



Klassifikation/Mustererkennung

Fachhochschule Jena
Studiengang Kommunikations & Medientechnik
Prof. Dr. Ansorg



Motivation

- Bildbearbeitung-Bildverarbeitung
- Klassifikationsschritte:
 - Segmentierung,
 - Merkmalsextraktion,
 - Merkmalsraum,
 - Klassifikation
- Merkmalsgüte
- Klassifikationsverfahren:
 - Hyperebenen-, Hyperquader-Klassifikator,
 - Hauptebenenentransformation
 - Minimal-Distanz
 - Maximum Likelihood
- Praktische Anwendung



Vorbemerkungen

Bisher:

Bildbearbeitung

Ziel: Bildverbesserung, Variation (Geometrie, Farbtiefe..)

Punkt-, Lokale-, Morphologische-, Globale Operatoren, LSI-Filter, Nichtlin. Filter....

Grundprinzip: Bild(original) → Bild' (verändertes, ikonisches Bild)

Jetzt:

Bildanalyse, Bildverarbeitung

Ziel: Mustererkennung, Bilderkennung, Datenreduktion...

Grundprinzip: Bild(original) → Datensatz

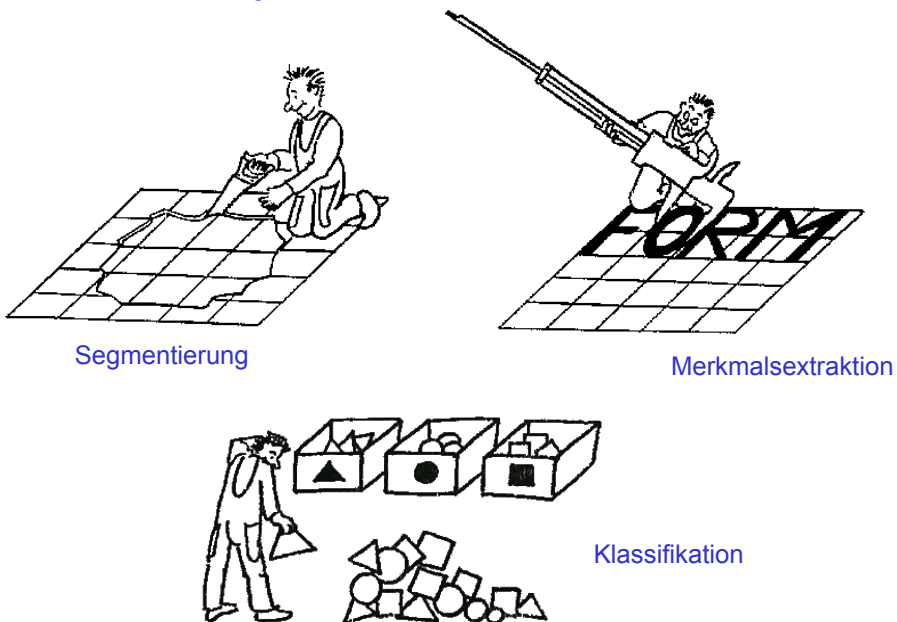
01.03.2007

Prof. Dr. Ansorg

3



Klassifikation/Mustererkennung



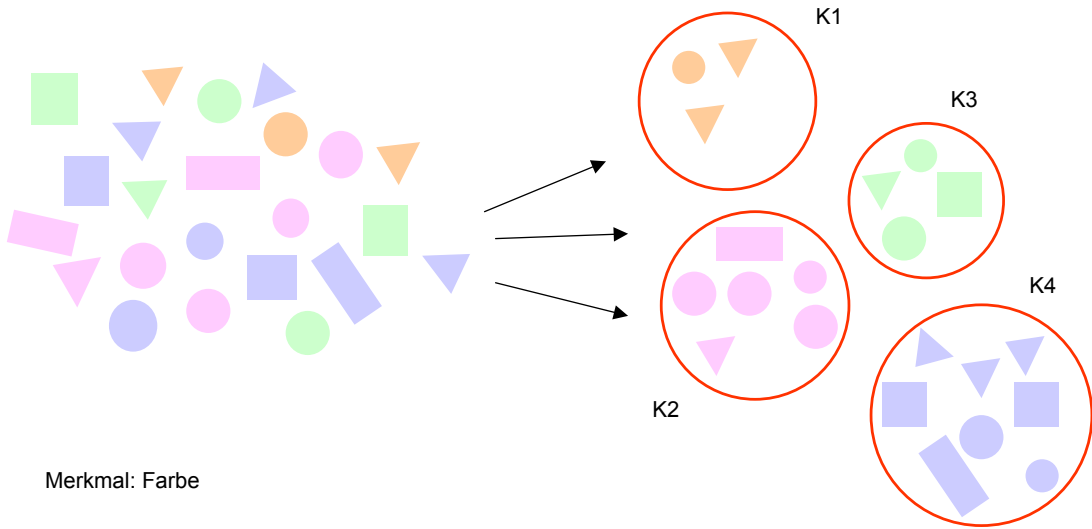
01.03.2007

Prof. Dr. Ansorg

4



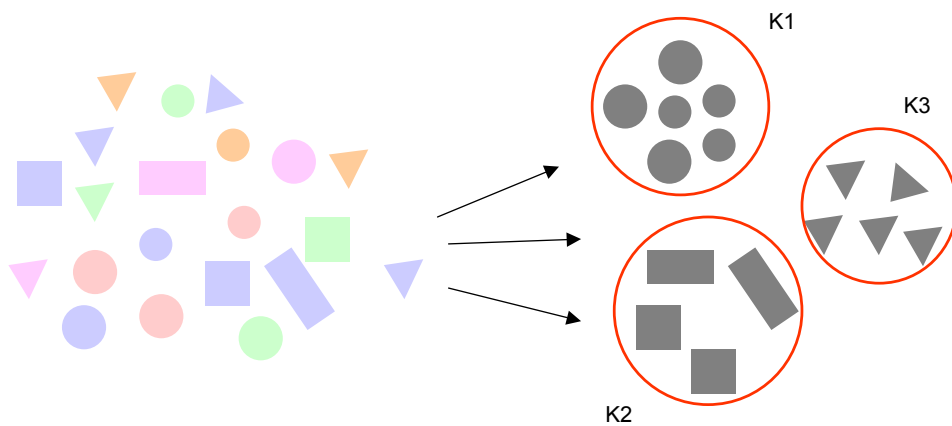
Merkmalsextraktion/Klassifikation



Merkmal: Farbe



Merkmalsextraktion/Klassifikation



Merkmal: Form



1.Einführung

Aufgabe: Objekte eines Bildes → bestimmten Klassen zuordnen
Ziel: Bilderkennung, Bildanalyse, Bildverarbeitung... Bild → Datensatz

Vorraussetzung:

1. **Objektsegmentierung**
 (Trennung von Objekt und Untergrund)
 Verfahren: -Schwellwertverfahren
 -Konturverfolgung
 -Zeilenkoinzidenzverfahren (ZEIKO-Verfahren)
 -Labeling

2. **Merkmalsextraktion**
 Definition: Objektmerkmal:
 Objekteigenschaft, die das **Wesentliche** eines Objektes beschreibt und sich **quantitativ** erfassen lässt.
 (z. B. Fläche, Farbe, Form, Polarer Abstand, Textur
 Strukturelle Beschreibung, Euler Zahl...)

3. **Forderung an Objektmerkmale**
 signifikant, unkorreliert




Merkmale


Formfaktor:

$$V_{U2F} = \frac{U^2}{4\pi F}$$

Verhältnis von Umfangsquadrat zur Fläche
 ist beim Kreis = 1, größer bei zerklüfteten Objekten
 wird manchmal auch Kompaktheit genannt

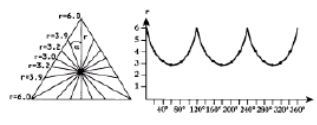


kompakt

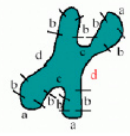


nicht kompakt


Polarer Abstand:
 Abstand des Bereichsrandes vom Schwerpunkt.
 Darstellung als Kurve: aussagekräftig für die Form



Strukturelle Beschreibung:



d,b,a,b,c,b,a,b,d,b,a,b,c,b,a,b
 Chromosomenbeschreibung




Polygone 2. Ordnung


Die Eulerzahl E

Topologischer Deskriptor: $E = N_Z - N_L$
 N_Z : Anzahl der zusammenhängenden Komponenten
 N_L : Anzahl der Löcher


Beispiele:




a) „Schweizer Käse“ $E = 1 - 3 = -2$



b) $E = 3 - 0 = 3$



c) $E = 1 - 1 = 0$



d) $E = 1 - 2 = -1$

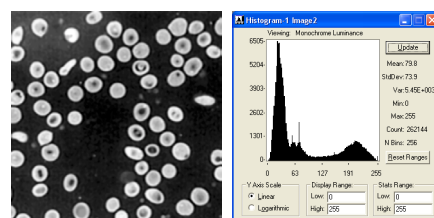
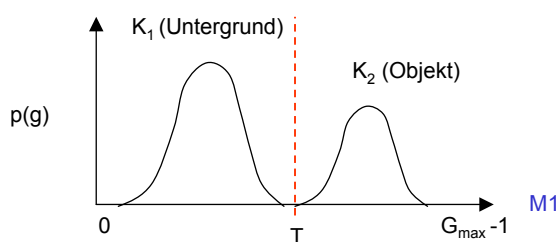


2. Klassifikationsschritte

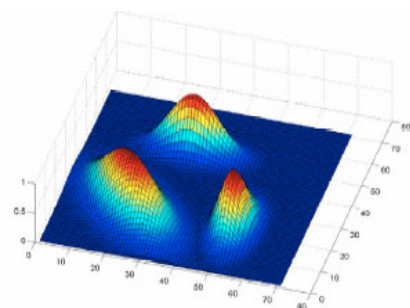
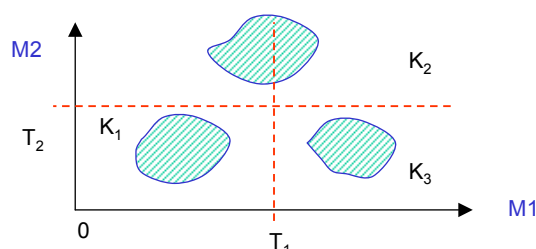
1. **Merkmalsextraktion:** → von einem Objekt wird ein Satz von n -Merkmalen ermittelt (Fläche, Form, Farbe, Textur...)
2. **Merkmalsraum:** → Eintragen der Merkmale in n -dimensionalen Merkmalsraum
Beachte: n -Merkmale spannen n -dim. Merkmalsraum auf.
3. **Merkmalsvektor:** → Von jedem Objekt gibt es einen Merkmalsvektor
4. **Merkmalscluster:** → Anhäufung von Objektmerkmalen im Merkmalsraum
→ nennt man „Cluster“
5. **Klassifikation:** → wenn sich die Cluster nicht überlappen,
→ ist eine fehlerfreie Klassifikation möglich.
(andernfalls ist es das Ziel, die Klassifikationsfehler zu minimieren, z. B. Bayes-Klassifikator)



Beispiele:



1 Merkmal → 1D-Merkmalsraum



2 Merkmale → 2D-Merkmalsraum!



3. Merkmalsauswahl

- Feststellung: n-Merkmale \rightarrow n-dim. Merkmalsraum
 - Forderung: aus m - möglichen Merkmalen
n - relevante Merkmale auswählen
 - Ziel:
 - Dimensionalität des Merkmalsraumes \downarrow
 - Merkmalsanzahl \downarrow
 - Relevanz des Merkmals \uparrow
 - Bedingung: Unkorreliertheit der Merkmale
- hohe Merkmalsrelevanz \rightarrow hohe Merkmalsgüte

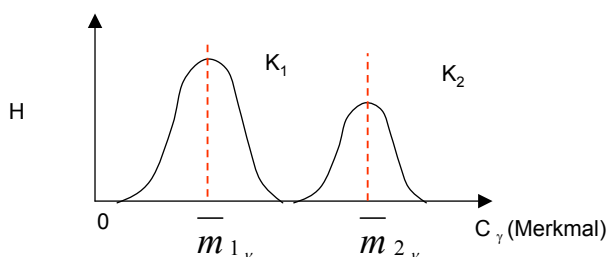


4. Merkmalsgüte

- Merkmalsgüte entscheidend für Klassifikationsgüte
- Gesucht ist eine Maßzahl für die Merkmalsgüte
- Beispiel:
Gegeben sind zwei Klassen K_1 und K_2 die das Merkmal C_v (Merkmalsindex) besitzen.
Die Klassen besitzen

- den klassenbedingten Mittelwert $\bar{m}_{k v}$

- die klassenbedingte Varianz $\sigma^2_{k v}$



Intuitiv einleuchtend:

- Gute Klassentrennung, wenn:
- große Differenz der Mittelwerte
 - kleine Streuungen



Gütemaß

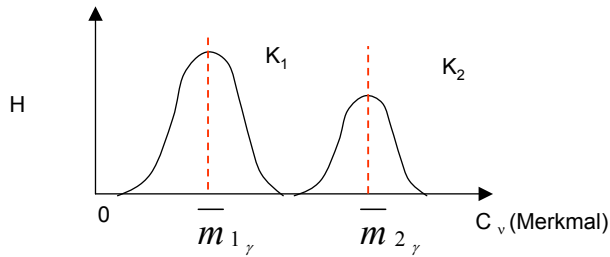
Definition:

$$G_v = \frac{\left[\bar{m}_{1v} - \bar{m}_{2v} \right]^2}{\sigma_{1v}^2 + \sigma_{2v}^2}$$

mit

$$\bar{m} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f_i \quad \text{Mittelwert}$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f_i - \bar{m})^2 \quad \text{Varianz}$$



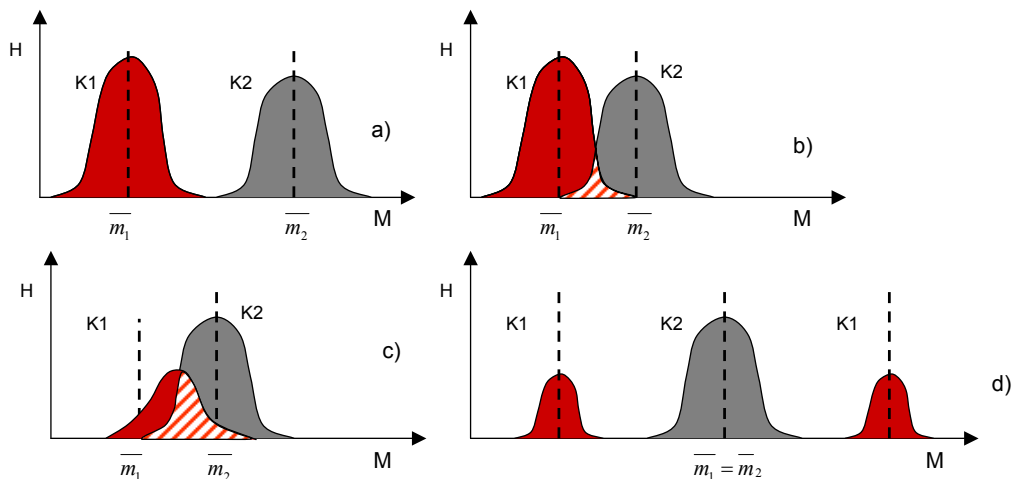
Ziel:

$\bar{m}_{1v} - \bar{m}_{2v}$ (Differenzen der Mittelwerte) \Rightarrow Max

$\sigma_{1v}^2 + \sigma_{2v}^2$ (Summe der Varianzen) \Rightarrow Min



Beispiele:



Fälle für Klassentrennung:

- a) eindeutige Trennung
- b) c) bedingt trennbar (z. B. Bayes)
- d) nicht trennbar mit Abstandsmaß



Aufgabe

- Berechnen Sie die Merkmalsgüte G_v für 2 Klassenverteilungen. Unter verschiedenen Beleuchtungsverhältnissen B_1 und B_2 wurden folgende Klassenverteilungen mit den Mittelwerten m und Standardabweichungen σ erzielt:

$$\begin{array}{lll} B_1 : & \bar{m}_{1v} = 45 & \bar{m}_{2v} = 95 & G(B_1) = ? \\ & \sigma_{1v} = 6,32 & \sigma_{2v} = 4,82 & \\ B_2 : & \bar{m}_{1v} = 35 & \bar{m}_{2v} = 105 & G(B_2) = ? \\ & \sigma_{1v} = 4,5 & \sigma_{2v} = 4 & \end{array}$$

- Mit welcher Beleuchtung erzielt man die beste Klassengüte?



Lösung:

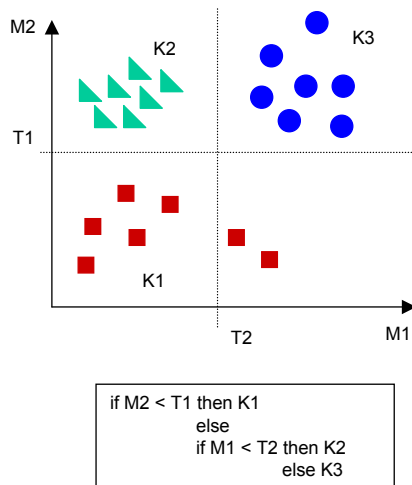
- Beleuchtung 2 erzielt die beste Klassengüte.

$$\begin{aligned} B_1 &= \frac{(45-95)^2}{6,32^2 + 4,82^2} = \frac{2500}{39,9 + 23,2} = 39,6 \\ B_2 &= \frac{(35-105)^2}{4,5^2 + 4^2} = \frac{4900}{20,25 + 16} = \underline{\underline{135,17}} \end{aligned}$$



5. Klassifikationsverfahren

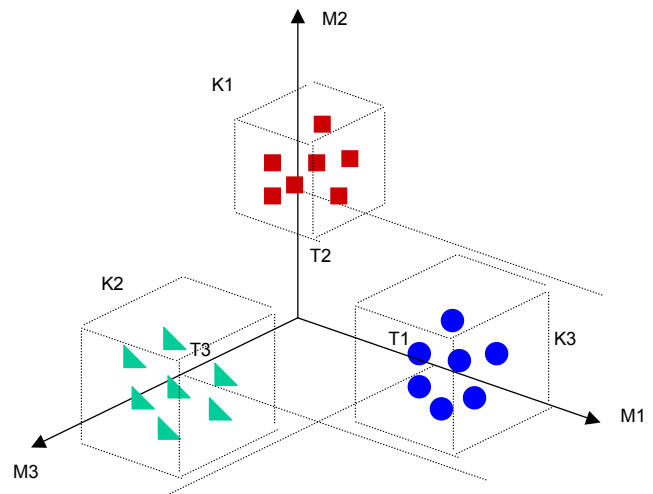
a) HyperebenenKlassifikator



b) HyperquaderKlassifikator

3D-Merkmalraum

Cluster werden durch Quader approximiert



01.03.2007

Prof. Dr. Ansorg

17



5. Klassifikationsverfahren

c) Hauptachsentransformation

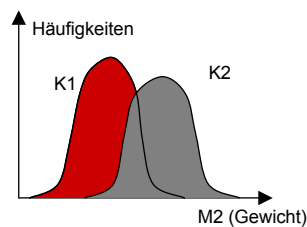
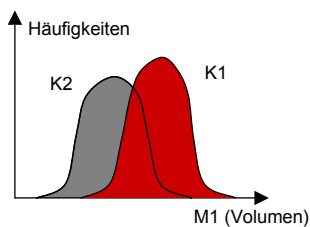
Aufgabe: Eine Erntemaschine soll Kartoffeln und Steine voneinander trennen.

Mit dem Merkmal Form ist kein Unterschied in Klassen möglich.

Betrachtet man die Merkmale:

M1 (Volumen) und

M2 (Gewicht) so bekommt man zu folgenden Verteilungen:



Man kann erkennen, dass sich diese Objekte auch in diesen Parametern nicht eindeutig unterscheiden.

Betrachtet man jedoch Volumen und Gewicht gemeinsam in einem 2D-Histogramm:

Volumen (M1) → X-Achse,

Gewicht (M2) → Y-Achse → erhält man folgende Cluster:

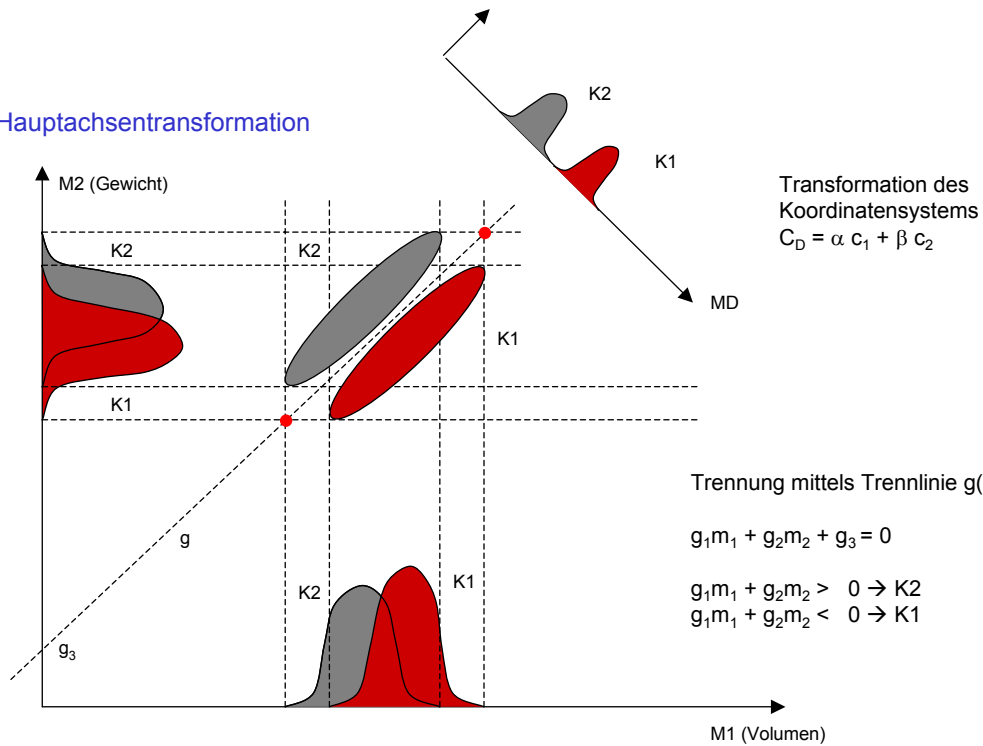
01.03.2007

Prof. Dr. Ansorg

18



Hauptachsentransformation



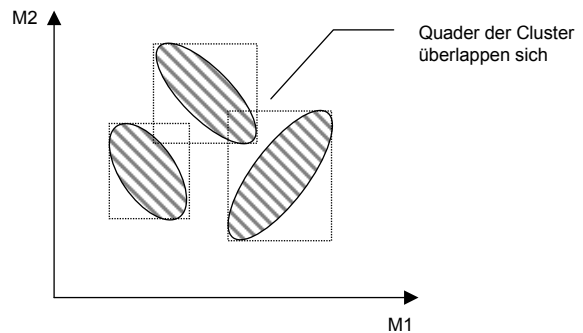
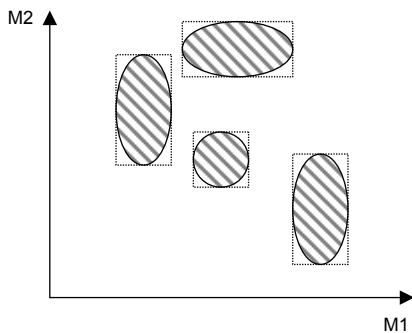
5. Klassifikationsverfahren

d) Minimum-Distanz-Klassifikator

Hyperebenen-, und Hyperquader-Klassifik. eignen sich, wenn die Merkmale orthogonal (unkorreliert) sind.

Wenn sich die Quader überlappen

- Minimum-Distanz-Klassifikator:
- Bestimmung des Abstandes des Merkmalsvektors vom Flächenschwerpunkt der Klassen



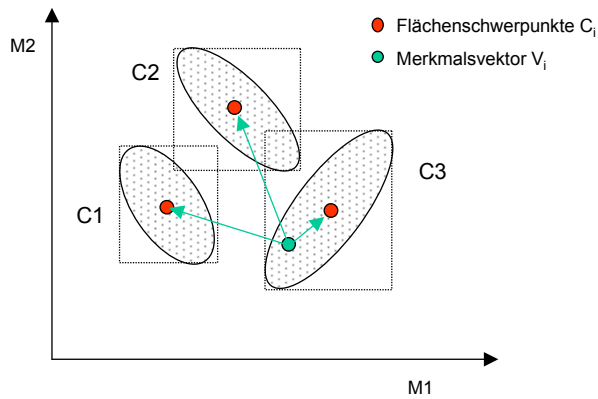


5. Klassifikationsverfahren

d) Minimum-Distanz-Klassifikator

Vorgehensweise:

1. Bestimmung Flächenschwerpunkt $C_i (M_1, M_2)$ aller Cluster.
2. Bestimmung Abstand des akt. Merkmalsvektors $V_j (M_1, M_2)$ zu allen Flächenschwerpunkten.
3. Min. Abstand entspricht der Klassenzugehörigkeit.



Als Abstandmaß gilt der Euklidische Abstand

$$d_e = \sqrt{(M_{1C_i} - M_{1V_j})^2 + (M_{2C_i} - M_{2V_j})^2}$$

Merkmal 1 (x-Koord. Flächenschwerp.) Cluster i Merkmal2 (y-Koord. Flächenschwerp.) Cluster i Merkmal2 (y-Koord.) Vektor

Voraussetzung: Merkmale besitzen Normalverteilungen



Minimum-Distanz-Klassifikator

Aufgabe: In einem 2D-Merkmalraum (d.h. 2 Merkmale) werden 3 Cluster festgestellt mit folgenden Klassen-Flächenschwerpunkten:

$$\begin{aligned}
 C1: & \quad M_{1C_1} = 52 & M_{2C_1} = 60 \\
 C2: & \quad M_{1C_2} = 28 & M_{2C_2} = 38 \\
 C3: & \quad M_{1C_3} = 68 & M_{2C_3} = 34
 \end{aligned}$$

Neuer Merkmalsvektor: $M_{1V_1} = 58 \quad M_{2V_1} = 25$

Frage: Zu welchem Cluster (Klasse) gehört V_j ?



Lösung:

$$d_{e_1} = \sqrt{(52-58)^2 + (60-25)^2} = \sqrt{36+1225} = 35,5$$

$$d_{e_2} = \sqrt{(28-58)^2 + (38-25)^2} = \sqrt{900+169} = 32,7$$

$$d_{e_3} = \sqrt{(68-58)^2 + (34-25)^2} = \sqrt{100+81} = \underline{\underline{13,45}}$$

$d_{e_3} \rightarrow$ Minimum \Rightarrow Vektor V_j gehört zur Klasse 3



5. Klassifikationsverfahren

e) Klassifikation mittels LUT (Look Up Table)

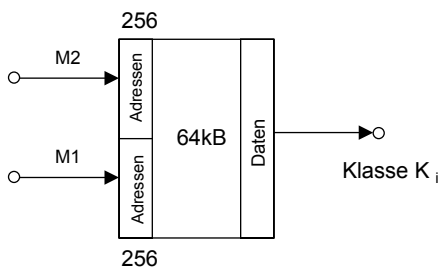
\rightarrow Methode: Überwachtes Lernen

Einfache, schnelle Methode, aber rechen- u. speicherintensiv.

LUT \rightarrow schneller Speicher

2 Merkmale mit Wertebereich 8 Bit

\rightarrow 16 Bit = 64kByte Speicher



Vorgehensweise:

A: Lernphase: (überwachtes Lernen)

- 1) LUT löschen
- 2) Für Stichprobe werden allen Merkmalsvektoren V_j eine Klassennummer zugeordnet und in die LUT geschrieben
- 3) Nachbearbeitung der Cluster mit Morpholog. Operatoren (Closing)
- 4) Konvexe Hülle berechnen

B: Arbeitsphase:

Neuer Merkmalsvektor V_j liegt an der LUT an

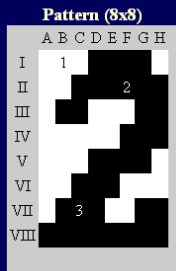
M1, M2 \rightarrow Adresse LUT

\rightarrow Datenltg. geben Klasse K_i aus



| Datensatz | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|-------------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| Muster | 1 | 1 | 1 | ... | 2 | 2 | 2 | ... | 3 | 3 | ... | 4 | ... | 5 | ... | 9 | 9 | ... | 0 | 0 | 0 |
| Bedeutung | "1" | "1" | "1" | ... | "2" | "2" | "2" | ... | "3" | "3" | ... | "4" | ... | "5" | ... | "9" | "9" | ... | "0" | "0" | "0" |
| Klasse (Nr) | 1 | 1 | 1 | ... | 2 | 2 | 2 | ... | 3 | 3 | ... | 4 | ... | 5 | ... | 9 | 9 | ... | 10 | 10 | 10 |

Klassifikation mit einem Look-Up-Table



LUT 1 - Eingangs-Pattern

LUT-Eingangsdimension: 1 2 3

Pixel-Koordinaten: B-I F-II C-VII

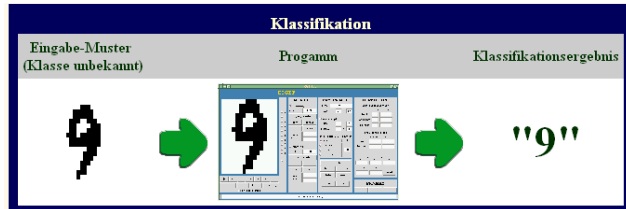
Aktueller Wert: 0 1 1

LUT 1

Eingangs-Pattern

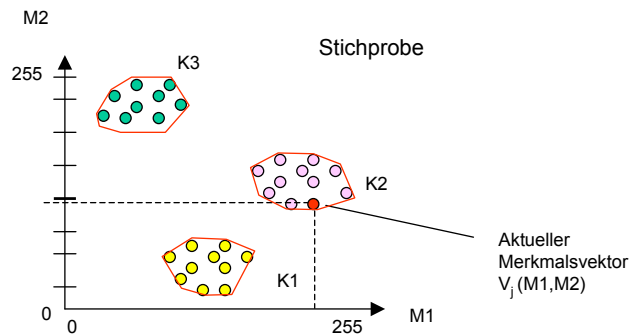
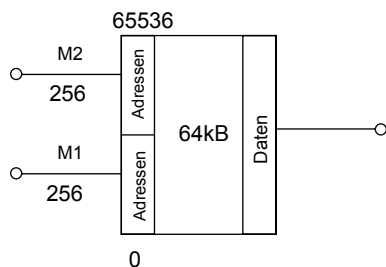
| | 000 | 001 | 010 | 011 | 100 | 101 | 110 | 111 | Summe |
|-----------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|-------|
| 1 | | | | 0 | | | | | N1 |
| 2 | | | | 2 | | | | | N2 |
| 3 | | | | 3 | | | | | N3 |
| ... | | | | ... | | | | | ... |
| K | | | | 0 | | | | | NK |
| Anzahl (Summe) | S000 | S001 | S010 | S011 | S100 | S101 | S110 | S111 | N |

(S001=0+2+3+...+0)

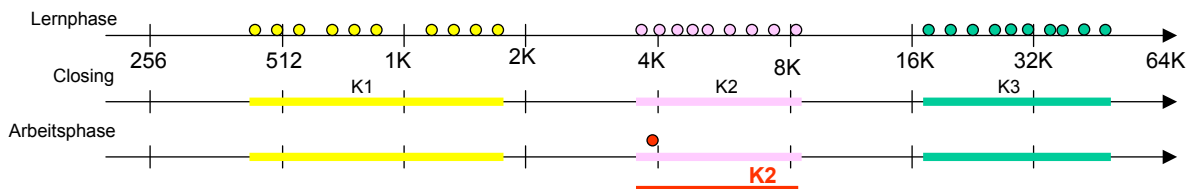


5. Klassifikationsverfahren

e) Klassifikation mittels LUT



Adressraum: 0000...FFFF





5. Klassifikationsverfahren

f) Maximum Likelihood - Klassifikator

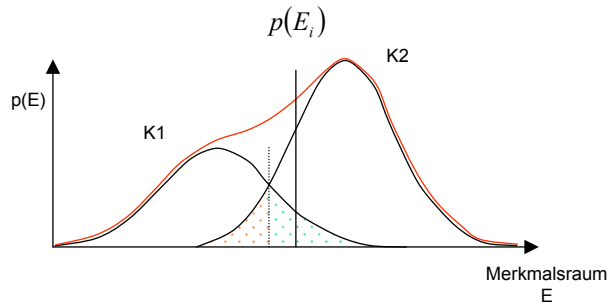
(nach Thomas Bayes → Bayes-Klassifikator), → Statist. Klassifikator

Allgemein gilt:

Die Wahrscheinlichkeit des Auftretens des Ereignisses E_i unter der Voraussetzung, dass das Ereignis E bereits eingetreten ist beträgt (nach Bayes):

$$p(E_i / E) = \frac{p(E_i) \cdot p(E / E_i)}{\sum_{j=1}^k p(E_j) \cdot p(E / E_j)}$$

- $p(E_i)$ a - priori - W.
- $p(E / E_i)$ bedingte W.
- $p(E_i) \cdot p(E / E_i)$ Verbund - W.
- $\sum_{j=1}^k p(E_j) \cdot p(E / E_j)$ Totale W.



Das Ereignis E (Merkmalsvektor) wird nun der Klasse „i“ zugeordnet, für die o.g. Ausdruck maximal ist

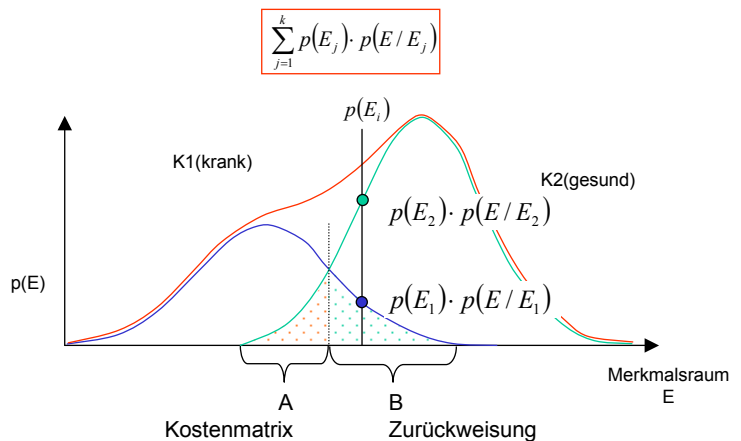


5. Klassifikationsverfahren

f) Bayes-Klassifikator

$$p(E_i / E) = \frac{p(E_i) \cdot p(E / E_i)}{\sum_{j=1}^k p(E_j) \cdot p(E / E_j)}$$

- $p(E_i)$ a - priori - W.
- $p(E / E_i)$ bedingte W.
- $p(E_i) \cdot p(E / E_i)$ Verbund - W.
- $\sum_{j=1}^k p(E_j) \cdot p(E / E_j)$ Totale W.



Problemfälle

Bereich A: K2(gesund) wird aber K1(krank) zugeordnet → Kosten

Bereich B: K1(krank) wird K2(gesund) zugeordnet → Zurückweisung

Beispiel:

Die Auftrittswahrscheinlichkeit $p(E_i)$ unter der Annahme der Klasse 2 ist größer als unter der Annahme von Klasse 1



Wahrscheinlichkeitsrechnung

Elementare Wahrscheinlichkeit (a-priori-W.)

$$p(E)=g/m$$

1. Die W., bei einem Wurf eine 4 zu würfeln ist:
 $p(4)=g/m= 1/6$
2. Die W., bei einem Kartenspiel einen König zu ziehen ist:
 $p(\text{König})=4/32=1/8 =0,125$

Additionssatz der Wahrscheinlichkeit

„Entweder-Oder“ \rightarrow OR

$$p=p(E1) +p(E2)...+p(Ek)$$

3. Die W. eine 3 oder eine 6 zu Würfeln ist:
 $p=1/6+1/6=1/3$

Bedingte Wahrscheinlichkeit

Die W. des Ereignisses E2 unter der Bedingung, dass E1 schon eingetreten ist.

$$p(E2/E1)$$

4. Nachdem die 1. gezogene Karte ein König war, gibt die bedingte W. $p(\text{König2/König1})$ die W. an, wieder einen König zu ziehen.
 $p(\text{König2/König1}) =g/m=3/31$

Verbundwahrscheinlichkeit

Multiplikationssatz der Wahrsch. „Sowohl als auch“ \rightarrow AND

$$p=p(E1)*p(E2)$$

5. Man zieht aus einem Kartenspiel 2 Karten, wie groß ist die W. 2 Könige zu ziehen?

1. Zug: $p(\text{König1})= 4/32 =1/8 = 0,125$

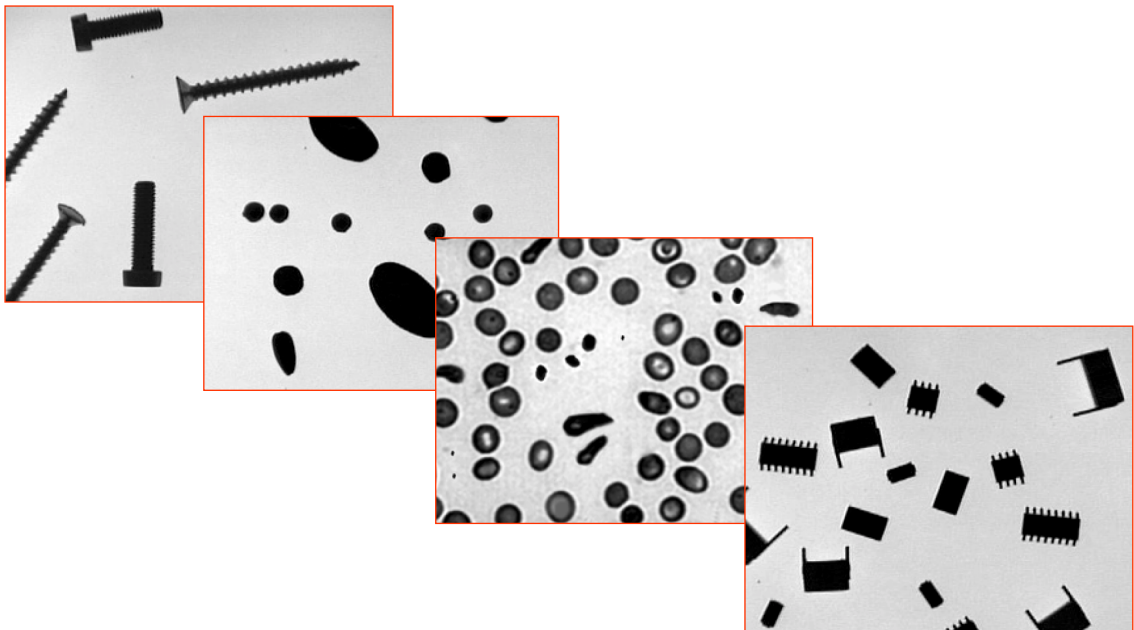
2. Zug: $p(\text{König2})= 3/31= 0,096$

1. und 2. Zug $p(\text{König})$:

$$p(\text{König2/König1})=1/8*3/31= 0,012$$

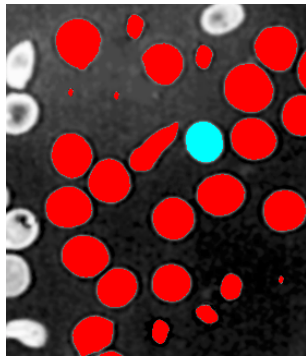


Anwendungen Mustererkennung





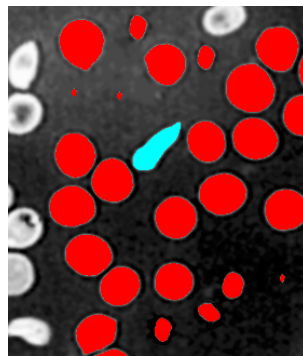
Anwendung



| | |
|---------------------|---------|
| Number of Areas: 70 | |
| Highlighted Area: | 21 |
| Area: | 2.83 |
| Perimeter: | 6.28 |
| X Position: | 10.11 |
| Y Position: | 20.93 |
| Circularity: | 13.90 |
| Longest Axis: | 2.05 |
| Width: | 1.83 |
| Mean Gray: | 197.003 |
| Std. Dev. Gray: | 25.7621 |
| Var. of Gray: | 663.687 |

Blutbild: Bildobjekt 21

Merkmalssatz 21



| | |
|---------------------|---------|
| Number of Areas: 70 | |
| Highlighted Area: | 22 |
| Area: | 2.51 |
| Perimeter: | 7.50 |
| X Position: | 7.60 |
| Y Position: | 20.66 |
| Circularity: | 22.43 |
| Longest Axis: | 3.18 |
| Width: | 1.17 |
| Mean Gray: | 221.494 |
| Std. Dev. Gray: | 33.1471 |
| Var. of Gray: | 1098.73 |

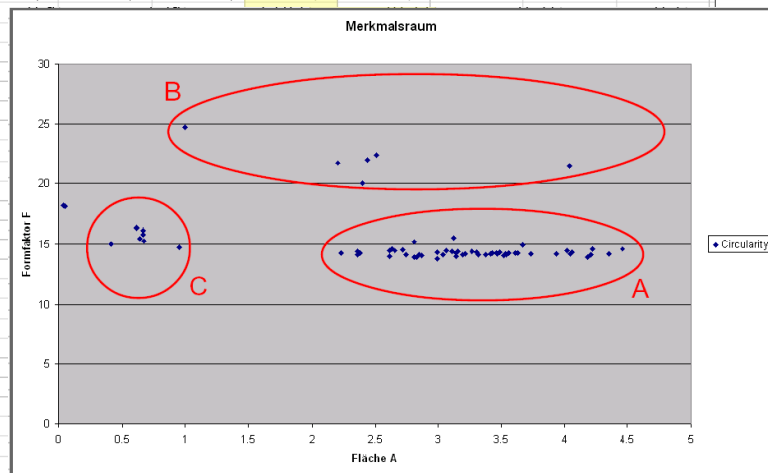
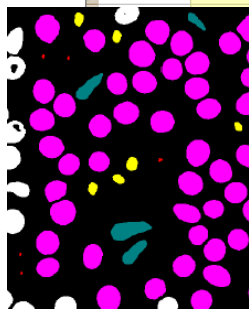
Blutbild: Bildobjekt 22

Merkmalssatz 22

Digitale Bildverarbeitung



| A | B | C | D | E | F | G | H | I | J |
|-------|------|-----------|--------------|--------------|-------------|--------------|-------|-----------|---------------|
| Count | Area | Perimeter | X - Position | Y - Position | Circularity | Longest Axis | Width | Mean Gray | Std. Dev. Gra |
| 70 | 0,87 | 3,19 | 8,62 | 26,73 | 15,3 | 1,16 | 0,83 | 255 | 0 |
| | 1 | 4,96 | 17,23 | 26,53 | 24,71 | 2,1 | 0,7 | 251,55 | 29,48 |
| | 4,46 | 8,07 | 22,22 | 25,94 | 14,6 | 2,59 | 2,36 | 255 | 0 |
| | 4,02 | 7,81 | 3,78 | 25,89 | 14,44 | 2,52 | 2,2 | 245,69 | 47,84 |
| | 2,63 | 6,19 | 24,58 | 25,87 | 14,57 | 2,14 | 1,65 | 255 | 0 |
| | 3,43 | 6,99 | 13,73 | 25,64 | 14,25 | 2,25 | 2,09 | 249,68 | 36,45 |
| | 2,99 | 6,56 | 8,03 | 24,87 | 14,35 | 2,07 | 1,9 | 255 | 0 |
| | 0,64 | 3,15 | 10,08 | 25,2 | 15,5 | 1,12 | 0,84 | 255 | 0 |
| | 3,53 | 7,07 | 15,85 | 24,58 | 14,17 | 2,29 | 2,07 | 230,14 | 75,67 |
| | 3,04 | 6,54 | 20,23 | 24,6 | 14,09 | 2,05 | 2 | 255 | 0 |
| | 2,72 | | | | | | | | |
| | 4,35 | | | | | | | | |
| | 3,54 | | | | | | | | |
| | 3,49 | | | | | | | | |
| | 0,05 | | | | | | | | |
| | 2,38 | | | | | | | | |
| | 0,05 | | | | | | | | |
| | 2,85 | | | | | | | | |
| | 2,23 | | | | | | | | |
| | 3,42 | | | | | | | | |
| | 2,83 | | | | | | | | |
| | 2,51 | | | | | | | | |
| | 4,22 | | | | | | | | |
| | 3,38 | | | | | | | | |
| | 3,27 | | | | | | | | |
| | 8,63 | | | | | | | | |
| | 3,31 | | | | | | | | |
| | 3,11 | | | | | | | | |
| | 3,56 | | | | | | | | |
| | 3,46 | | | | | | | | |
| | 3,19 | | | | | | | | |
| | 3,14 | | | | | | | | |
| | 0,86 | | | | | | | | |
| | 0,41 | | | | | | | | |
| | 2,21 | 6,93 | 25,68 | 16,13 | 21,75 | 2,85 | 1,12 | 255 | 0 |
| | 3,52 | 7,04 | 4,12 | 15,17 | 14,08 | 2,32 | 2,03 | 255 | 0 |





Klassifikation / Mustererkennung:
 Beispiel: Blutbild
 1. Originalbild RGB
 2. RGB --> Grauwertbild
 3. Invertierung/Binarisierung
 4. Konturverfolg. / Merkmalsextr. / Randobjektextr.
 5. Klassifikation
 6. Auswertung

Vorgabe: 0-2 Bakt. --> gesund

$$V = \frac{A}{B} \begin{cases} 1 \text{ für } V \geq 26 (\text{gesund}) \\ 0 \text{ für } V < 26 (\text{krank}) \end{cases}$$

Hyperebenen-Klassifikator



Zusammenfassung - Was sollten Sie gelernt haben?

- Bildbearbeitung-Bildverarbeitung
- Klassifikation:
 - Segmentierung,
 - Merkmalsextraktion,
 - Merkmalsraum,
 - Klassifikation
- Merkmalsgüte
- Klassifikationsverfahren:
 - Hyperebenen-, Hyperquader-Klassifikator,
 - Hauptebenenentransformation
 - Minimal-Distanz
 - Maximum Likelihood (Bayes)
- Praktische Anwendung



Vielen Dank für die Aufmerksamkeit!