

Digitale Bildverarbeitung

Einheit 11

Klassifikation

Lehrauftrag WS 2007/2008

Fachbereich M+I der FH-Offenburg



Dr. Bernard Haasdonk

Albert-Ludwigs-Universität Freiburg

Ziele der Einheit

- Verstehen, dass basierend auf einer Repräsentation von Objekten durch **Merkmalsvektoren** mächtige Operationen möglich sind, z.B. die **Klassifikation**
- **Grundlegende Begriffe** wie Klassifikator, Klassenlabel, Trainingsdaten, Klassifikationsgebiete oder Entscheidungsgrenze werden eingeführt
- Die wichtigsten einfachen **Klassifikatortypen** und einige **Anwendungen** werden präsentiert: Grenzen und Möglichkeiten
- Allgemein wird lediglich ein **Eindruck des Gebiets** der "Klassifikation" vermittelt, da dieses sehr schnell sehr technisch wird.
- Darstellung ist mehr anschaulich, enthält (fast) keine Formeln, soll das Gebiet "schmackhaft" machen

Motivation

- Ein wichtiger Verarbeitungsschritt ist die **Erkennung** von einem Gesamtobjekt, was der Mensch prima beherrscht.



„Hund“



„Katze“



„Maus“

- Die Frage der **maschinellen Klassifikation** wird auf dem Gebiet des Klassifikatorentwurfs behandelt
- Klassifikatorentwurf ist wie die Merkmalsextraktion ein wichtiges Teilgebiet der Mustererkennung
- Erkennung kann man als eine Art „**Intelligente**“ Leistung oder Handlung sehen.
- Entsprechend machen auch die Felder der **Künstlichen Intelligenz**, des **Maschinellen Lernens** und des **Data-mining** und **Information Retrieval** sich diese Techniken zunutze

4.10.2007 B. Haasdonk, Digitale Bildverarbeitung, FH Offenburg WS 2007/2008, Einheit 11

3

Grundbegriffe

- Klassifikationsproblem **anschaulich**:
 - Gegeben eine Menge von Objekten, die zu bekannten Kategorien gehören, den sogenannten **Klassen**
 - D.h. zu jedem Objekt ist eine **Klassenzugehörigkeit**, oder ein sogenanntes **Label** bekannt

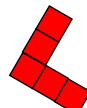
Objekte: Buchstaben



Label: „L“



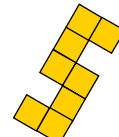
„S“



„L“

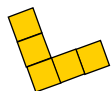


„S“



„S“

- Aufgabe: Finde einen Weg oder **Verfahren**, zukünftige Objekte ohne Label möglichst gut einer Klasse zuzuordnen.



=?



=?

- Dies heißt **Klassifikation** der neuen Objekte
- Die Zuordnungsvorschrift heißt **Klassifikator**

4.10.2007 B. Haasdonk, Digitale Bildverarbeitung, FH Offenburg WS 2007/2008, Einheit 11

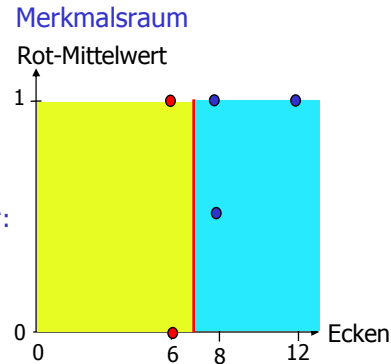
4

Grundbegriffe

- Klassifikation im Merkmalsraum:
 - Die Wirkung eines Klassifikators läßt sich schön im Merkmalsraum darstellen
 - Der Klassifikator entscheidet für jedes Objekt, das heißt für jeden Merkmalsvektor eine Klasse.

Klassifikator: Klasse „L“ falls Ecken ≤ 7 , sonst „S“:

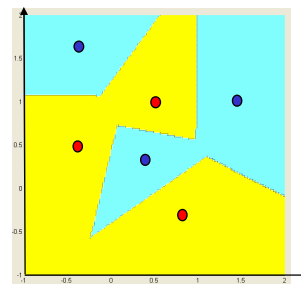
- Diese Entscheidungen kann man grafisch durch Klassengebiete und Entscheidungsgrenzen zusammenfassen
 -  = „L“
 -  = „S“
- Das Aufstellen der Klassifikationsvorschrift basiert oft auf die gegebenen Daten. Daher heißt dies auch **Training** des Klassifikators und die Daten heißen **Trainingsdaten**.
- Der **Trainingsfehler** ist ein Gütemaß eines Klassifikators ist (es gibt bessere!)  = „L“  = „S“  Hier Trainingsfehler = 0



4.10.2007 B. Haasdonk, Digitale Bildverarbeitung, FH Offenburg WS 2007/2008, Einheit 11 5

Nearest-Neighbour-Klassifikation

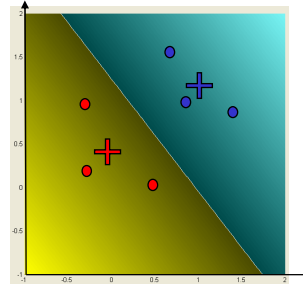
- Der **Nächste-Nachbar (NN)** Klassifikator
- Training: nicht notwendig
einfach speichern der Trainingspunkte
- Klassifikation:
 - Der nächste Nachbar des zu klassifizierenden Punktes unter den Trainingspunkten wird gesucht
 - Dessen Klasse wird als Klassenzuordnung gewählt.
- Klassifikationsgebiete:
 - Sind begrenzt durch Mittelsenkrechten zwischen Trainingspunkten
- Vorteile:
 - Durch die **nichtlineare** Entscheidungsgrenze können sehr komplexe Probleme gelöst werden
 - **Einfachheit**: das Prinzip ist auf dieser einzelnen Folie erklärbar!
- Nachteile:
 - Leidet unter Überanpassung, sogenanntes „**Overfitting**“, d.h. sogar Rausch-Punkte werden korrekt klassifiziert.
 - **Klassifikationszeit** und **Speicheraufwand** sind sehr hoch



4.10.2007 B. Haasdonk, Digitale Bildverarbeitung, FH Offenburg WS 2007/2008, Einheit 11 6

Nearest Mean Klassifikation

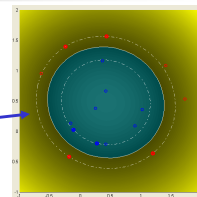
- Training:
 - Bestimmen der beiden **Klassenmitten** (Schwerpunkte)
- Klassifikation:
 - Abstand des neuen Punktes zu den Klassenmitten berechnen
 - Das Label der nächsten Klassenmitte wird als Klassenlabel gewählt.
- Klassifikationsgebiete
 - Sind Halbebenen, die durch die Mittelsenkrechte der beiden Klassenmitten getrennt sind
- Nachteil:
 - Ist ein **linearer** Klassifikator (bei einem **Zweiklassenproblem**): Komplizierte verschachtelte Probleme, können nicht gelöst werden.
- Vorteil:
 - **Kein Overfitting**
 - **Sehr schnelle Klassifikation**: Egal wieviele Trainingspunkte vorhanden sind, die Klassifikation besteht aus Berechnung von zwei Abständen.



4.10.2007 B. Haasdonk, Digitale Bildverarbeitung, FH Offenburg WS 2007/2008, Einheit 11 7

Fortgeschrittene Klassifikator-Arten

- K-Nächste-Nachbar Klassifikator
 - Weiterentwicklung des NN-Klassifikators
- Polynomklassifikator [64]:
 - Statt einer linearen Grenzlinie gibt es quadratische Kurven: Kreise, Ellipsen, Hyperbeln
- Sehr wirkungsvoll in der Praxis:
 - **Neuronale Netze** [63], **Support-Vektor-Maschinen** [61, 62]
- Typisch für „fortgeschrittene“ Klassifikatoren
 - **Nichtlinearität**: Voraussetzung für komplexe Probleme
 - **Anpassbarkeit der Komplexität** der Grenzlinie durch einfache Parameter, d.h. Abwägen von Overfitting und Underfitting



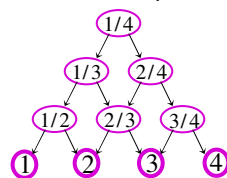
- **Kombination** von Klassifikatoren für verschiedene Zwecke:
 - Verbesserung der Klassifikation, Objekterkennung durch Teilerkennung, Multiklassen-Klassifikation

4.10.2007 B. Haasdonk, Digitale Bildverarbeitung, FH Offenburg WS 2007/2008, Einheit 11 8

Multiklassen-Klassifikation

- Bisher: Zwei Klassen erfordern einen sogenannten **binären** Klassifikator
- Bei einer Aufgabe mit mehr als zwei Klassen braucht man einen **Multiklassen-Klassifikator**
- Einige Ansätze funktionieren „natürlich“ in diesem Fall, z.B. Nächste Nachbar
- Binäre Klassifikatoren können durch **Kombination** für ein Multiklassen-Problem verwendet werden

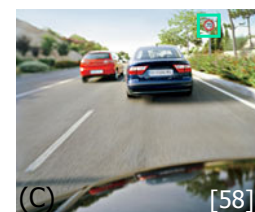
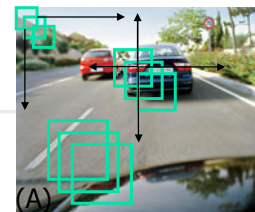
Gerichtete Graphen:



- Für jede Zweiklassen-Kombination wird ein binärer Klassifikator trainiert
- Diese werden in einem Graphen angeordnet
- Bei der Klassifikation wird ein Pfad im Graph abgelaufen
- Die unterste Ebene liefert die endgültige Klassenentscheidung

Objektdetektion

- Abgrenzung von Objektklassifikation
 - Bei **Objektdetektion** lautet die Aufgabe, dass ein bestimmter Objekttyp lokalisiert werden soll, z.B. Verkehrsschilder
- Es können **mehrere Objekte** in einem Bild vorhanden sein.
- Typische (teure) Vorgehensweise:
 - Es wird ein sehr **schneller Klassifikator** verwendet, der ein Objekt vom Hintergrund unterscheiden kann.
 - Ein **Suchfenster** wird in allen Positionen und in allen Größen über das Suchbild geschoben (A).
 - In jeder dieser zahlreichen überlappenden Positionen wird der Inhalt auf „Hintergrund“ oder „Objekt“ klassifiziert, Ergebnis ist (B).
 - Eventuelle überlappende erkannte Bereiche werden **verschmolzen** (C)



[58]

Anwendungen

■ Webcam-Objekterkennung

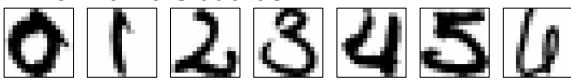
- Durch Subtraktion des Hintergrundes, Schwellwertbildung, Rausch-Filterung werden die Bilder segmentiert.
- Jedes Segment wird als Merkmalsvektor repräsentiert, der aus zusammenfügen von rot, grün und blau-Histogramm entsteht (jeweils 8 Stufen)
- Als Trainingsmenge werden Bilder von Objekten mit fester Kategorie gespeichert
- Im Live-Bild wird der Nächste-Nachbar Klassifikator angewandt, um die beste Kategorie zu bestimmen (siehe Webseite für MATLAB-Programm-Code)



4.10.2007 B. Haasdonk, Digitale Bildverarbeitung, FH Offenburg WS 2007/2008, Einheit 11 11

Maschinelle Schrifterkennung

■ Benchmarkdatensatz der USPS-Ziffern:

- 7191 Training-, 2007 Testbeispiele von handgeschriebenen Ziffern in Form von 16x16 Graubildern.
- Beispiele: 
- Wird verwendet um neue Klassifikatoren zu testen
- Klassifikationsfehlerraten aus der Literatur [59] zeigen, dass die heute erwähnten Verfahren tatsächlich sehr gut sind.

Neurales Netz

Support-Vektor-Maschine

k-Nächster-Nachbar Klassifikator

Method	Error rate [%]
Human Performance [13]	2.5
Neural Net (LeNet1) [14]	4.2
SVM, no invariance [11]	4.0
SVM, VSV-method [12]	3.2
k-Nearest Neighbour [14]	*5.7
k-NN + TD [14]	*2.5
TD + kernel densities [7]	2.4
* := extended training set.	

4.10.2007 B. Haasdonk, Digitale Bildverarbeitung, FH Offenburg WS 2007/2008, Einheit 11 12

Maschinelle Schrifterkennung

- Blockschrift, Handschrift kann erkannt werden, ist bereits vielseitig im Einsatz: PDA mit Stifteingabe, Scanner mit Texterkennungsfunktion
- Beispiel dafür was (noch) nicht möglich ist:
Verzerzte überlagerte Schrift
- Anwendung bei Internet Zugangskontrollen: **Captchas**
 - Der Benutzer bekommt auf einer Webseite ein Bild vorgesetzt, muss die enthaltene Wörter erkennen und in Textform eingeben
 - Ziel: Zugriff/Einloggen von automatisierten Skripten verhindern



- <http://www.captcha.net/>

4.10.2007 B. Haasdonk, Digitale Bildverarbeitung, FH Offenburg WS 2007/2008, Einheit 11 13

Maschinelle Gesichtsdetektion

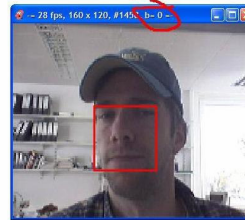
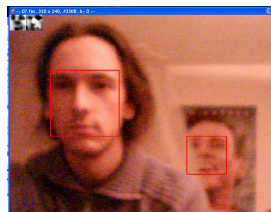
- Beispiel dafür, was möglich ist:
- **Gesichtsdetektion**: Personenunspezifische Ortung von Gesichtern (im Gegensatz zu Gesichtserkennung, d.h. Identifikation von Individuen)
- Kommerzielle Anwendung:
 - Autofokus-Assistent in Kameras:



4.10.2007 B. Haasdonk, Digitale Bildverarbeitung, FH Offenburg WS 2007/2008, Einheit 11 14

Maschinelle Gesichtsdetektion

- **Demo** basierend auf Support-Vektor-Maschinen (SVM)
 - Echtzeit, verschiedene Skalierungen, personenunabhängig, robust
 - Hardware-Voraussetzung: Windows-PC und Webcam
 - Einstellung der Entscheidungsschwelle durch Mausekursor



- Download und weitere Informationen in [60] bzw. unter www.kyb.mpg.de/bs/people/kienzle/facedemo/facedemo.htm

Zusammenfassung

- Basierend auf der Merkmalsextraktion sind **komplexere Operationen** möglich, z.B. können Objekte klassifiziert werden
- **Klassifikatoren** unterteilen den Merkmalsraum in Gebiete, die den verschiedenen Klassen gehören. Die **Klassifikationsgebiete** sind durch eine **Entscheidungsgrenze** getrennt
- Klassifikatoren unterscheiden sich in verschiedenen Aspekten wie **Linearität**, **Nichtlinearität**, **Aufwand für Training und Test**, etc. Einige anschauliche Vertreter sind der **nearest neighbour** und der **nearest mean Klassifikator**
- Aus Zweiklassen-Klassifikatoren können durch **Kombination** größere Aufgaben gelöst werden, z.B. Multiklassen-Probleme oder Detektion von Objekten in Bildern
- Wichtige **Anwendungsfelder** für Klassifikatoren sind Zeichenerkennung, Objekterkennung, Gesichtsdetektion, etc.

Referenzen

- Weiterführende Literatur
 - [53] R.O. Duda, P.E. Hart und D.G. Stork: „Pattern Classification“. Wiley Interscience, 2nd edition, 2001.
 - [54] S. Theodoridis und K. Koutroubas: „Pattern Recognition“, Academic Press Inc.(London) Ltd, 2nd edition, 2003.
 - [61] B. Schölkopf and A. J. Smola. Learning with Kernels: Support Vector Machines, Regularization, Optimization and Beyond. MIT Press, 2002.
 - [63] C. Bishop. „Neural Networks for Pattern Recognition“, Oxford University Press, 1996.
 - [62] J. Shawe-Taylor and N. Cristianini. Kernel Methods for Pattern Analysis. Cambridge University Press, 2004.
 - [64] J. Schürmann. „Pattern classification: a unified view of statistical and neural approaches“, John Wiley & Sons, Inc, 1996.
 - [60] W. Kienzle, G.H. Bakir, M.O. Franz and B. Schölkopf: „Face Detection - Efficient and Rank Deficient“. Advances in Neural Information Processing Systems 17, 673-680. MIT Press, 2005.
 - [56] H. Burkhardt und B. Haasdonk: „Mustererkennung WS 02/03, ein multimedialer Grundlagenkurs im Hauptstudium Informatik“. Institut für Informatik, Universität Freiburg, 2003. (CDs werden verkauft), Online unter <http://lmb.informatik.uni-freiburg.de/lectures/mustererkennung/WS0304/material.html>
- Bildreferenzen
 - [58] Siemens VDO, <http://www.siemensvdo.com/topics/adas/traffic-sign-recognition/>
 - [59] Haasdonk, B., Keysers, D., „Tangent Distance Kernels for Support Vector Machines.“ ICPR 2002, International Conference on Pattern Recognition, 2002.