinstimmung eines durch Rotation, Dilatation und Translation transformierten Objektmodells mit einem Objektbild. Es seien

$K_M = [m_1, \dots, m_e]$ transformierte Modellkanten

$K_B = [k_1, \dots, k_f]$ Bildkanten

l_i euklid'sche Laenge von m_i

Dann ist

$$\gamma(K_M, K_B) = \frac{\sum l_i \cdot \mu(m_i, K_B)}{\sum l_i}$$

d.h. γ setzt sich aus laengenbewichteten Beitrageen einzelner Kanten zusammen. Fuer μ gilt

$$\mu: K \times K^* \rightarrow [0, 1]$$

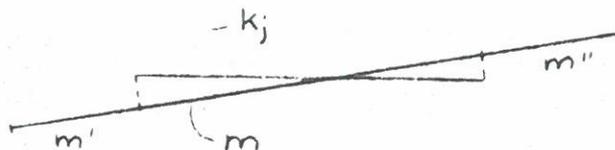
Sei m eine Modellkante und seien $K_T \subseteq K_B$ diejenigen Kanten, die sich nach Neigung und Position weniger als eine feste Toleranz von m unterscheiden. Dann gilt

$$K_T = \emptyset \Rightarrow \mu = 0$$

Ist K_T nicht leer, so ergibt sich μ aus der besten Paarbewertung δ und einem rekursiven Rest.

$$\mu = \max_{k_j \in K_T} \delta(m, k_j) + \mu(m', K_T') + \mu(m'', K_T'')$$

δ bewertet nur die Teile von m und k , die einander "gegenueber" liegen.



Figur 6

Ueberstehende Enden von m und k werden gekappt. Enden von m werden als m' und m'' neu bewertet, Enden von k gehen in K_T' ein. Auf diese Weise werden zu lange Bildkanten aufgebrochen oder mehrere kurze Bildkanten einer Modellkante zugeordnet.

δ ist wie folgt definiert:

$$\delta = \max (0 , 1 - c * \varepsilon^2)$$

mit

$$\varepsilon = \sqrt{u_1-x_1} + \sqrt{v_1-y_1} + \sqrt{u_2-x_2} + \sqrt{v_2-y_2} + \sqrt{u_1-x_1+u_2-x_2} + \sqrt{v_1-y_1+v_2-y_2}$$

wobei

$$m = \langle \langle u_1, v_1 \rangle \langle u_2, v_2 \rangle \rangle \quad k = \langle \langle x_1, y_1 \rangle \langle x_2, y_2 \rangle \rangle$$

die durch Anfangs- und Endpunkt beschriebenen Kanten sind.

Die ersten 4 Terme von ε geben den "city-block"-Abstand zwischen den Anfangs- und Endpunkten an. Dieser Beitrag wird durch die uebrigen Terme maximal verdoppelt, wenn die Kanten sich nicht kreuzen, andernfalls nur unwesentlich erhoeht. c ist ein positiver Toleranzparameter. Je genauer die Segmentierung ist, desto kleiner kann c sein.

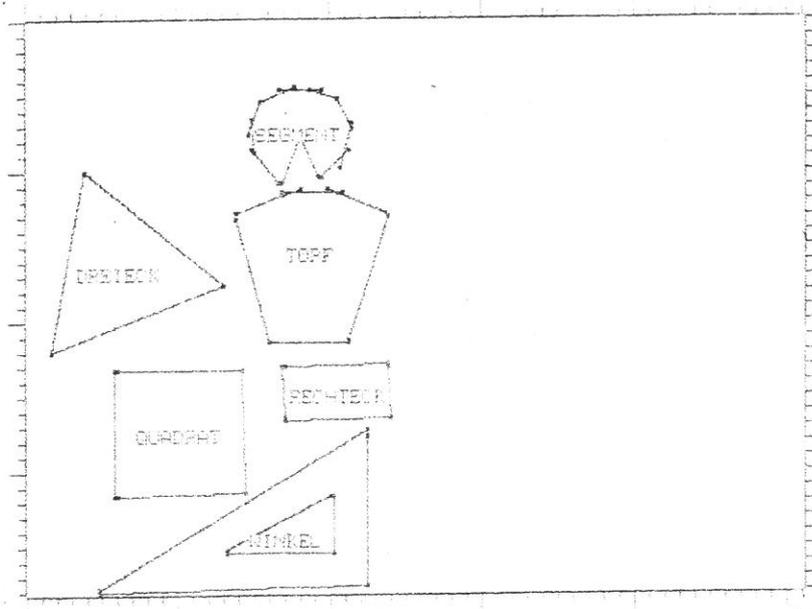


Abb. 2: Modelle für Szenen 1 - 3

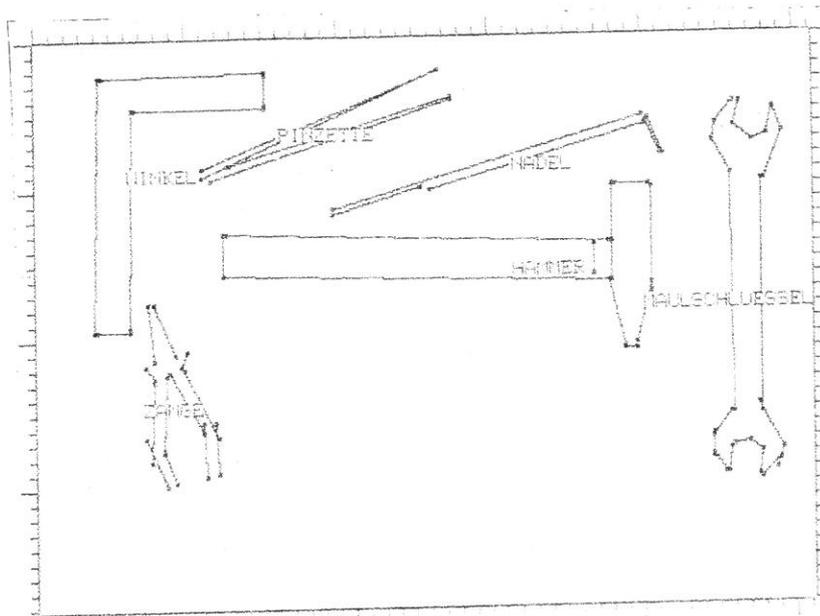
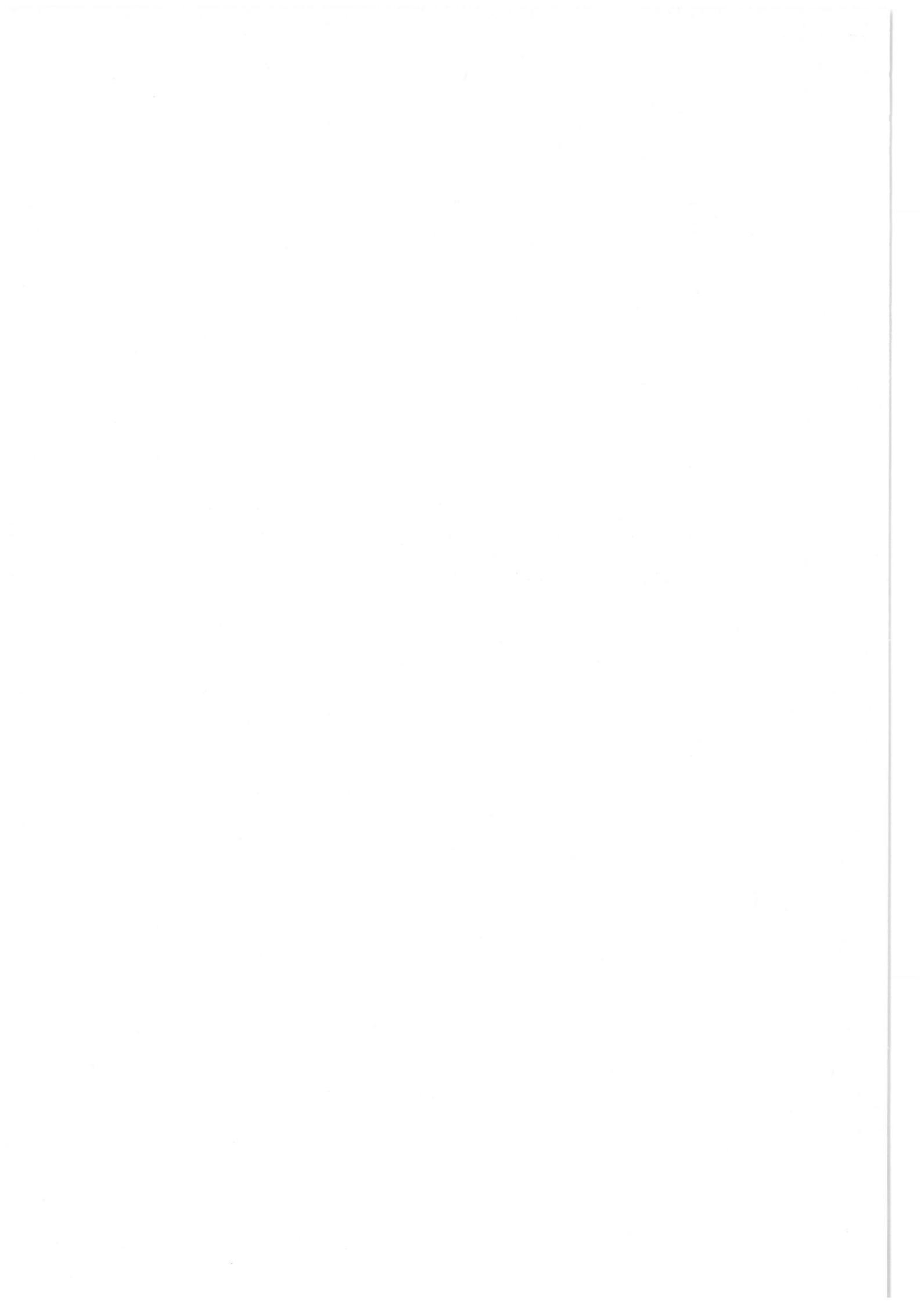


Abb. 3: Modelle für Szenen 4 und 5



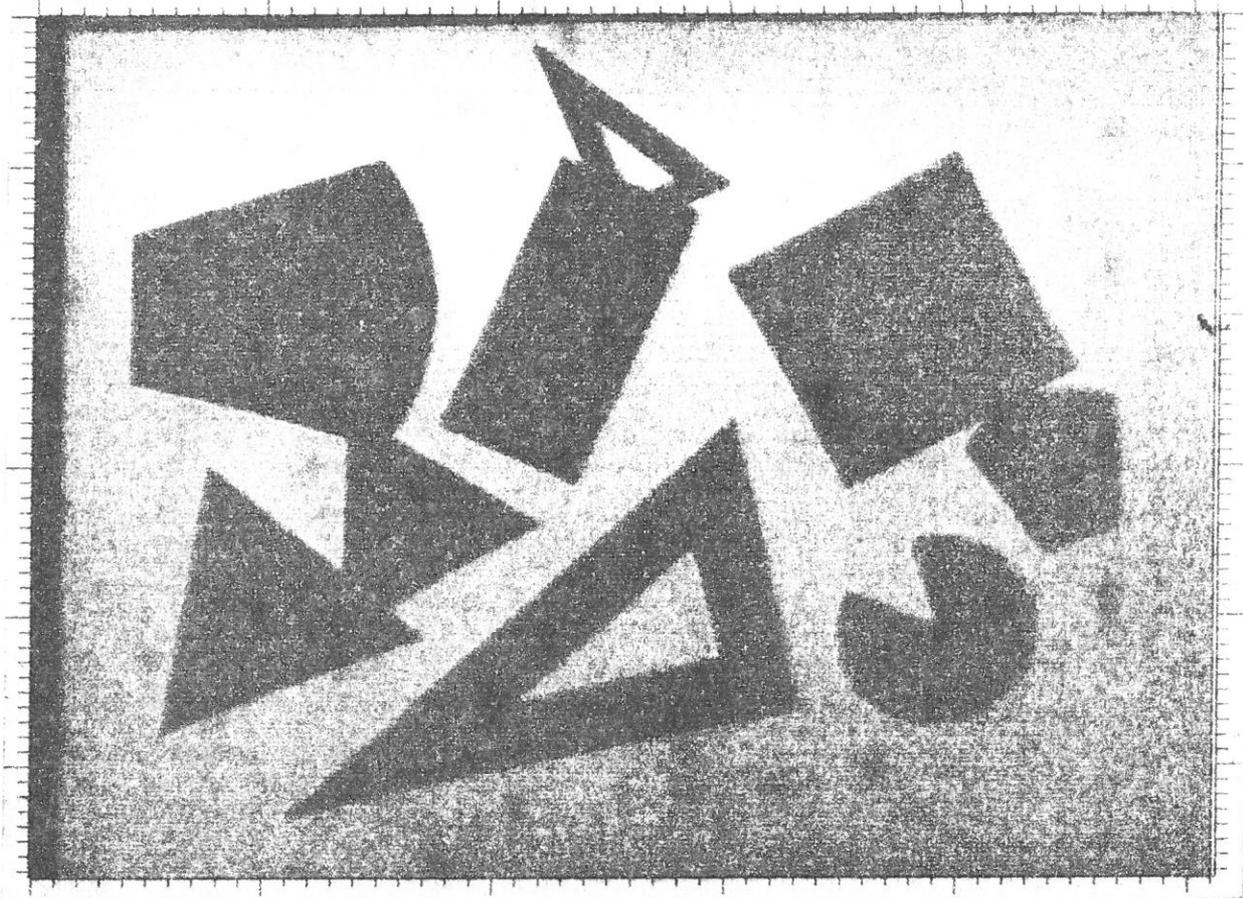


Abb. 4: Szene 1

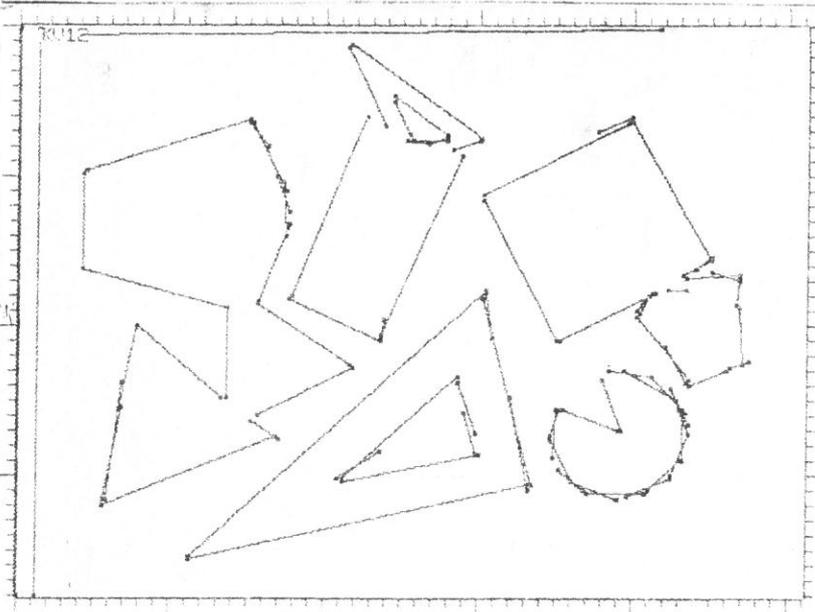
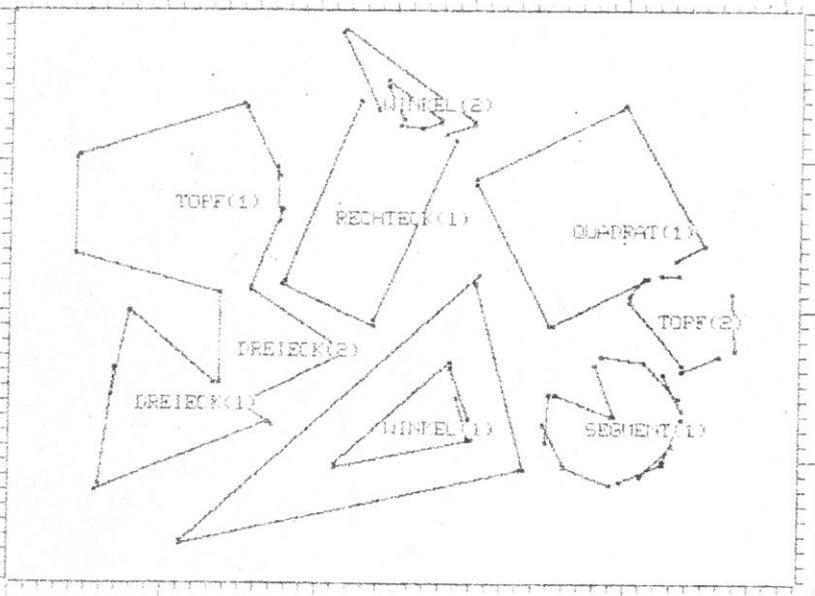
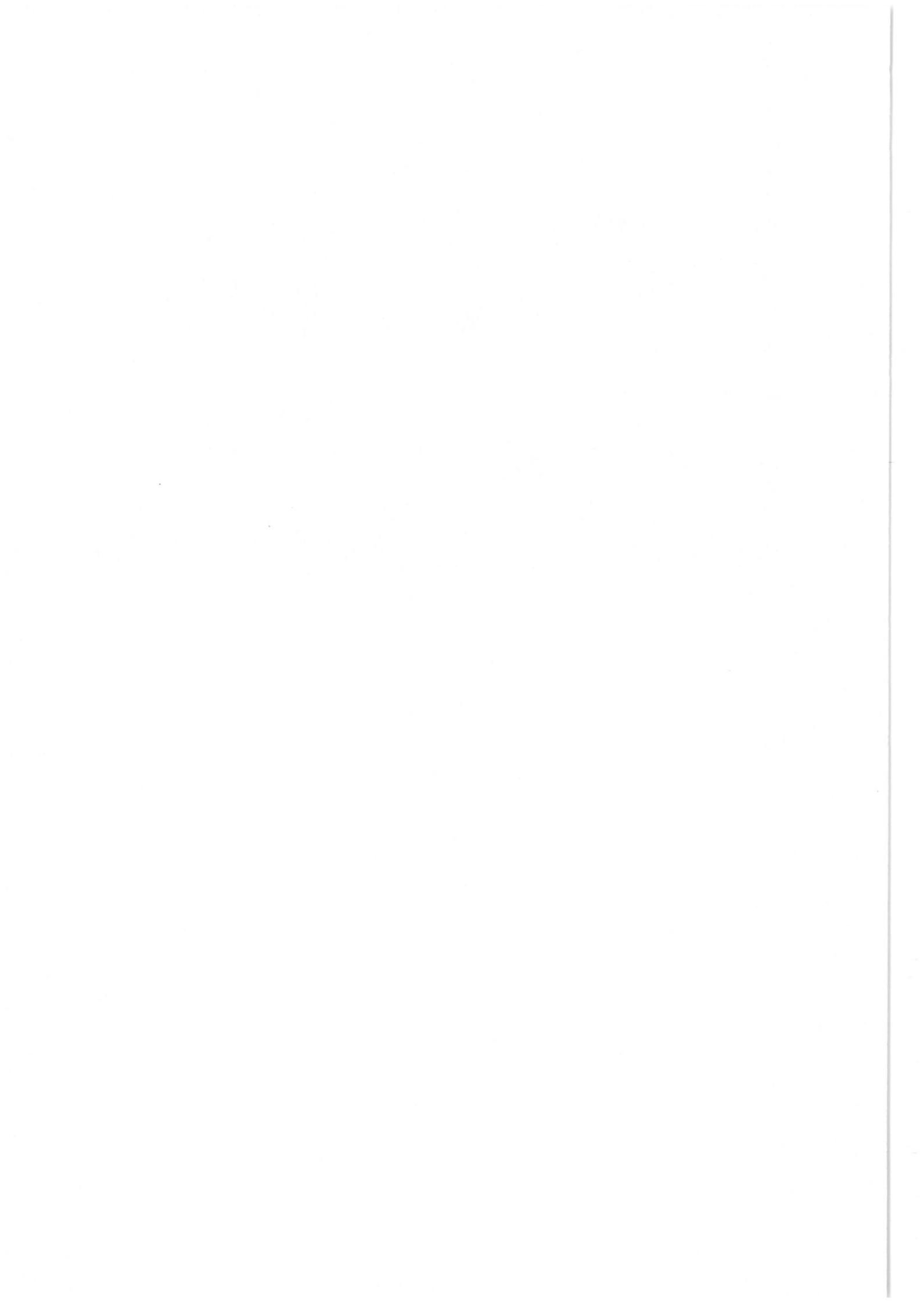


Abb. 5: Segmentierung

Abb. 6: Interpretation
(first-fit)



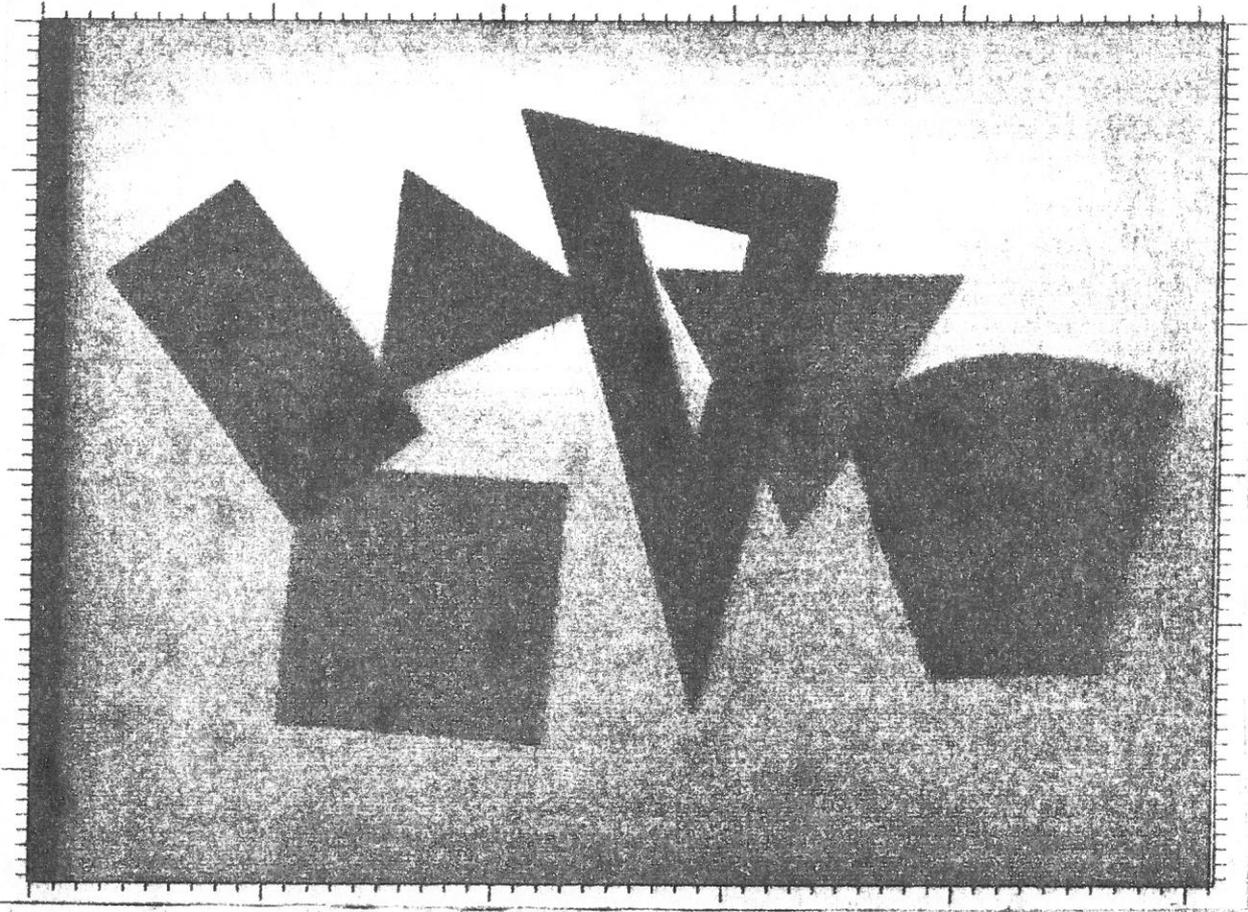


Abb. 7: Szene 2

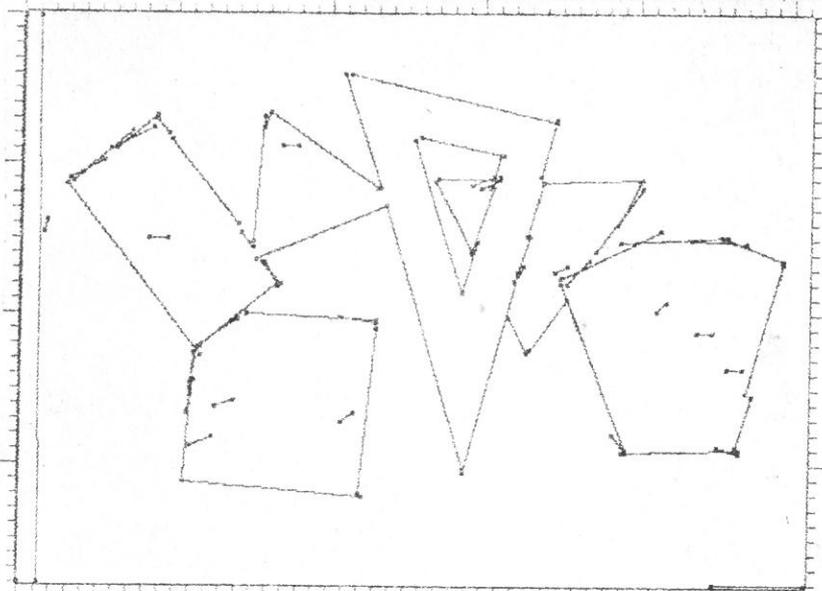
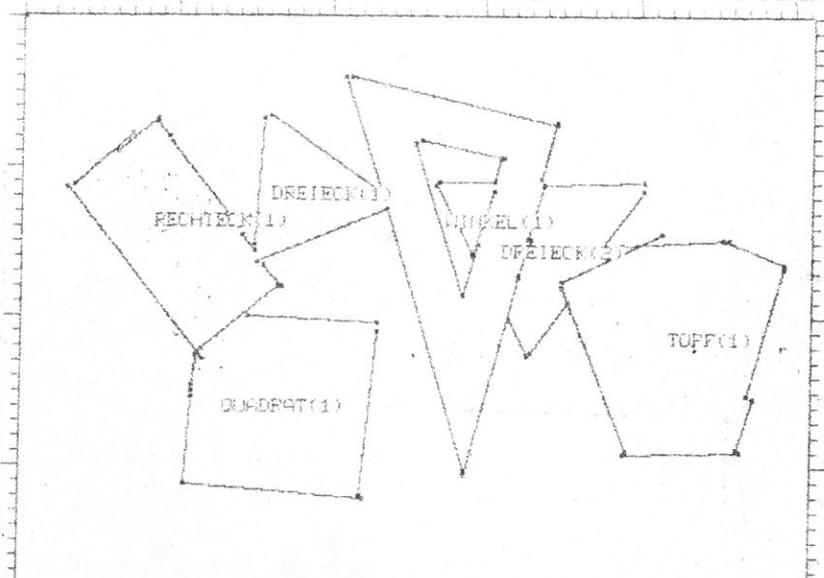
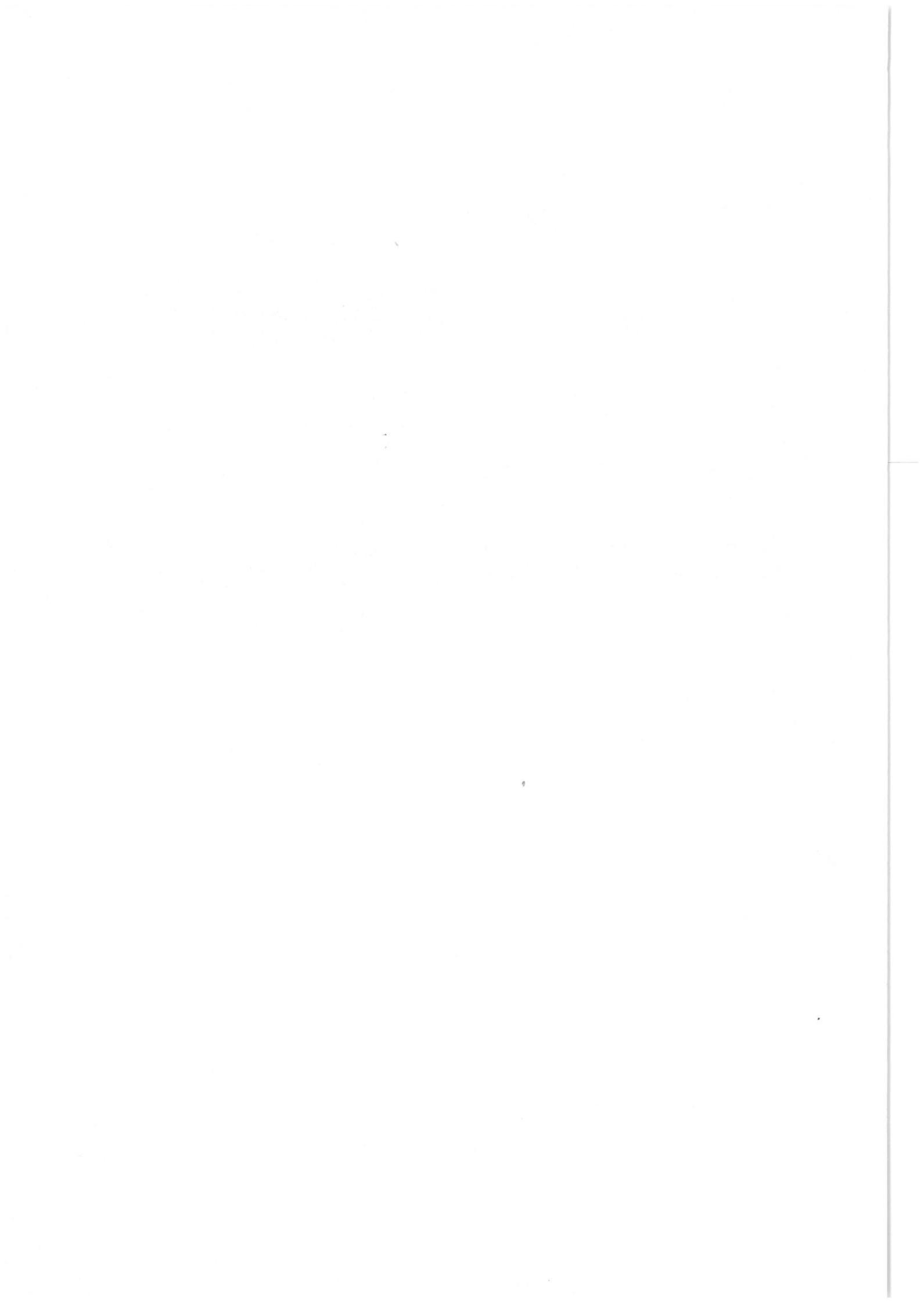


Abb. 8: Segmentierung

Abb. 9: Interpretation
(first-fit)



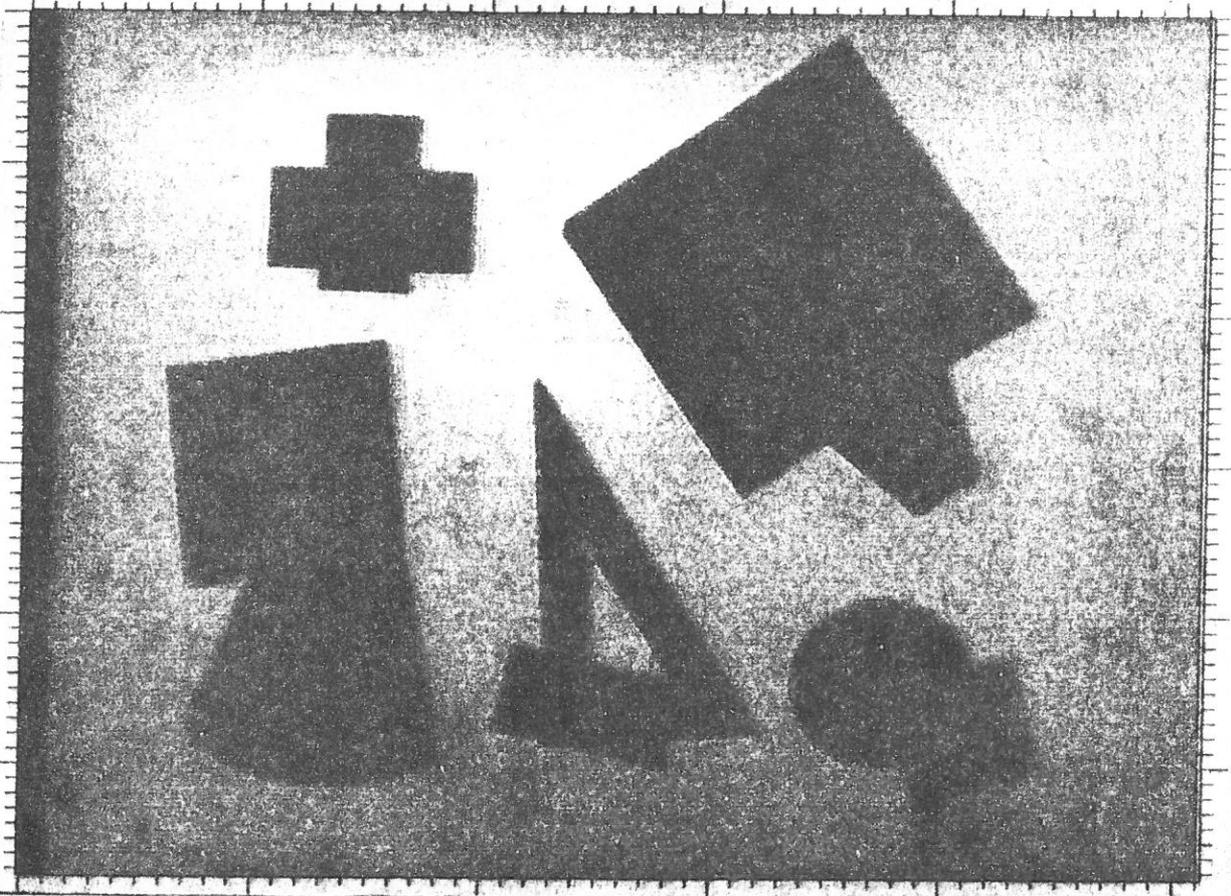


Abb. 10: Szene 3

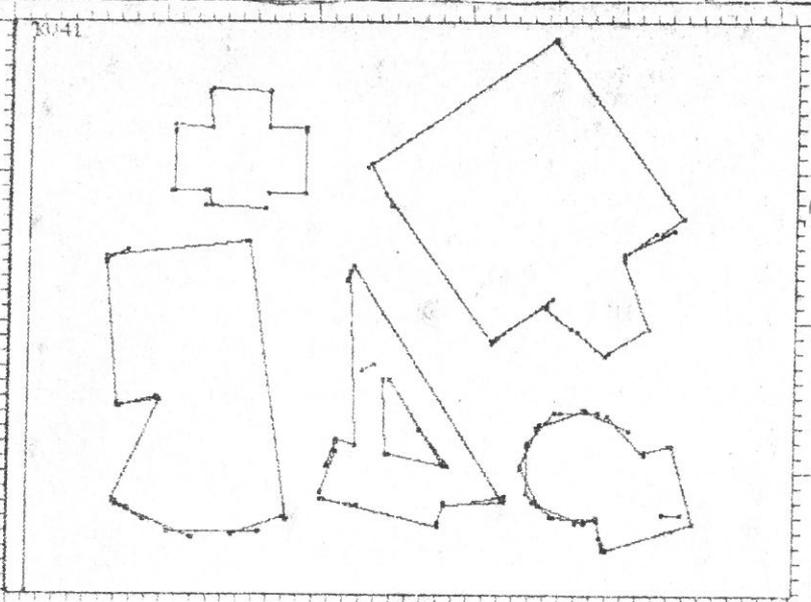


Abb. 11: Segmentierung

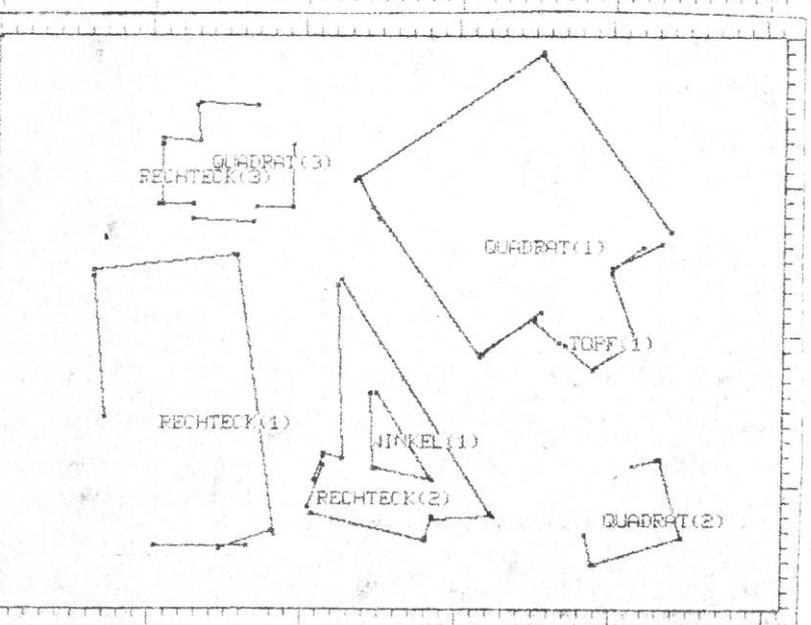


Abb. 12: Interpretation (first-fit)

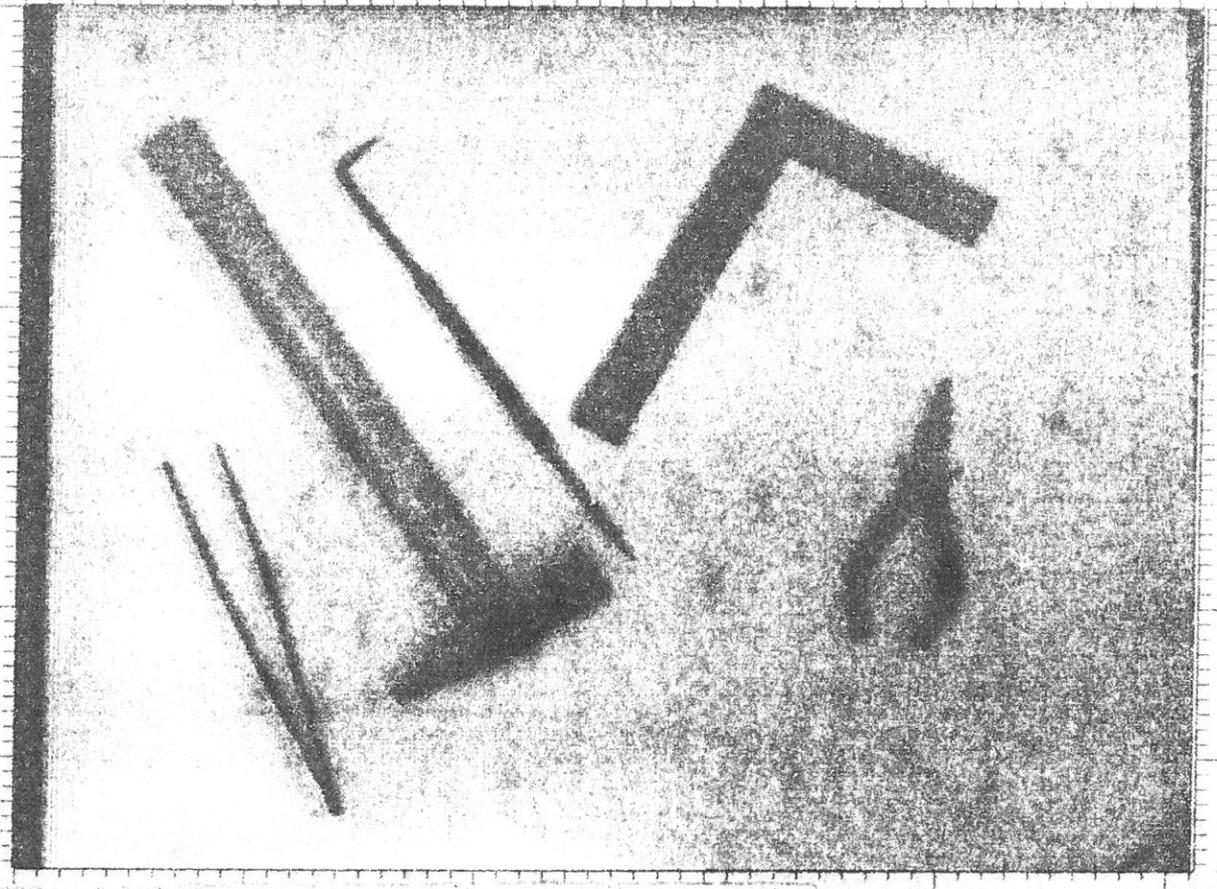


Abb. 13: Szene 4

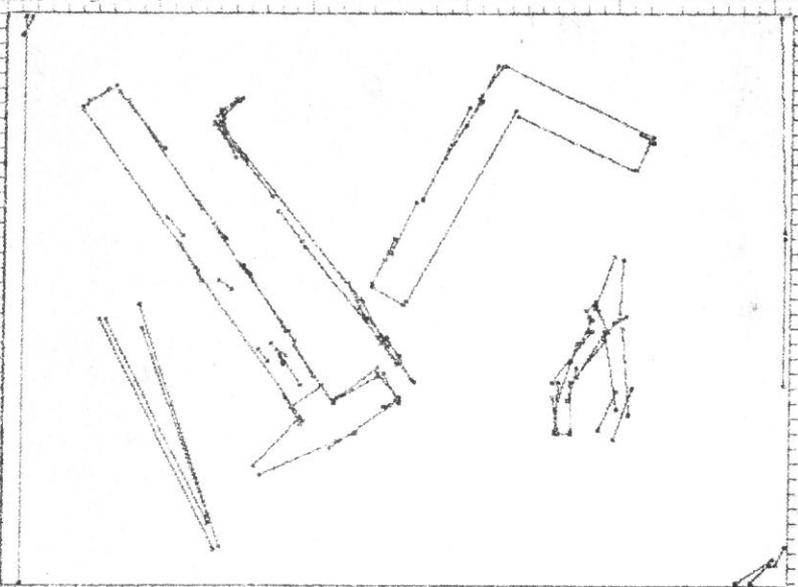


Abb. 14: Segmentierung

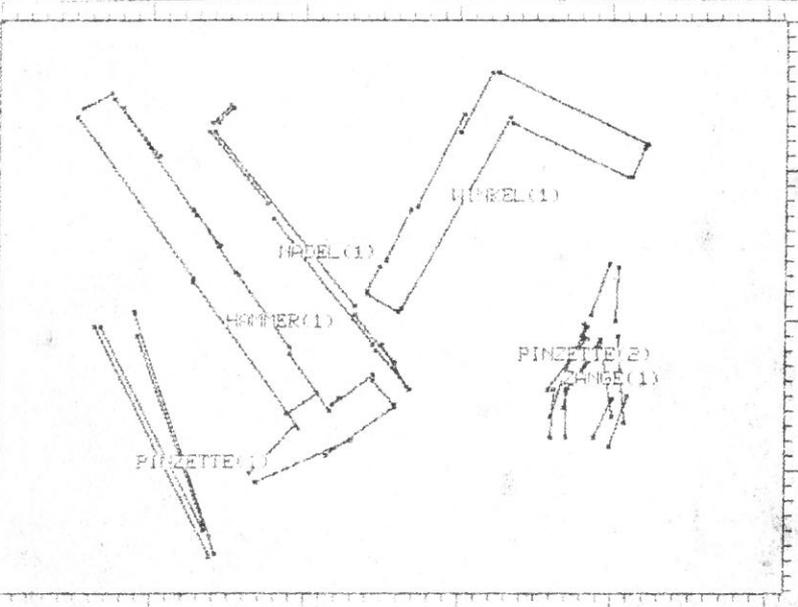


Abb. 15: Interpretation
(first-fit)

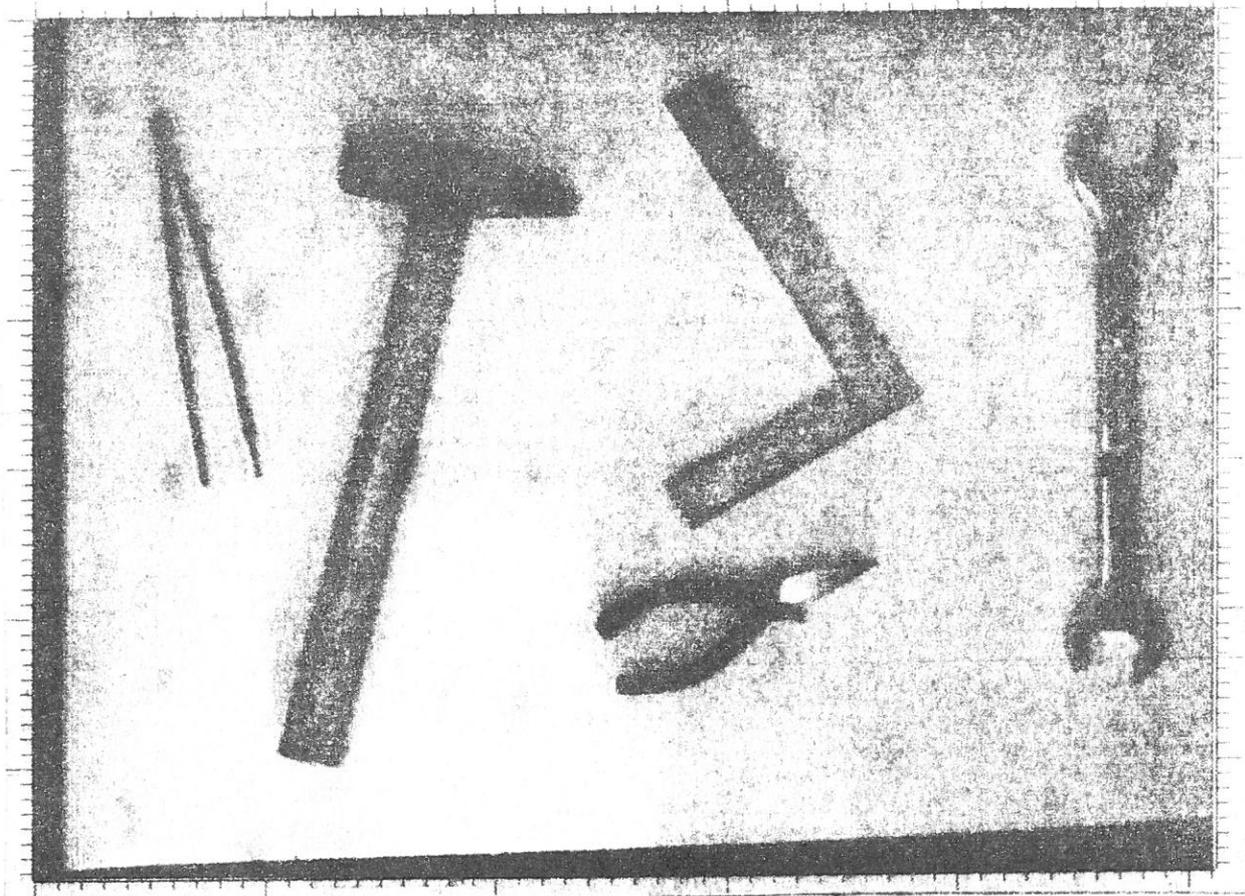


Abb. 16: Szene 5

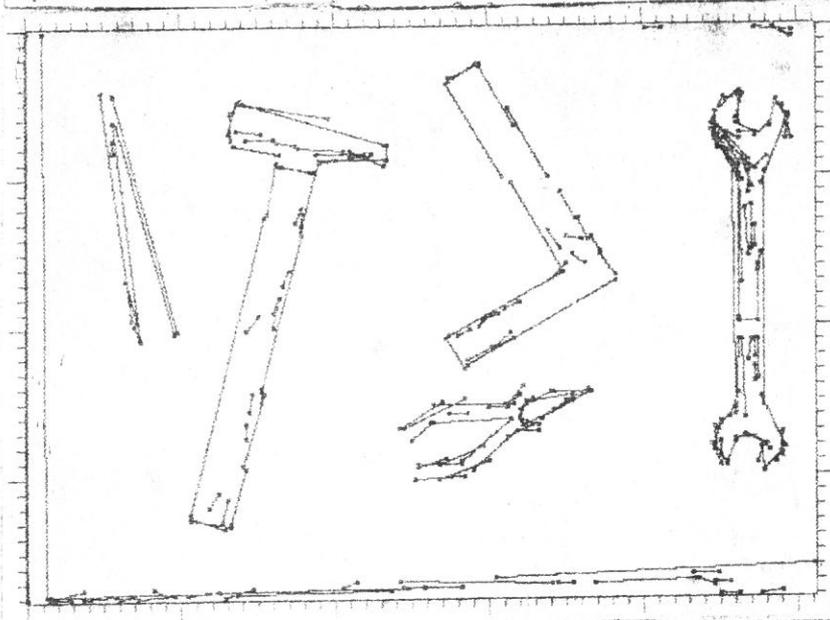


Abb. 17: Segmentierung

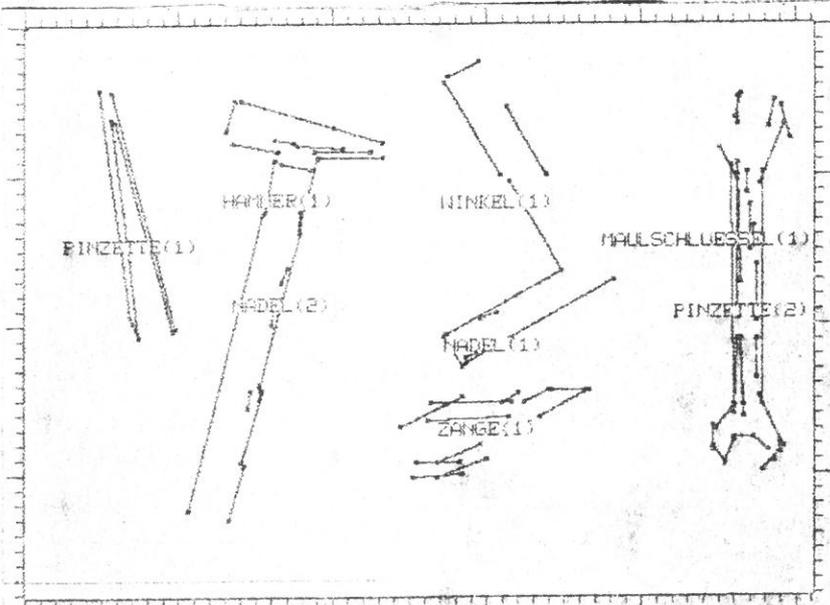


Abb. 18: Interpretation (best-fit)

BILDFILE: szenel MODELLFILE: mv
 FIRST-FIT AKZEPTANZSCHWELLE= .500 RECHENZEIT=4343 MSEK

NAME	GUETE	POS.	MSEK	ROT	DIL.	TRA.
WINKEL(1)	.850	131/137	1574	348	1.261	-23/-51
RECHTECK(1)	.754	116/67	1865	116	1.850	404/-1
DREIECK(1)	.718	51/129	2105	117	.996	135/141
TOPF(1)	.672	60/62	2505	87	1.175	147/-54
WINKEL(2)	.672	129/29	2678	68	.533	195/-46
QUADRAT(1)	.821	192/71	2764	61	1.313	314/-77
DREIECK(2)	.679	84/111	2935	354	.771	51/51
TOPF(2)	.509	219/103	3191	336	.664	142/75
SEGMENT(1)	.708	198/135	3929	136	1.414	324/85

BEST-FIT AKZEPTANZSCHWELLE= .300 RECHENZEIT=7378 MSEK

NAME	GUETE	POS.	MSEK	ROT	DIL.	TRA.
WINKEL(1)	.872	131/137	2030	348	1.293	-27/-54
RECHTECK(1)	.754	116/67	2606	116	1.850	404/-1
DREIECK(1)	.751	51/129	3087	358	.974	16/52
TOPF(1)	.827	60/62	3963	87	1.296	154/-63
WINKEL(2)	.709	129/29	4369	68	.516	194/-43
QUADRAT(1)	.871	192/71	5179	154	1.306	325/200
DREIECK(2)	.679	84/111	5606	354	.771	51/51
TOPF(2)	.546	217/101	6030	336	.682	140/75
SEGMENT(1)	.469	197/137	6860	160	1.252	315/142
SEGMENT(2)	.511	198/134	7503	136	1.301	314/89

Tabelle 1: Interpretationsergebnisse von Szene 1

BILDFILE: szenel2 MODELLFILE: mv
 FIRST-FIT AKZEPTANZSCHWELLE= .500 RECHENZEIT=4214 MSEK

NAME	GUETE	POS.	MSEK	ROT	DIL.	TRA.
RECHTECK(1)	.806	53/66	1920	234	1.949	-28/374
WINKEL(1)	.875	146/66	2865	284	1.393	-119/12
TOPF(1)	.546	216/105	3091	354	1.244	81/18
QUADRAT(1)	.715	75/128	3222	7	1.418	39/-71
DREIECK(1)	.809	90/57	3433	237	.836	47/119
DREIECK(2)	.502	165/76	3588	318	1.105	83/32

BEST-FIT AKZEPTANZSCHWELLE= .300 RECHENZEIT=6725 MSEK

NAME	GUETE	POS.	MSEK	ROT	DIL.	TRA.
RECHTECK(1)	.869	53/66	2326	54	2.003	129/-23
WINKEL(1)	.875	146/66	3643	284	1.393	-119/12
TOPF(1)	.823	216/105	4173	354	1.428	67/7
QUADRAT(1)	.802	75/128	5349	274	1.369	-108/18
DREIECK(1)	.847	90/57	5671	115	.824	164/65
DREIECK(2)	.600	165/76	5961	199	1.098	170/173

Tabelle 2: Interpretationsergebnisse von Szene 2

BILDFILE: szene3 MODELLFILE: mv
 FIRST-FIT AKZEPTANZSCHWELLE= .500 RECHENZEIT=5085 MSEK

NAME	GUETE	POS.	MSEK	ROT	DIL.	TRA.
RECHTECK(1)	.695	64/127	1602	84	2.735	366/-19
WINKEL(1)	.730	131/133	1739	89	.923	286/53
QUADRAT(1)	.773	168/68	1927	147	1.775	373/212
RECHTECK(2)	.561	116/152	2090	196	1.107	194/316
QUADRAT(2)	.578	208/159	2248	344	.696	144/76
TOPF(1)	.514	193/100	2455	323	.626	115/89
QUADRAT(3)	.556	79/43	2580	271	.760	-24/77
RECHTECK(3)	.541	56/45	2815	273	.592	-18/102

BEST-FIT AKZEPTANZSCHWELLE= .300 RECHENZEIT=6702 MSEK

NAME	GUETE	POS.	MSEK	ROT	DIL.	TRA.
RECHTECK(1)	.703	64/127	2135	84	2.682	361/-18
WINKEL(1)	.730	131/133	2728	89	.923	286/53
QUADRAT(1)	.773	168/68	3449	147	1.775	373/212
RECHTECK(2)	.565	116/152	3756	16	1.112	52/-9
QUADRAT(2)	.595	208/159	4251	74	.730	290/94
TOPF(1)	.514	193/100	4673	323	.626	115/89
RECHTECK(3)	.780	74/48	5364	182	1.236	195/203
RECHTECK(4)	.517	74/26	5702	5	.568	22/-47
TOPF(2)	.439	186/140	6046	24	.655	151/73

Tabelle 3: Interpretationsergebnisse von Szene 3

BILDFILE: szene4 MODELLFILE: mb
 FIRST-FIT AKZEPTANZSCHWELLE= .500 RECHENZEIT=6759 MSEK

NAME	GUETE	POS.	MSEK	ROT	DIL.	TRA.
PINZETTE(1)	.844	56/145	2748	266	.957	30/230
NADEL(1)	.831	99/75	2904	248	1.011	118/235
WINKEL(1)	.922	156/56	3230	28	1.016	148/-5
HAMMER(1)	.617	83/98	4347	53	.998	52/-67
PINZETTE(2)	.618	189/113	5477	331	.169	173/116
ZANGE(1)	.508	192/116	5759	26	.911	204/-6

BEST-FIT AKZEPTANZSCHWELLE= .300 RECHENZEIT=8083 MSEK

NAME	GUETE	POS.	MSEK	ROT	DIL.	TRA.
PINZETTE(1)	.844	56/145	2708	266	.957	30/230
NADEL(1)	.833	99/75	2982	248	1.016	118/236
WINKEL(1)	.922	156/56	3749	28	1.016	148/-5
HAMMER(1)	.640	83/100	5190	53	1.012	52/-68
PINZETTE(2)	.618	188/112	6256	331	.169	173/116
ZANGE(1)	.454	193/116	6833	26	1.175	205/-32

Tabelle 4: Interpretationsergebnisse von Szene 4

BILDFILE: szene5 MODELLFILE: mb
 FIRST-FIT AKZEPTANZSCHWELLE= .500 RECHENZEIT=22914 MSEK

NAME	GUETE	POS.	MSEK	ROT	DIL.	TRA.
PINZETTE(1)	.795	34/71	3582	98	1.101	80/-42
PINZETTE(2)	.692	232/94	3871	292	1.120	163/181
WINKEL(1)	.810	163/63	5234	151	.988	213/87
HAMMER(1)	.703	83/57	6688	281	.843	-6/184
ZANGE(1)	.512	150/133	7573	89	1.151	285/79
PINZETTE(3)	.746	228/44	10705	79	.215	230/22

BEST-FIT AKZEPTANZSCHWELLE= .300 RECHENZEIT=14487 MSEK

NAME	GUETE	POS.	MSEK	ROT	DIL.	TRA.
PINZETTE(1)	.795	34/71	3715	98	1.101	80/-42
PINZETTE(2)	.692	232/94	4138	292	1.120	163/181
NADEL(1)	.370	152/105	4327	166	.781	300/95
NADEL(2)	.468	83/88	4652	302	1.062	-41/208
WINKEL(1)	.635	163/58	5783	148	1.002	213/83
HAMMER(1)	.488	81/65	7303	281	.930	-13/200
ZANGE(1)	.512	150/133	8106	89	1.151	285/79
MAULSCHLUESSEL(1)	.388	235/93	8862	2	.944	18/1

Tabelle 5: Interpretationsergebnisse von Szene 5

