

Closed World Anwendungen von CBR

**Vorlesung Bildinformationssysteme, Teil 2
Sommersemester 2005
Ullrich Köthe, FB Informatik, Uni Hamburg**

Closed World Anwendungen

- **Anfragen haben eine eindeutige Lösung**
- ***Ground truth* leicht zu definieren**
- **Ähnlichkeit mit klassischer Objekterkennung, aber wesentlich größere Datenbestände**
- **Beispiele:**
 - Biometrie (Identifizierung, Authentifizierung)
Erkennung von Gesicht, Iris, Retina, Hand, Fingerabdrücken
 - einfache Bildklassen
Bildmarken (Logos) und andere Symbole

Gesichtserkennung: Die *eigenface* Methode (1)

- **Grundidee: identifiziere ein Gesicht durch nächste Nachbar-Suche in der Datenbank, aber:**
 - zu langsam
 - empfindlich gegen zufällige Aspekte (z.B. Beleuchtung)
- **Lösung: Projektion der Gesichter in einen niedrig-dimensionalen Raum**
 - optimale Basis: Hauptkomponentenanalyse
 - schnell (10 - 100 Dimensionen entsprechend Invarianzeigensch.)
 - robust: geeignete Auswahl der Eigenvektoren

□ Eigenvektoren = *eigenfaces* (Turk and Pentland 1991)

Gesichtserkennung: Die *eigenface* Methode (2)

Vorverarbeitung:

- Transformation der Bilder auf Einheitsgröße $N * N$
- Bestimmung des „durchschnittlichen Gesichts“ und des „Differenzgesichts“

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i \quad \Phi_i = \Gamma_i - \Psi$$

- Kovarianzmatrix ($N^2 * N^2$), Eigenvektoren:

$$C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Phi_i \Phi_i^T \quad C \bar{u}_k = \lambda_k \bar{u}_k$$

Gesichtserkennung: Die *eigenface* Methode (3)

- aber: wenn $M < N^2$, nur M Eigenwerte $\neq 0$

□ Optimierung:

$$\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Phi_i \Phi_i^T =: \mathbf{A} \mathbf{A}^T, \quad \mathbf{A} = [\Phi_1 \quad \Phi_2 \quad \dots \quad \Phi_M]$$

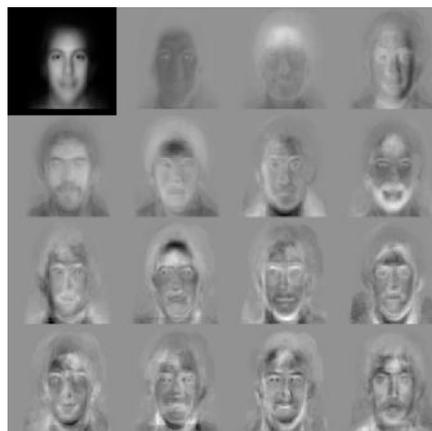
$$\mathbf{A}^T \mathbf{A} \bar{\mathbf{v}}_k = \mu_k \bar{\mathbf{v}}_k$$

$$\mathbf{A} \mathbf{A}^T \mathbf{A} \bar{\mathbf{v}}_k = \mu_k \mathbf{A} \bar{\mathbf{v}}_k, \quad \Rightarrow \quad \mathbf{A} \bar{\mathbf{v}}_k \text{ sind EV von } \mathbf{C}$$

$$\bar{\mathbf{u}}_l = \sum_{i=1}^M \bar{\mathbf{v}}_{ik} \Phi_k$$

Gesichtserkennung: Die *eigenface* Methode (4)

- **typische Eigenfaces:**
 - Lernmenge: 128 Gesichter
 - *face space*:
20 Eigenvektoren,
Bandpaßcharakteristik
 - erste EV weggelassen, da sie die allgemeine Experimentiersituation codieren (Beleuchtung, Vordergrund/Hintergrund etc.) - Tiefpaßcharakter



Gesichtserkennung: Die *eigenface* Methode (5)

- **Suche:** Projektion auf die *eigenfaces* und Bestimmung des nächsten Nachbarn:

$$\omega_i = \bar{u}_i^T (\Gamma - \Psi), \quad \Omega = [\omega_1 \quad \dots \quad \omega_{M^\ominus}] \quad \text{Projektion}$$

$$\Phi_r = \sum_{i=1}^{M^\ominus} \omega_i \bar{u}_i \quad \text{Rekonstruktion}$$

$$\varepsilon_r = \|\Phi - \Phi_r\| \quad \text{Rekonstruktionsfehler}$$

$$\varepsilon_k = \|\Omega - \Omega_k\| \quad \text{Differenz zu anderen Gesichtern}$$

- **Bewertung:** ε_k und ε_r klein: gefunden
 ε_k groß, ε_r klein: unbekanntes Gesicht
 ε_r groß: kein Gesicht

Sommersemester 2005

Ulrich Köthe: Bildinformationssysteme

2.7

Gesichtserkennung: Die *eigenface* Methode (6)

- **Resultate:**

- Datenbank mit 7562 Bildern, ca. 3000 Personen
- Erkennungsrate: 95%
 - Fehler: bester *match* ist andere Person
 - abhängig von Rasse (Schwarze: 95%, Weiße: 90%, Asiaten: 80%) □ bei Asiaten merkmalsbasierte Erkennung erforderlich
- Zugangskontrolle: 1.5% *false rejections*, 0.01% *false acceptances*

- **Weiterentwicklungen:**

- Robustheit gegenüber Blickrichtung, Beleuchtung
- Fisher's Discriminant Analysis: *eigenfaces*, die Ähnlichkeit in jeder Klasse maximieren, zwischen den Klassen minimieren
- Bayes-Klassifikator: Analyse der Wahrscheinlichkeitsverteilungen

Sommersemester 2005

Ulrich Köthe: Bildinformationssysteme

2.8

Gesichtserkennung: Die *antiface* Methode (1)

- **eigenface**: Erkennung bei *hoher* Übereinstimmung
- **antiface**: Erkennung bei *niedriger* Übereinstimmung
- **Motivation**: typische Bilder sind glatt: mittlere Inhomogenität (z.B. Gradientenbetrag) ist exponentialverteilt:

$$S(l) = \sum_{u,v} (u^2 + v^2) \text{DCT}[I](u,v), \quad \text{mittlere Inhomogenität}$$

$$\Pr(l) \propto \exp(-S(l)), \quad \text{Wahrscheinlichkeit}$$

□ Erwartungswert des Skalarprodukts zweier zufälliger, glatter, normierter Bilder ist groß

$$E[\langle J, I \rangle^2] = \int \langle J, I \rangle^2 \Pr(l) dl \propto \sum_{u,v} \frac{\text{DCT}[J](u,v)}{(u^2 + v^2)^{3/2}} \gg 0$$

Sommersemester 2005

Ullrich Köthe: Bildinformationssysteme

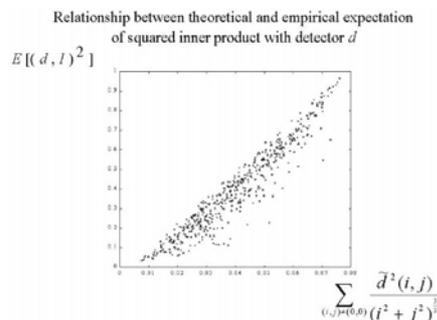
2.9

Gesichtserkennung: Die *antiface* Methode (2)

- **experimentelle Überprüfung: Vergleich von 5000 Zufallsbildern gemäß $\Pr()$ mit 15000 natürlichen Bildern (20x20)**

linearer Zusammenhang zwischen Erwartungswert des Skalarprodukts und Inhomogenität gemäß Frequenzanalyse

Keren et al. 2001



Sommersemester 2005

Ullrich Köthe: Bildinformationssysteme

2.10

Gesichtserkennung: Die *antiface* Methode (3)

- **Folgerung: wähle Basisvektoren so, daß**
 - Skalarprodukt mit den gewünschten Zielstrukturen klein

$$\forall i : \max_{t \in T} \langle \mathbf{d}_i, \mathbf{t} \rangle \rightarrow \text{Minimum}$$

- Skalarprodukt mit zufälliger Struktur groß (glatte Basisvektoren)

$$S(\mathbf{d}_i) = \sum_{u,v} (u^2 + v^2) \text{DCT}[\mathbf{d}_i](u,v) \rightarrow \text{Minimum}$$

- sie unabhängig sind, d.h. die Wahrscheinlichkeit kleiner Skalarprodukte mit einem Bild faktorisiert für alle Basisvektoren:

$$p(\langle \mathbf{d}_1, \mathbf{l} \rangle < \epsilon, \langle \mathbf{d}_2, \mathbf{l} \rangle < \epsilon) = p(\langle \mathbf{d}_1, \mathbf{l} \rangle < \epsilon) p(\langle \mathbf{d}_2, \mathbf{l} \rangle < \epsilon) \Leftrightarrow$$

$$0 = \int \langle \mathbf{l}, \mathbf{d}_i \rangle \langle \mathbf{l}, \mathbf{d}_j \rangle \text{Pr}(\mathbf{l}) d\mathbf{l} = \sum_{u,v} \frac{\text{DCT}[\mathbf{d}_i](u,v) \text{DCT}[\mathbf{d}_j](u,v)}{(u^2 + v^2)^{3/2}}$$

Sommersemester 2005

Ullrich Köthe: Bildinformationssysteme

2.11

Gesichtserkennung: Die *antiface* Methode (4)

- **Bestimmung der Basisvektoren:**
 - wähle Minimalwert für Skalarprodukt mit Zielstrukturen, z.B. $M = 10^{-5}$
 - Bestimme ersten Basisvektor: minimiere (Nelder-Mead Verfahren)

$$\max_{t \in T} \langle \mathbf{d}_1, \mathbf{t} \rangle + \lambda S(\mathbf{d}_1)$$

und wähle λ so daß $\max_{t \in T} \langle \mathbf{d}_1, \mathbf{t} \rangle = M$

- Bestimme weitere Basisvektoren ebenso, mit der zusätzlichen Bedingung:

$$\sum_{u,v} \frac{\text{DCT}[\mathbf{d}_i](u,v) \text{DCT}[\mathbf{d}_j](u,v)}{(u^2 + v^2)^{3/2}} = 0$$

- schnellere Approximation: minimiere $\sum_{t \in T} \langle \mathbf{d}_i, \mathbf{t} \rangle^2 + \lambda S(\mathbf{d}_i)$
(lineares Gleichungssystem)

Sommersemester 2005

Ullrich Köthe: Bildinformationssysteme

2.12

Gesichtserkennung: Die *antiface* Methode (5)

Suchalgorithmus:

1. Falte Bild mit d_1
2. für $i=1\dots K$:
wenn im Punkt (x,y) gilt: $\forall k < i : \langle \mathbf{d}_k, \mathbf{l} \rangle < \epsilon$
berechne Skalarprodukt des Fensters um (x,y) mit d_i
sonst: Abbruch

□ Fenster, wo alle Skalarprodukte klein sind, enthalten die gesuchte Struktur

Ergebnisse:

- deutlich geringere Zahl an Basisvektoren als *eigenface*-Methode
- Robustheit gegen Rotation: *ef.*: 12 Vektoren, *af.*: 3 Vektoren
- Robustheit gegen affine Transformationen: *ef.*: 145, *af.*: 4

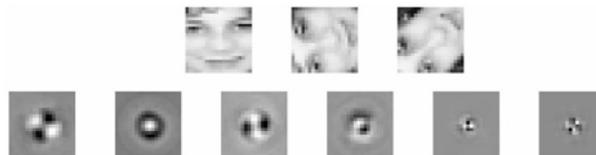
Sommersemester 2005

Ulrich Köthe: Bildinformationssysteme

2.13

Gesichtserkennung: Die *antiface* Methode (6)

- Beispiel: Vektoren f. rotationsinvariante Gesichtserk.



- Suchbeispiele:
(Auto)



Sommersemester 2005

Ulrich Köthe: Bildinformationssysteme

2.14

Gesichtserkennung: Die merkmalsbasierte Methode (1)

- **Höhere Robustheit:**
 - zufällige Veränderungen: Blickwinkel, Beleuchtung, Gesichtsausdruck, teilweise Verdeckung
 - systematische Veränderungen: Haare, Bart, Brille, Alter
- **Gesichtsdetektion**
- **Merkmalsgewinnung: Signatur salienter Punkte**
 - *eigenface* oder *antiface*-Methoden angewendet auf Merkmale (Augen, Nase, Mund, Mundwinkel)
 - Anwendung einer Filterbank (z.B. Gabor)
- **geometrische und photometrische Normierung**
- **Beschreibung der Gesichter durch Signatur der Merkmale und deren relativer Lage**

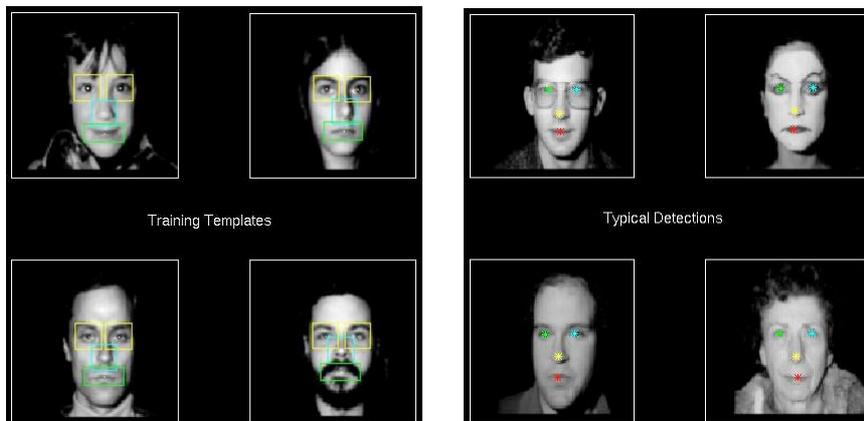
Sommersemester 2005

Ulrich Köthe: Bildinformationssysteme

2.15

Gesichtserkennung: Die merkmalsbasierte Methode (2)

Training und Erkennung mit lokalen *eigenfaces* und Bayes-Klassifikator



Sommersemester 2005

Ulrich Köthe: Bildinformationssysteme

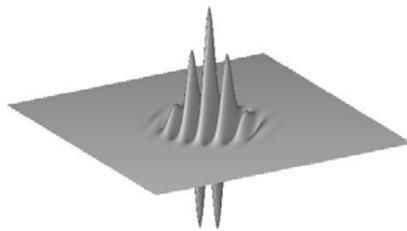
2.16

Gesichtserkennung: Die merkmalsbasierte Methode (3)

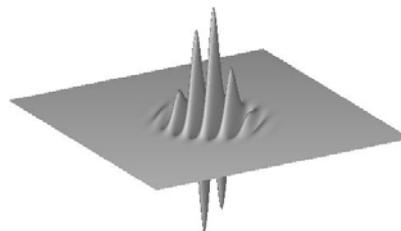
- Erkennung mit Gabor-Jets an ausgewählten Punkten

$$\text{Gabor}_{\vec{k},\sigma}(\vec{x}) = \frac{k^2}{\sigma^2} e^{-\frac{k^2 x^2}{2\sigma^2}} \left(e^{i\vec{k}\vec{x}} - e^{-\frac{\sigma^2}{2}} \right), \quad \|\text{Gabor}_{\vec{k},\sigma}(\vec{x})\|^2 \sim k^2$$

Realteil:



Imaginärteil



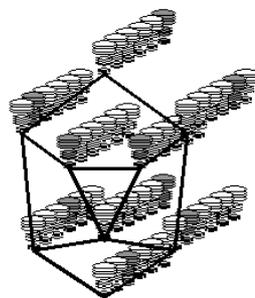
Sommersemester 2005

Ulrich Köthe: Bildinformationssysteme

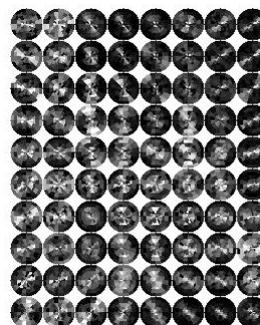
2.17

Gesichtserkennung: Die merkmalsbasierte Methode (4)

- Bunch Graph: Gabor-Jets an ausgewählten Punkten (manuelles Markieren in ca. 70 Gesichtern)



face bunch graph



Sommersemester 2005

Ulrich Köthe: Bildinformationssysteme

2.18

Gesichtserkennung: Die merkmalsbasierte Methode (5)

- **Elastic Bunch Graph Matching:**

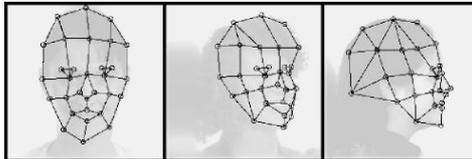
- Vergleich vom Gabor-Jets (in Polarkoordinaten):

$$S_m(I, I') = \frac{\sum_i a_i a'_i}{\sqrt{\sum_i a_i^2 \sum_i a'^2}}$$

$$S_\phi(I, J) = \frac{\sum_i a_i a'_i \cos(\varphi_i - \varphi'_i - \overline{d\mathbf{k}})}{\sqrt{\sum_i a_i^2 \sum_i a'^2}}$$

- günstigster Graph (grober Blickwinkel), günstigster Jet in jedem Knoten, Verschiebung der Knoten (feiner Blickwinkel)

$$S(I, G) = \sum_n \max_i (S(J_n^I, J_n^G)) + \lambda \sum_e \text{contraction}_e$$



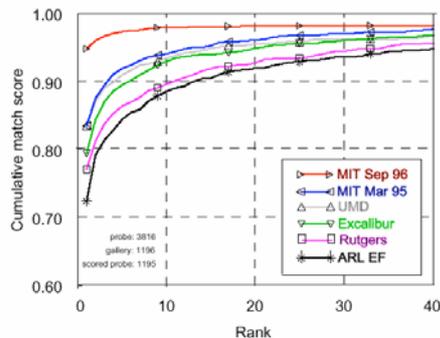
Sommersemester 2005

Ullrich Köthe: Bildinformationssysteme

2.19

Gesichtserkennung: Bewertung

- **FERET-Datenbank der US-Army (7500 Bilder)**



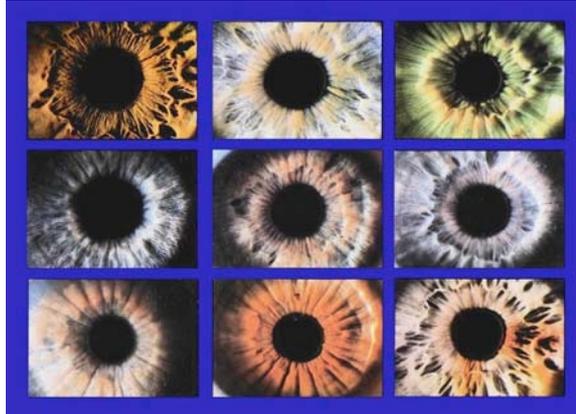
Sommersemester 2005

Ullrich Köthe: Bildinformationssysteme

2.20

Iriskennung (1)

- **hohe Individualität der Iris** □ **Eignung für Biometrie**
(Vgl. mit anderen Verfahren später)
- Iris der Augen einer Person oder von Zwillingen unterschieden sich wie bei Fremden
- kaum Änderungen im Lauf des Lebens
- Fälschungssicher



Sommersemester 2005

Ulrich Köthe: Bildinformationssysteme

2.21

Iriskennung (2)

- **Beispiel Korrelationsverfahren (Wildes at al. 94):**
 - Multiskalenzerlegung (Laplace-Pyramide)
 - bestmögliche starre Registrierung mit jedem Beispielbild (Spezialhardware)
 - Ähnlichkeitsfunktion auf jedem Band (Median von normierten 8x8 Korrelationen)
 - Fishers Diskriminanten-Analyse zur Klassifikation
 - Validierung: 10 Berechtigte, 40 Unberechtigte (je 10 Bilder) sowie je 2 Bilder des „falschen“ Auges der berechtigten
- 100% korrekt bei 520 Bildern

Sommersemester 2005

Ulrich Köthe: Bildinformationssysteme

2.22

Iriserkennung (3) Starre Registrierung

- Annahme: J entspricht I bis auf Translation, Rotation, Skalierung:

$$I(\bar{x}) = J(\bar{x} - \bar{u}(\bar{x}))$$

- Fehlermaß:

$$E(\bar{u}) = \sum_{\bar{x}} (I(\bar{x}) - J(\bar{x} - \bar{u}(\bar{x})))^2$$

- Linearisierung:
(Taylorreihe)

$$E(\bar{u}_i + \delta \bar{u}_i) = \sum_{\bar{x}} (I(\bar{x}) - J(\bar{x} - \bar{u}_i(\bar{x})) + (\nabla I)^T \delta \bar{u}_i)^2$$

- Starres Bewegungsmodell:
(mit gleichmäßiger
Skalierung)

$$\bar{u}(\bar{x}) = \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} a_3 & a_4 \\ -a_4 & a_3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix}$$

$$\bar{u}(\bar{x}) = X \bar{a}, \quad \bar{a} = (a_1, a_2, a_3, a_4)^T$$

$$X = \begin{pmatrix} 1 & 0 & x & y \\ 0 & 1 & y & -x \end{pmatrix}$$

Iriserkennung (4) Starre Registrierung

- Einsetzen: $\bar{u}_i + \delta \bar{u}_i = \bar{u}_i + X \delta \bar{a}_i$

$$E(\bar{u}_i + \delta \bar{u}_i) = \sum_{\bar{x}} (I(\bar{x}) - J(\bar{x} - \bar{u}_i(\bar{x})) + (\nabla I)^T X \delta \bar{a}_i)^2$$

- Fehlerminimierung durch iteratives Gaußsches Fehlerquadratverfahren: ableiten und 0 setzen:

$$\left[\sum_{\bar{x}} X^T (\nabla I) (\nabla I)^T X \right] \delta \bar{a}_i = - \sum_{\bar{x}} X^T (\nabla I) (I(\bar{x}) - J(\bar{x} - \bar{u}_i(\bar{x})))$$

- nach $\delta \bar{a}_i$ auflösen (lineares Gleichungssystem), 4 Iterationen auf jeder Pyramidenstufe

Iriserkennung (5) Verfahren von Daugman

- **Daugman, PAMI 11/93, patentiert 1994**
 - höchste Zuverlässigkeit (alle anderen Verfahren verdrängt)
 - kommerzielle Systeme von zahlreichen Firmen (u.a. Iridian Technologies, Panasonic, OKI, IrisAccess, Diebold ATMs)
 - Zugangskontrolle, Passkontrolle
 - Informationssicherheit (Iris login, e-commerce)
 - Ticketless Air Travel
 - Geldautomaten ohne Karte und PIN
- **Algorithmus:**
 - Lokalisierung der Iris (Infrarotbilder, 700-900 nm)
 - Anpassung eines normierten Polarkoordinatensystems
 - Berechnung des IrisCodes mit Hilfe von polaren Gabor-Filtern
 - Matching: Minimale Hamming-Distanz (7 Rotationen)

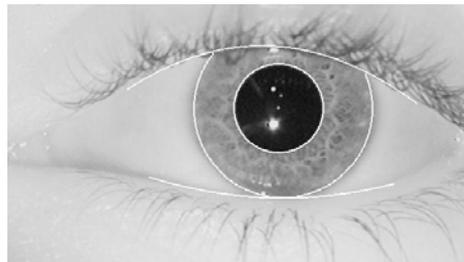
Sommersemester 2005

Ullrich Köthe: Bildinformationssysteme

2.25

Iriserkennung (6) Verfahren von Daugman

- **Lokalisierung der Iris:**
Suche Kreise mit maximaler Kantenstärke entlang der Kreislinie (coarse-to-fine)



$$\max_{r, x_0, y_0} \left| G_\sigma(r) * \frac{\partial}{\partial r} \oint_{S_r(x_0, y_0)} \frac{I(x, y)}{2\partial r} ds \right|$$

- **Diskretisierung:** Kreisintegral als Summe über diskrete Winkel, Ableitung: Faltung mit finiten Differenzen der Gaußfunktion

$$\max_{n\Delta r, x_0, y_0} \left| \frac{1}{\Delta r} \sum_k \left\{ \left(G_\sigma((n-k)\Delta r) - G_\sigma((n-k-1)\Delta r) \right) \times \sum_m I(k\Delta r \cos(m\Delta\hat{e}) + x_0, k\Delta r \sin(m\Delta\hat{e}) + y_0) \right\} \right|$$

Sommersemester 2005

Ullrich Köthe: Bildinformationssysteme

2.26

Iriserkennung (7) Verfahren von Daugman

- **Koordinaten der beiden Kreislinien:**

innen : $x_i(\hat{e}) = r_i \cos(\hat{e}) + x_{ci}$, $y_i(\hat{e}) = r_i \sin(\hat{e}) + y_{ci}$

außen : $x_o(\hat{e}) = r_o \cos(\hat{e}) + x_{co}$, $y_o(\hat{e}) = r_o \sin(\hat{e}) + y_{co}$

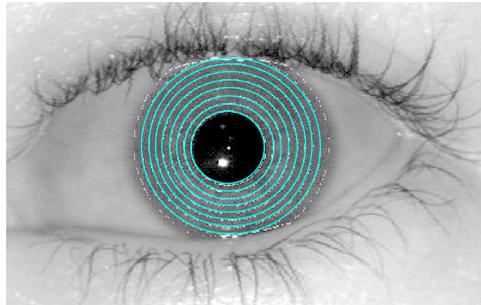
- **normierte Quasi-Polarkoordinaten:**

(Kreise nicht konzentrisch,
bis 15% Abweichung!)

$\hat{r} \in [0, 1]$ normierter Radius

$x(\hat{r}, \hat{e}) = (1 - \hat{r})x_i(\hat{e}) + \hat{r}x_o(\hat{e})$

$y(\hat{r}, \hat{e}) = (1 - \hat{r})y_i(\hat{e}) + \hat{r}y_o(\hat{e})$



Sommersemester 2005

Ullrich Köthe: Bildinformationssysteme

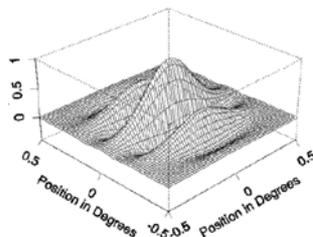
2.27

Iriserkennung (8) Verfahren von Daugman

- **Gaborfilter in Polarkoordinaten**

$$\text{Gabor}(\hat{r}, \hat{e}; r_0, \hat{e}_0, \alpha, \beta) = e^{-i\omega(\hat{e}-\hat{e}_0)} e^{-(r-r_0)^2/\alpha^2} e^{-(\hat{e}-\hat{e}_0)/\beta^2}$$

- **komplexwertige Filterantwort codiert lokale Energie und Phase eines orientierten Frequenzkanales**



Sommersemester 2005

Ullrich Köthe: Bildinformationssysteme

2.28

Iriserkennung (9) Verfahren von Daugman

- **IrisCode: Vorzeichen der Filterantworten für verschiedene Orte, Skalen und Frequenzen:**

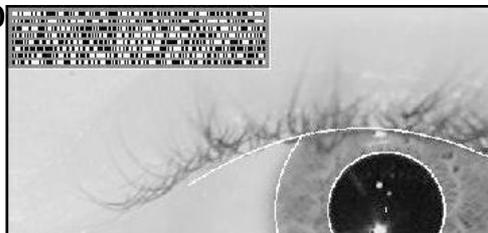
$$h_{\text{Re}}(\mathbf{P}_k) = \text{sig} \left\{ \text{Re} \left(\text{Gabor}(\bar{r}, \hat{\mathbf{e}}; \mathbf{P}) * I(x(\bar{r}, \hat{\mathbf{e}}), y(\bar{r}, \hat{\mathbf{e}})) \right) \right\}_{\mathbf{P}=\mathbf{P}_k}$$

$$h_{\text{Im}}(\mathbf{P}_k) = \text{sig} \left\{ \text{Im} \left(\text{Gabor}(\bar{r}, \hat{\mathbf{e}}; \mathbf{P}) * I(x(\bar{r}, \hat{\mathbf{e}}), y(\bar{r}, \hat{\mathbf{e}})) \right) \right\}_{\mathbf{P}=\mathbf{P}_k}$$

$$\text{sig}(\lambda) = \begin{cases} 1 & \text{wenn } \lambda \geq 0 \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$$

$$\mathbf{P}_k = \bar{r}_{0k}, \hat{\mathbf{e}}_{0k}, \alpha_k, \beta_k, \omega_k$$

- $k = 1 \dots 2048$ □ 512 byte pro Iris



Sommersemester 2005

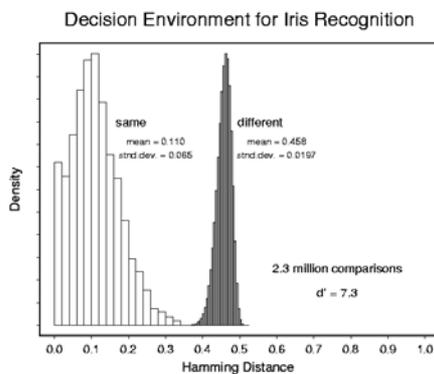
Ullrich Köthe: Bildinformationssysteme

2.29

Iriserkennung (10) Verfahren von Daugman

- **Matching: Hamming-Distanz (Anteil ungleicher Bits)**

- wenn reiner Zufall:
 - 0 bei gleichen IrisCodes
 - 0.5 bei zufälligen
- 2.3 Mio. Vergleiche (mit Rotation): annähernd Binomialverteilung
- ungleiche Iriden:
 - 244 Freiheitsgrade
 - ($p = 0.45$, $\sigma = 0.02$)
- gleiche Iriden:
 - 40 Freiheitsgrade
 - ($p = 0.11$, $\sigma = 0.07$)



Sommersemester 2005

Ullrich Köthe: Bildinformationssysteme

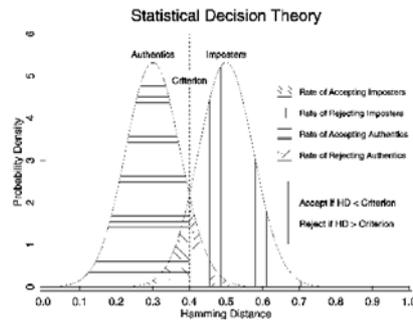
2.30

Iriserkennung (11) Verfahren von Daugman

- Binomialverteilung mit N Freiheitsgraden: Erwartungswert der Anzahl „1“ in binärer Zufallsfolge, wenn Wahrscheinlichkeit einer „1“ = p

$$f(x) = \frac{N!}{m!(N-m)!} p^m (1-p)^{N-m}, \quad \sigma = \sqrt{Np(1-p)}$$

- minimaler Fehler:
maximum likelihood decision
= Schwellwert bei Überschneidung
□ 0.34: $p(\text{error}) \sim 10^{-5}$
- konservativerer Wert wenn höhere Kosten bei *false admission*
□ 0.25: $p(\text{false admission}) \sim 10^{-14}$
 $p(\text{false rejection}) \sim 10^{-2}$
- Outlier ?**



Sommersemester 2005

Ullrich Köthe: Bildinformationssysteme

2.31

Iriserkennung (12) Verfahren von Daugman

- Vergleich mit anderen Verfahren: deutlich höhere Erkennungssicherheit**

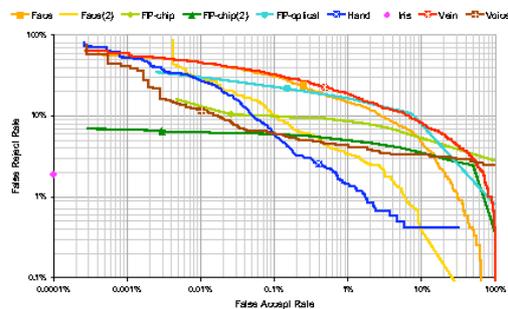


Figure 5. Detection error trade-off: FAR vs FRR

Sommersemester 2005

Ullrich Köthe: Bildinformationssysteme

2.32

Zusammenfassung: Closed World Verfahren

- **spezielle statistische Test auf speziellen Beschreibungen**
- **hohe Genauigkeit möglich und beweisbar**
- **Biometrie: Bequemlichkeit vs. Genauigkeit**
- **Erkennung hat wesentlich höhere Anforderungen als Verifikation**
- **Kombination von Verfahren hat nur begrenzten Nutzen, oftmals Auswahl des optimalen Verfahrens besser**
- **trademarks: später (da meist Ähnlichkeitssuche)**