

01 Einführung

Vorlesung 186.844

15.10.2015

Überblick

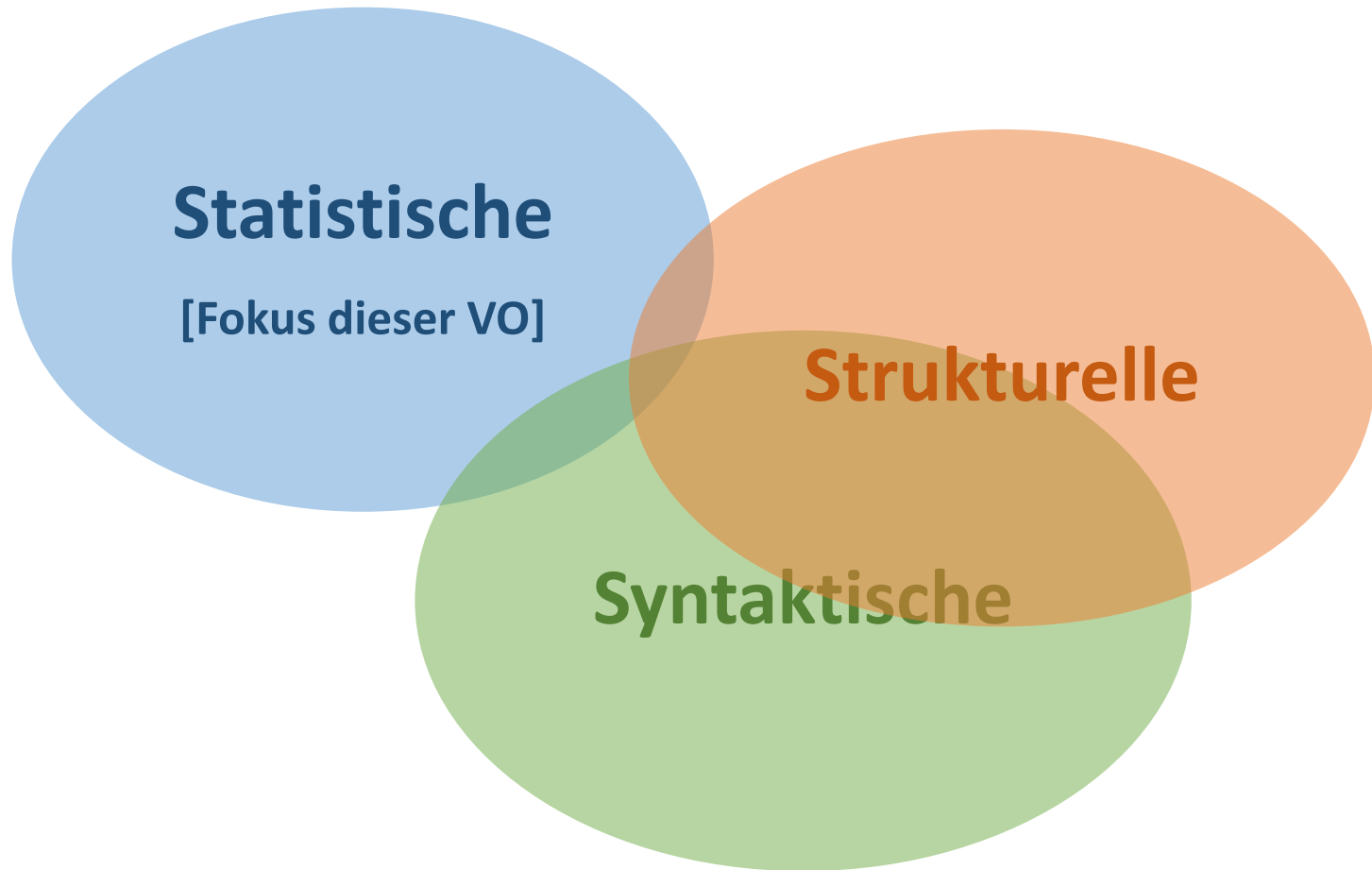
I. Arten von Mustererkennung (ME)

II. Design eines Mustererkennungssystems (ME-System)

III. Einfache Beispiele

Arten von Mustererkennung

Arten von ME



Unterscheidung durch ...

Musterrepräsentation

- wie wird das Muster beschrieben

Klassifikation

- wie werden die Muster Klassen zugeordnet

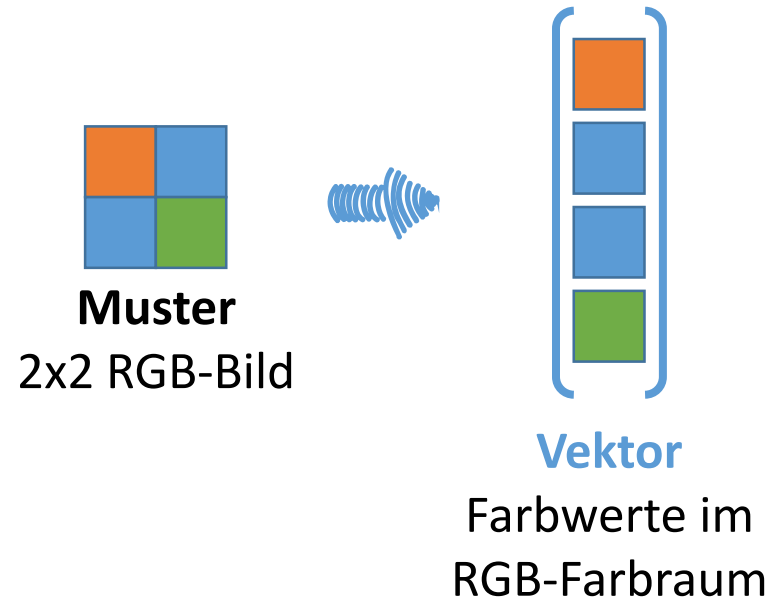
Statistische ME

Musterrepräsentation

- Merkmalsvektoren

Klassifikation

- statistische Methoden
- e.g. Nearest Neighbor, Bayes Theorem, ...



Strukturelle ME

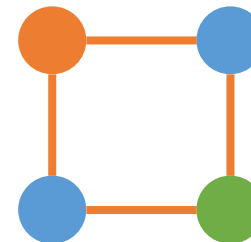
Musterrepräsentation

- durch Graphen oder Graph Pyramiden
- Merkmale: Knoten
- Beziehungen: Kanten



Muster

2x2 RGB-Bild



Graph

Knoten: RGB-Farbwerte
Kanten: 4er Nachbarschaft

Strukturelle ME

Klassifikation

- Graph matching (exakt oder inexakt)
- Graph embedding
 - Graphen werden in Vektorraum abgebildet
 - dann können statistische Methoden angewandt werden

Strukturelle ME

Mehr dazu ...

- 183.280: VO Strukturelle Mustererkennung
- Golden Dome Präsentation von Horst Bunke, K.S. Fu Price Winner 2010, http://www.cse.nd.edu/Fu_Prize_Seminars/

DECEMBER 6, 2012



2010 K.S. Fu Prize
Horst Bunke
Professor Emeritus
University of Bern
Melchor Visiting Professor
University of Notre Dame

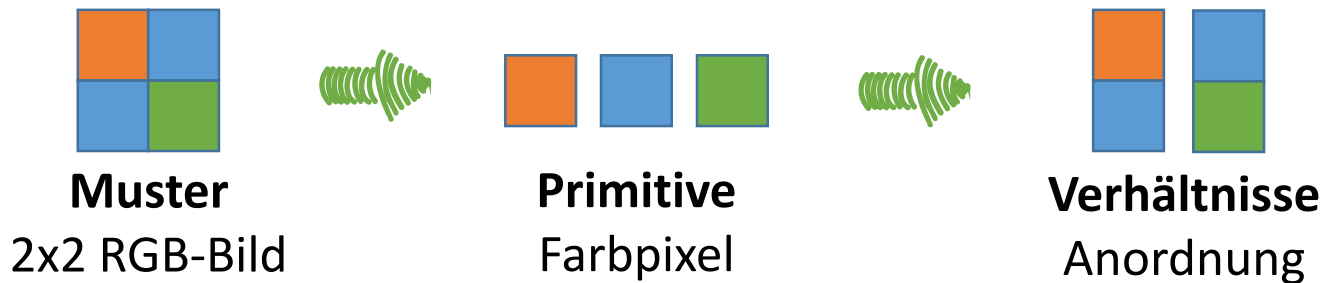
**Bridging the Gap Between Structural and Statistical
Pattern Recognition**

[ABSTRACT](#) [LECTURE SLIDES](#) [iTunes U Archived Video](#)

Syntaktische ME

Musterrepräsentation

- durch Primitive
- und Beziehungen/Verhältnisse zwischen Primitiven



Syntaktische ME

Klassifikation

- durch Grammatiken
 - Regeln wie man Muster aus Primitiven erstellen kann
 - jede Klasse von Mustern hat eigene Grammatik

Gültige Klassen:



Klasse 1



Klasse 2

Ungültige Klassen:

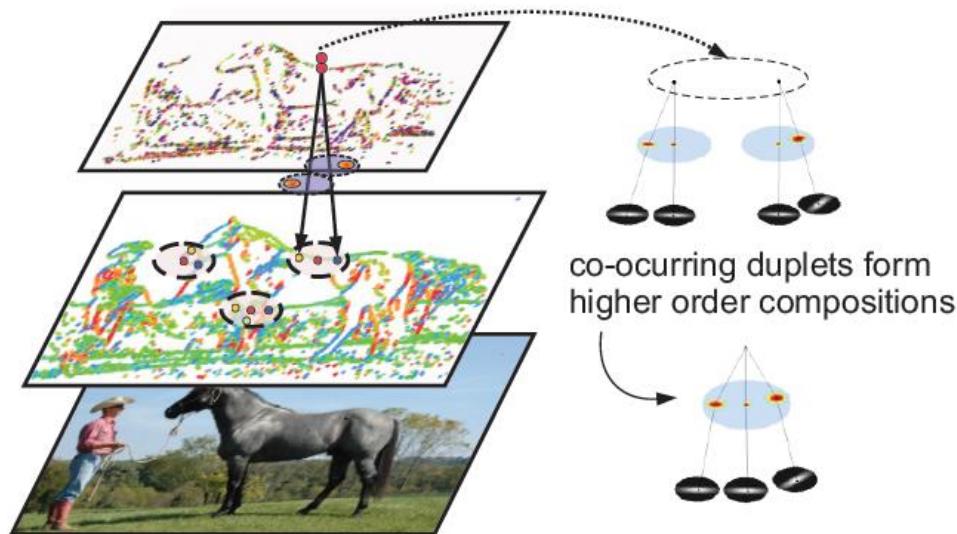


...

Syntaktische ME

Mehr dazu ...

- 183.280: VO Strukturelle Mustererkennung
- Forschung von Sanja Fidler und Ales Leonardis
 - Compositional, Multi-class Object Detection
 - see <http://www.cs.utoronto.ca/~fidler/research.html>

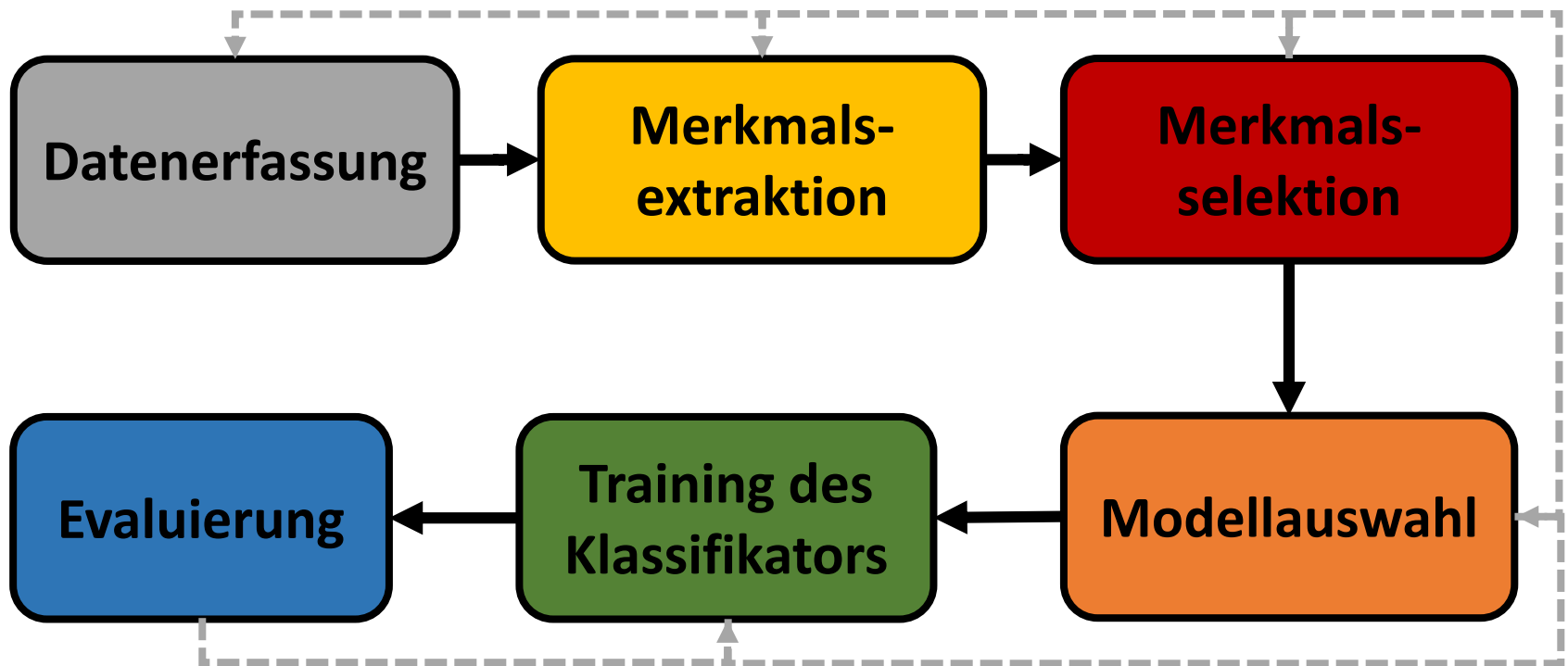


Bildquelle:
Sanja Fidler, Marko Boben, Ales Leonardis
[Learning a Hierarchical Compositional Shape Vocabulary for Multi-class Object Representation](#)
arXiv preprint arXiv:1408.5516, 2014

Design eines ME-Systems

Design eines ME-Systems

... durch folgende Prozesse, die meist wiederholt werden müssen



Beispiel: Hund oder Katze?

ME-Aufgabe

Tierarzt hat vergessen in seinen Patientendaten zu vermerken, ob das Tier ein Hund oder eine Katze ist. Er will das jetzt automatisch nachtragen.



Datenerfassung

Daten für ME

... aus verschiedensten Gebieten

- Wirtschaft, Medizin, Informatik, Biologie, Sicherheitstechnik, Politik, ...

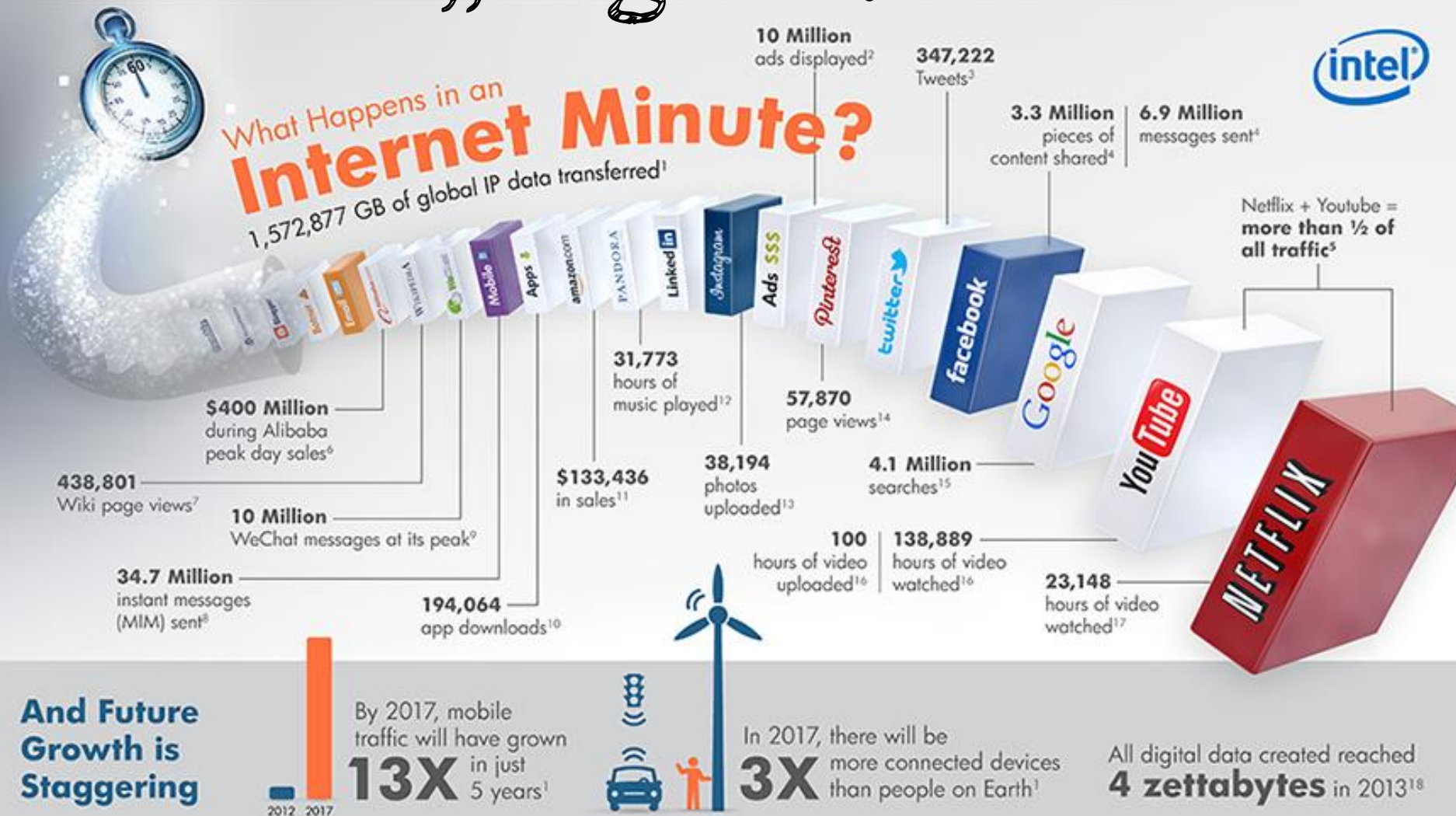
... von unterschiedlichsten Sensoren

- Videokameras, Fotokameras, Infrarotkamera, High-Speed-Kamera, MRI, CT, Mikroskop, Ultraschallgerät, Mikrophon, Bewegungssensoren, ...

... aus verschiedensten Medien

- Radio, TV, Internet, ...

„Big Data“



Quelle: <http://www.intel.com/content/www/us/en/communications/internet-minute-infographic.html>

Ground Truth

Die “wahre” Klasse eines Musters oder die “richtige” Ausgabe des Mustererkennungssystems.



→ siehe Training des Klassifikators und Evaluierung

Beispiele für GT:



GT: Klassenlabel und
Position



GT: Identität

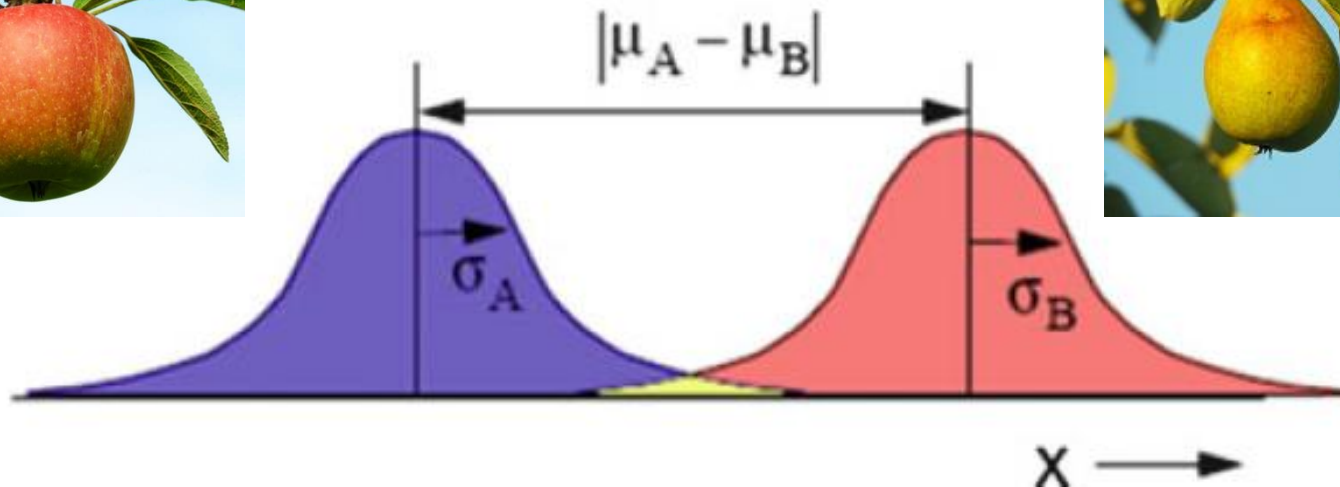


GT: Text
„Glühwein
im Biergarten“

Merkmalsextraktion

Merkmale

Merkmale (Features) sind charakteristische Eigenschaften. Im Idealfall ist die Merkmalsausprägung innerhalb einer Klasse ähnlich und zwischen verschiedenen Klassen möglichst unähnlich.



Merkmalsarten

- quantitativ (numerisch)
 - Länge, Fläche, Farbe, Temperatur, etc.
- qualitativ (kategorisch)
 - ordinal (es gibt eine Ordnung): Noten, Zufriedenheitsgrad, Rang, etc.
 - nominal (keine Ordnung): Name, Abteilung, Geschlecht, etc.

Merkmalsextraktion

Vorverarbeitung (Pre-Processing):

- abhängig von der Art der Daten
- kann notwendig sein, um Merkmale automatisch zu extrahieren

Ziel der Merkmalsextraktion ist eine kompakte Beschreibung der Daten. Z.B.: ein 2D Bild (e.g. 1280 x 1024) wird durch einen 1D Vektor (e.g. Grauwerthistogramm) beschrieben.



Beispiel: Hund oder Katze?

Patient-Daten



- erfasst vom Arzt oder seinen Assistenten
- **Merkmale**
 - qualitative: Geschlecht, Fellfarben, Krankheiten, Impfungen, ...
 - quantitative: Alter, Gewicht, Schulterhöhe, Körpertemperatur, Pulsfrequenz, Blutwerte, ...
- **Ground Truth**
 - tatsächliche Tierklasse: Hund oder Katze



Merkmalsselektion

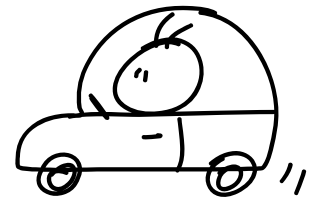
Grundlagen

Ziel der Merkmalsselektion ist es die Dimensionalität des Merkmalsraums zu reduzieren und Redundanzen zu vermeiden.



Die Güte eines Merkmals hängt davon ab,

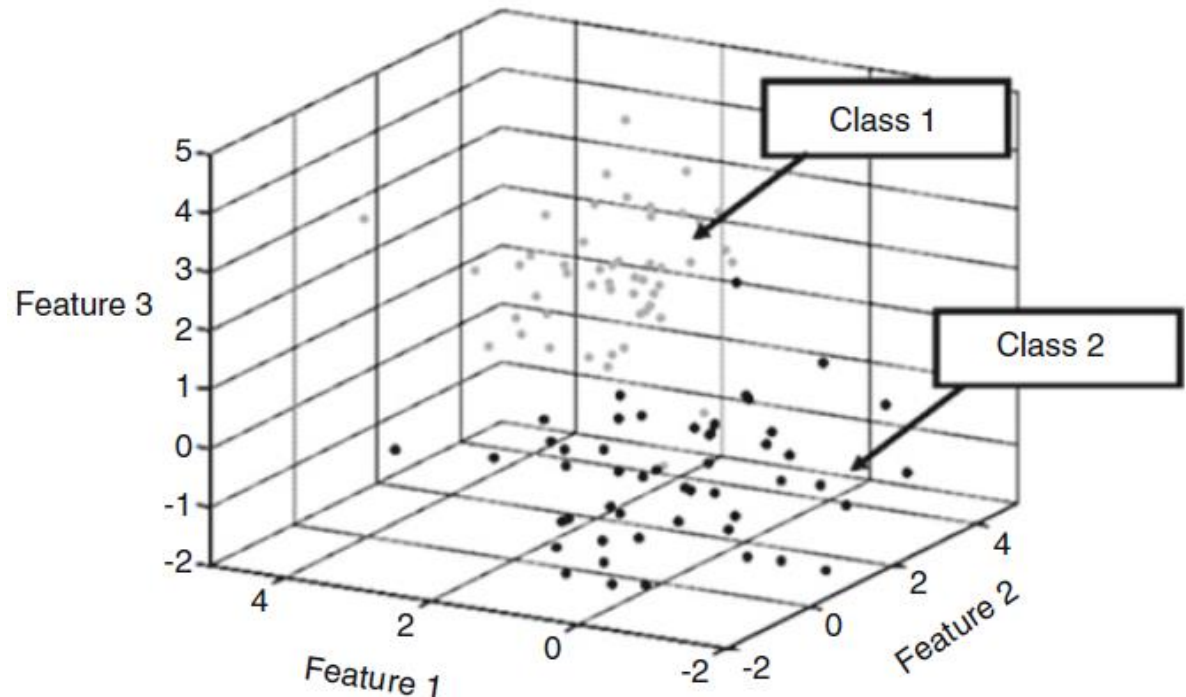
1. wie „**diskriminativ**“ es ist
→ wie gut es zwischen den Klassen unterscheiden kann
2. wie **einfach/schnell** es berechnet werden kann



Merkmalsraum

... im Fall von numerischen Merkmalen

Jeder Punkt im Merkmalsraum entspricht einem Merkmalsvektor. Im Beispiel rechts handelt es sich um einen dreidimensionalen Merkmalsraum der durch Feature 1 – 3 aufgespannt wird.



Beispiel: Hund oder Katze?

Idee: „Hunde sind schwerer als Katzen.“

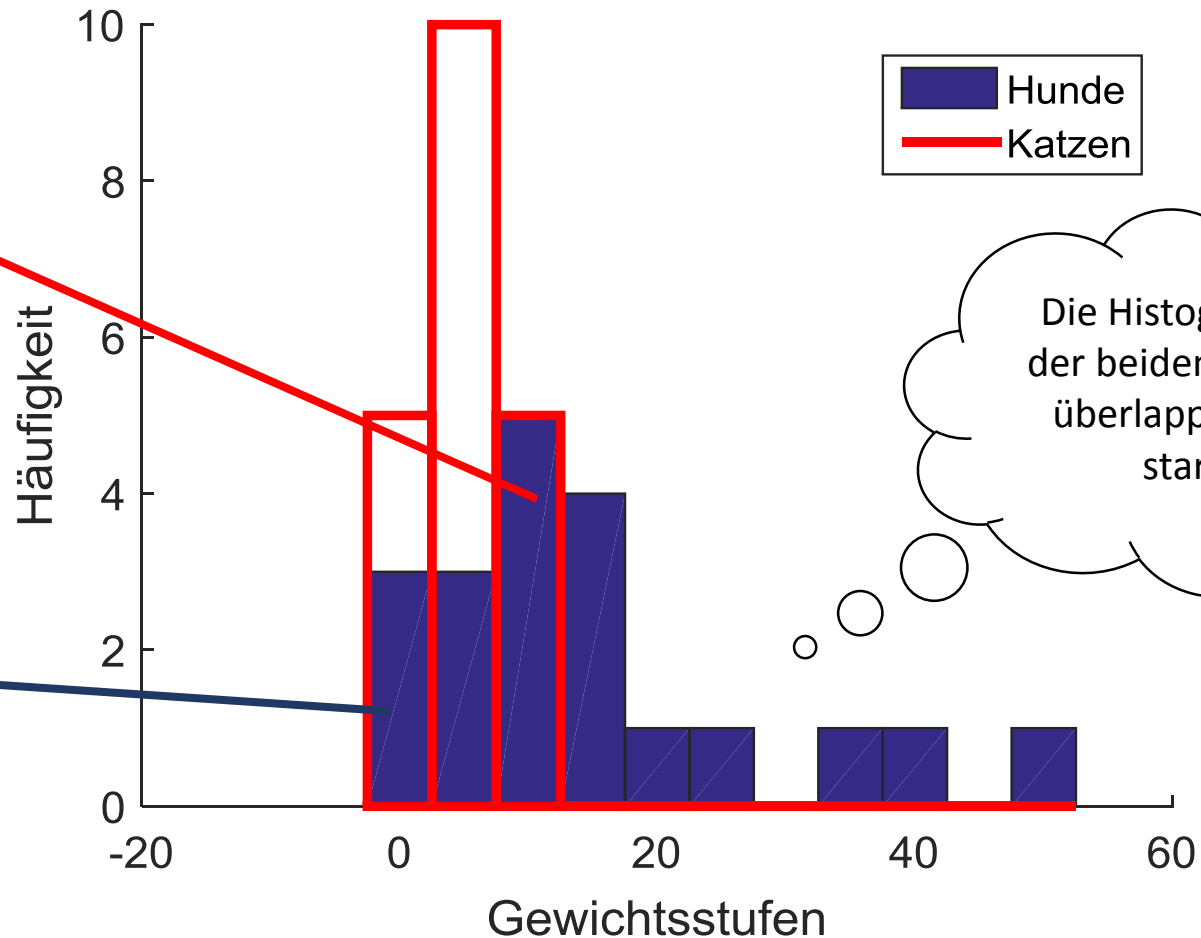
Merkmal: Gewicht

Um die Verteilung eines Merkmals für eine Klasse zu visualisieren, kann man ein Histogramm erstellen.

Histogramme zeigen wie häufig verschiedene Merkmalsausprägungen auftreten. Auf der Abszisse (x-Achse) trägt man die Merkmalsausprägungen ein und auf der Ordinate (y-Achse) ihre Häufigkeit.



Beispiel: Hund oder Katze?



Die Histogramme der beiden Klassen überlappen sich stark.

Beispiel: Hund oder Katze?

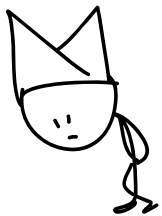
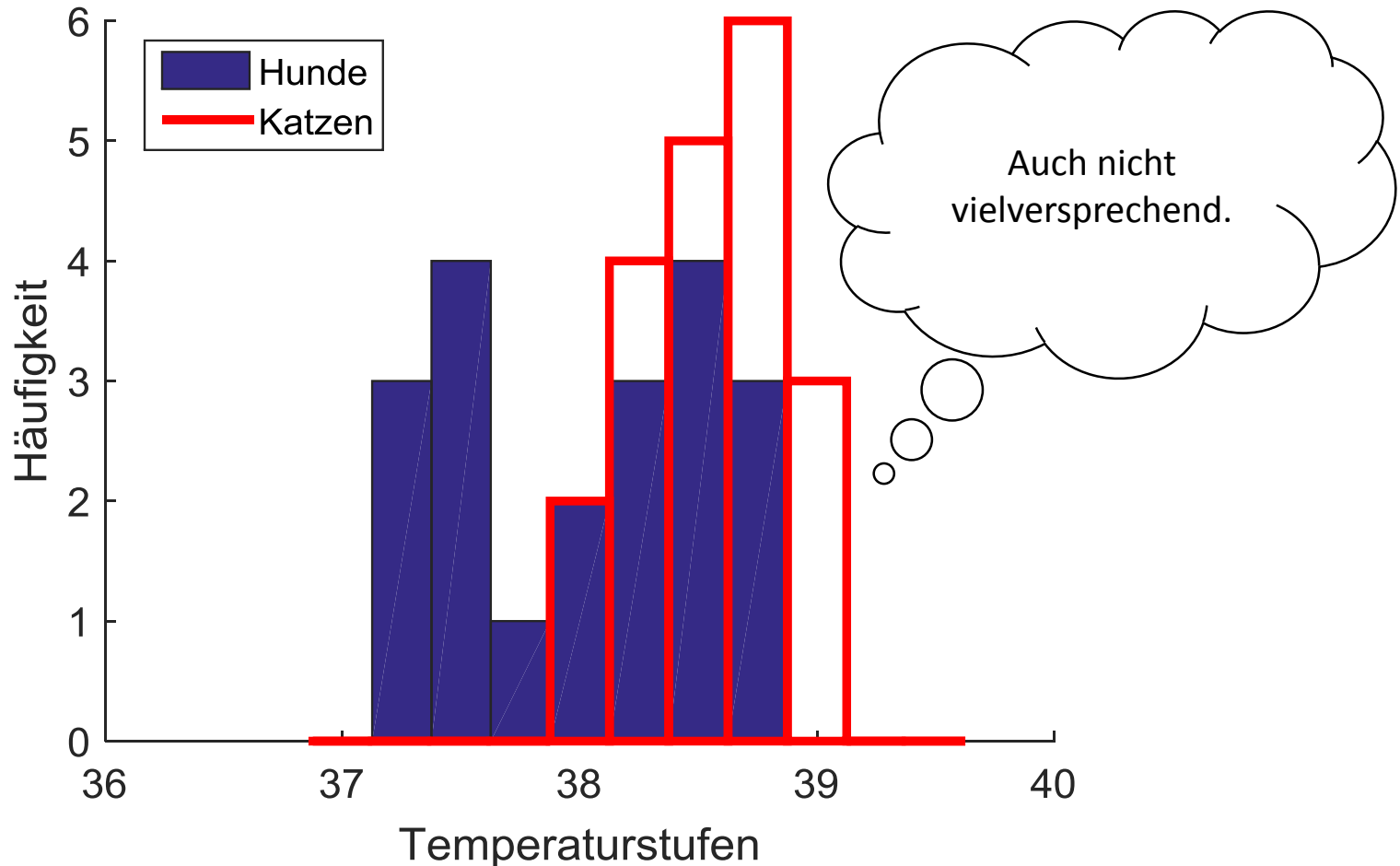
Im Idealfall findet man ein Merkmal dessen Histogramme beider Klassen nicht überlappen.

Weiter im Beispiel

Idee: „Katzen haben generell eine höhere Körpertemperatur als Hunde.“

Merkmal: Temperatur

Beispiel: Hund oder Katze?



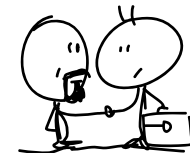
Beispiel: Hund oder Katze?

Kombination von zwei oder mehreren Merkmalen führt oft zu besseren Ergebnissen.

Mehr Merkmale sind aber nicht zwingend besser! Ungeeignete Merkmale oder eine unpassende Kombination kann zu schlechteren Ergebnissen führen, als ein einzelnes, sorgfältig ausgewähltes Merkmal.

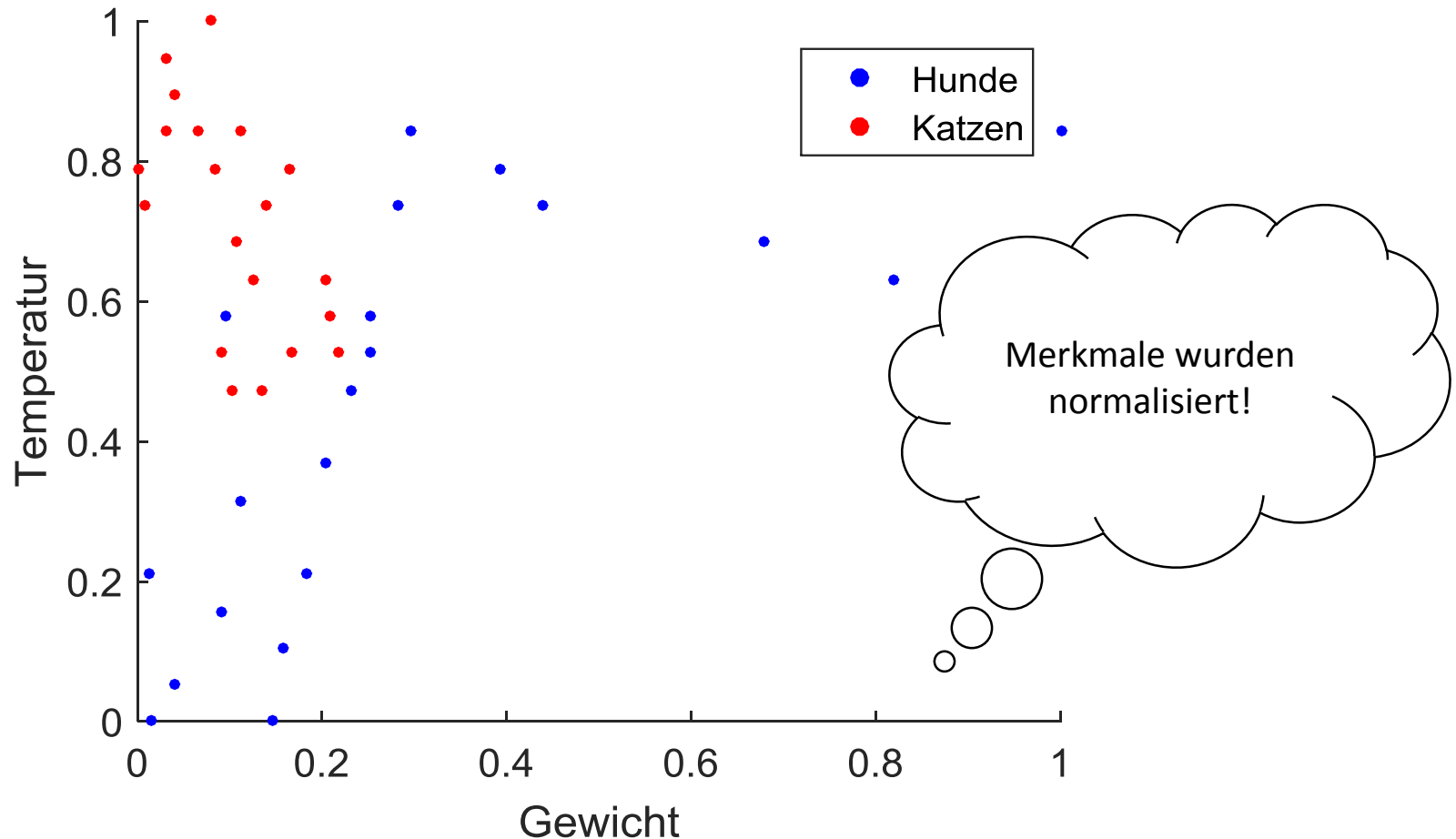


Weiter im Beispiel ...



Idee: „Kombination von Gewicht und Temperatur.“

Beispiel: Hund oder Katze?



Modellauswahl

Die Qual der Wahl ...

- eines geeigneten Modells / Klassifikators
- dieser Prozess arbeitet eng mit der Merkmalsselektion zusammen

Was macht einen guten Klassifikator aus?

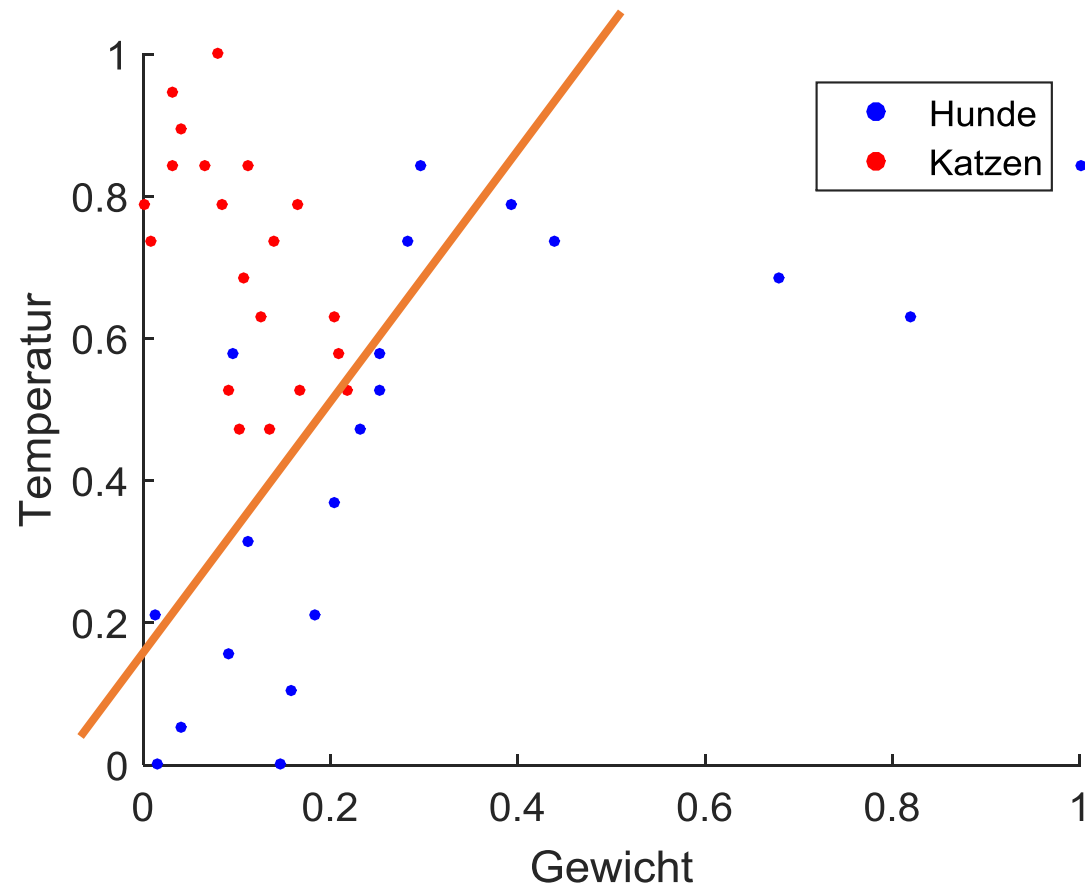
1. Minimiert Fehler (= Muster wird einer falschen Klasse zugeordnet)
2. Besitzt hohe Generalisierungsfähigkeit



Beispiel: Hund oder Katze?

lineares Modell

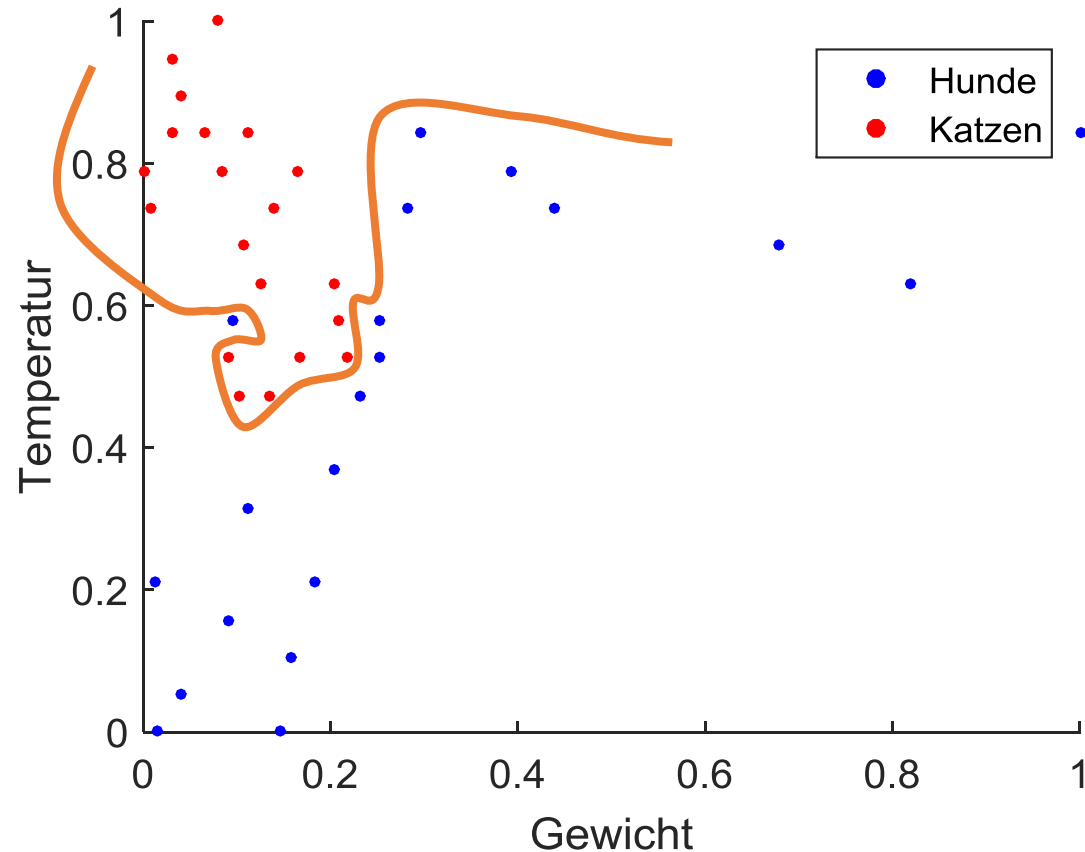
- Klassifikator ist nicht in der Lage das Trainingsset fehlerfrei zu unterscheiden
- Lineare Entscheidungsgrenze ist ein zu einfaches Modell
- „underfitting“



Beispiel: Hund oder Katze?

komplexes Modell

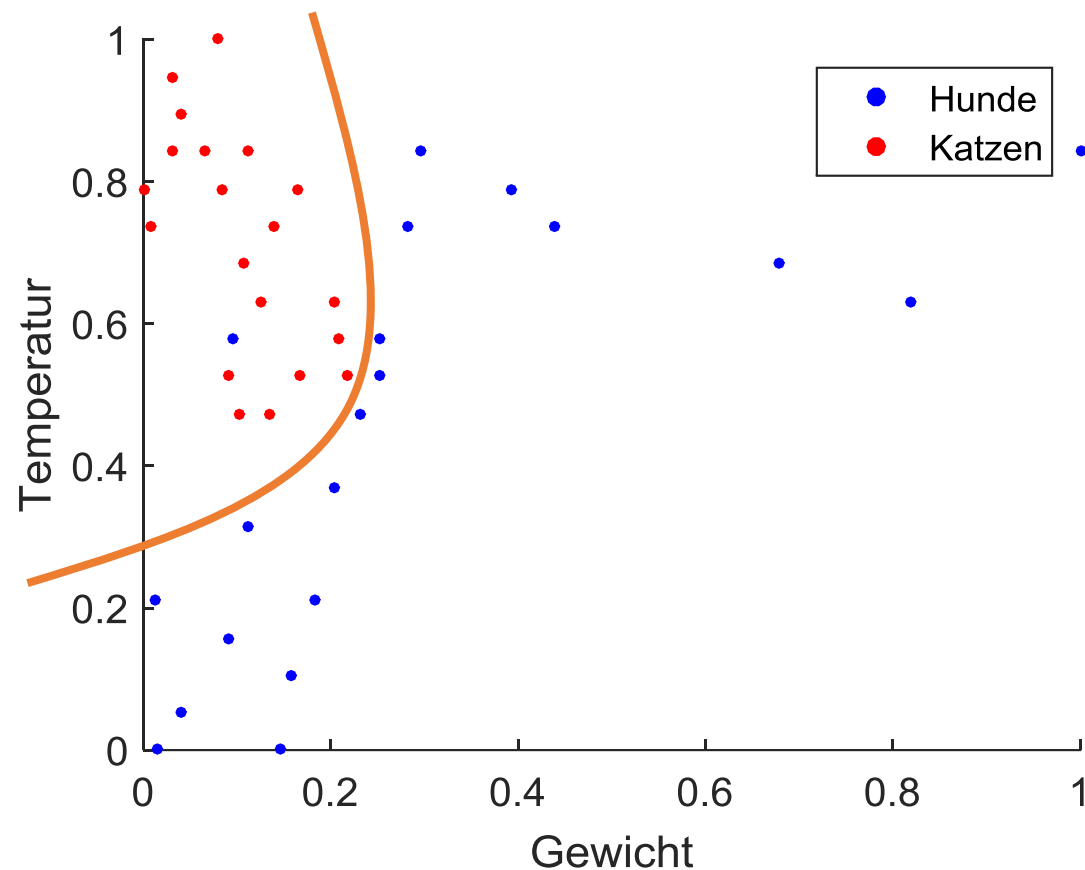
- fehlerfreie Klassifikation auf Trainingsset
- komplexe Entscheidungsgrenze
- sehr schlechte Generalisierungsfähigkeit
- „overfitting“



Beispiel: Hund oder Katze?

Modell „mittlerer“ Komplexität

- Kompromiss zwischen Fehlerrate und Generalisierungsfähigkeit



Training des Klassifikators

Was wird trainiert?

- Modelle/Klassifikatoren haben Parameter
- beim Training werden diese Parameter mit Hilfe des Trainingsets geschätzt/bestimmt



Training wird auch oft als “**Learning**” bezeichnet. Beim “Learning” werden die unbekannten Parameter des Modells “optimiert”, sodass die Fehler im Trainingsset minimiert werden.



Wie wird trainiert?

... oder gelernt

Supervised Learning: Klassenzugehörigkeit für jedes Muster im Trainingsset ist bekannt (→ Ground Truth).



Unsupervised Learning: Klassenzugehörigkeiten sind unbekannt. Das ME-System bildet sogenannte „Cluster“, um die Muster zu gruppieren / zu unterscheiden.

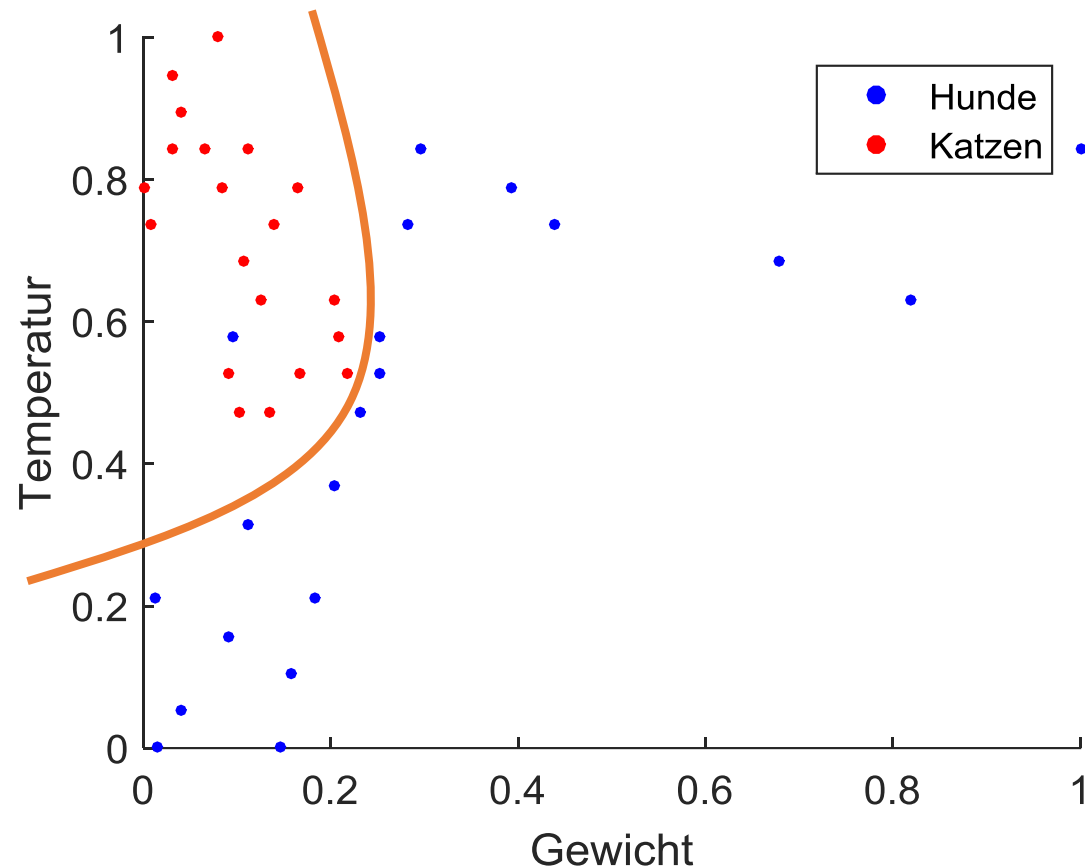


Zusätzlich gibt es noch „Mischformen“ (Reinforcement Learning, Semi-Supervised Learning).

Beispiel: Hund oder Katze?

Supervised Learning

- für einen Teil seiner Patienten hat der Arzt Bilder von den Besitzern erhalten
- Trainingsset besteht aus 40 Mustern: 20 Hunde und 20 Katzen



Evaluierung

Im Design Prozess ...

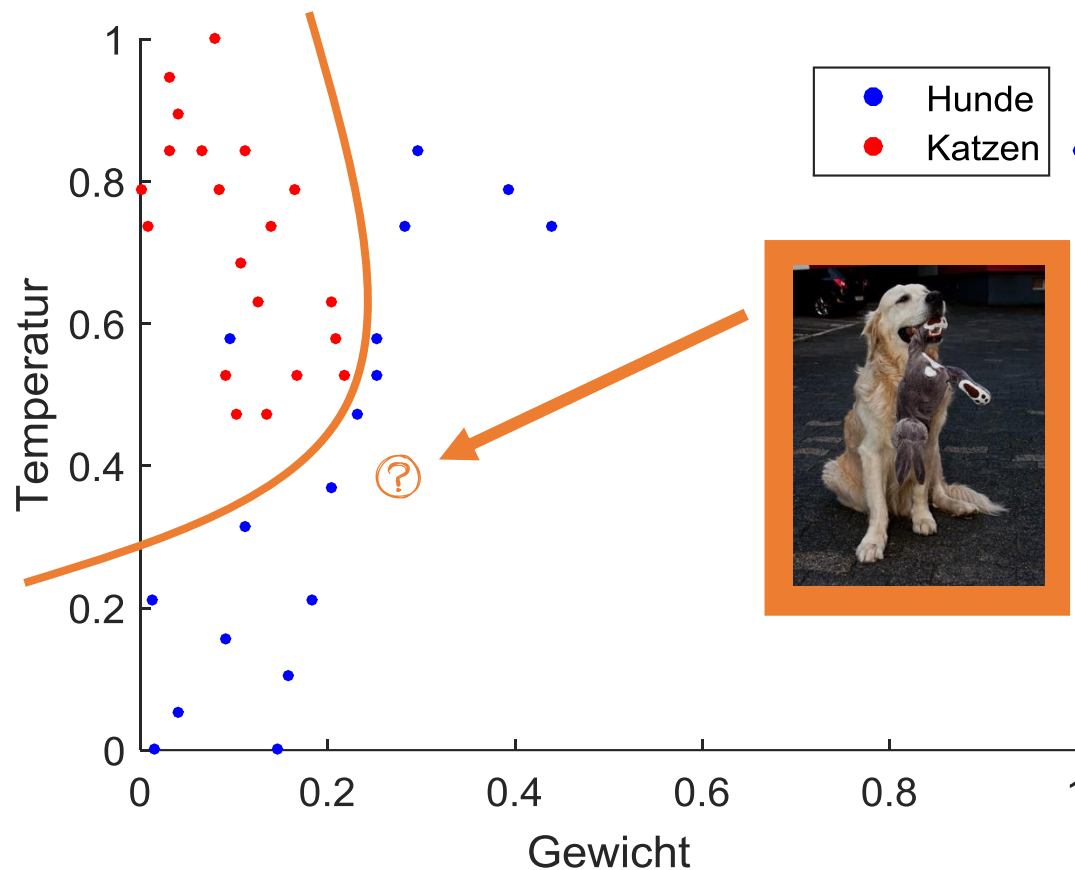
... wird ständig evaluiert

- Eignung der Merkmale und ihre Kombination
- Fehlerrate und Generalisierungsfähigkeit des Modells
- Auswahl der Muster im Trainingsset
- Größe des Trainingssets
- etc.



In der Anwendung ...

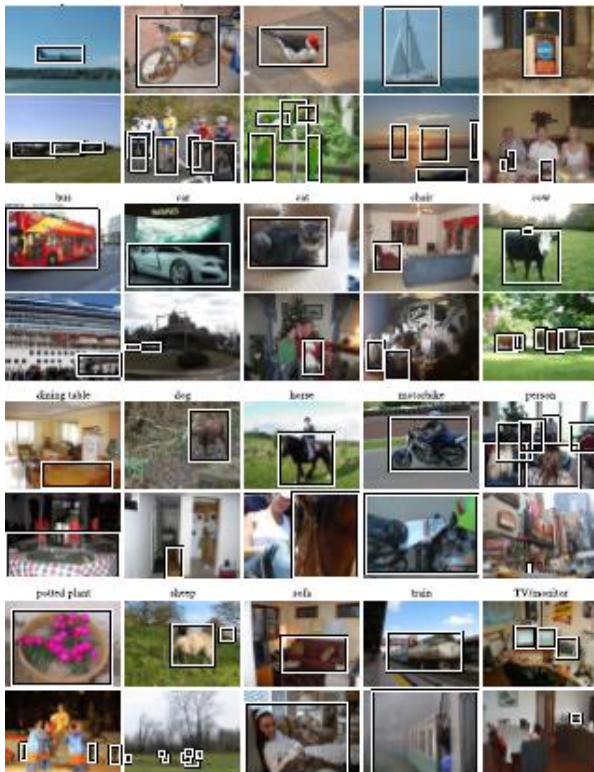
... durch unbekannte Muster aus einem „Testset“.



Im Wettbewerb ...

- PASCAL VOC: 2006
20 Klassen

- Caltech256: 2006
256 Klassen



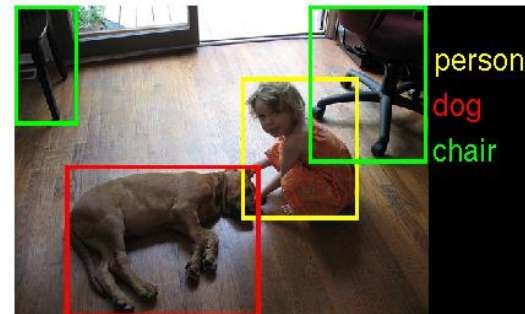
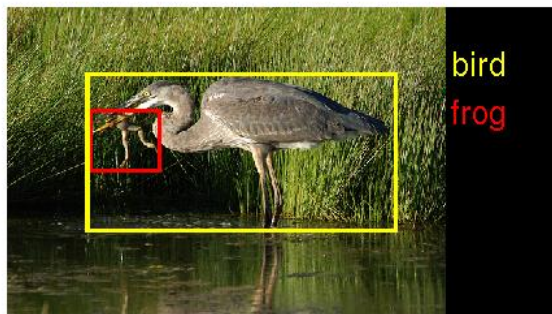
Im Wettbewerb ...

- [Imagenet](http://image-net.org): 2009 - heute
21.841 Klassen
mehr als 14 Millionen Bilder

IMAGENET

Imagenet Challenge 2014

Quelle: <http://image-net.org/challenges/LSVRC/2014/>



Herausforderung ME

- Menge und Verteilung der Daten
- „Clutter“ und „Noise“
- Anzahl der zu unterscheidenden Klassen
- Skalierbarkeit der Modelle
 - von 20 auf 20.000 Klassen?!?



Einfache Beispiele

Problemstellung

- **Input:** Bild mit Muttern und Schrauben
- **Output:** Klassifikation jedes Objekts als Mutter oder Schraube

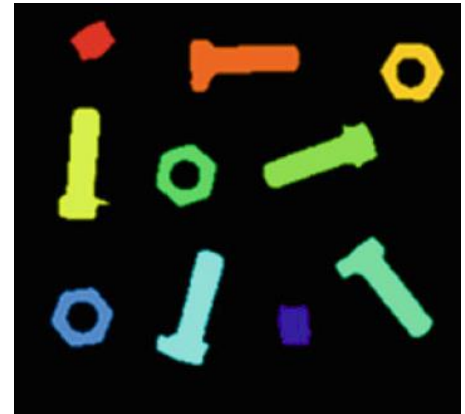
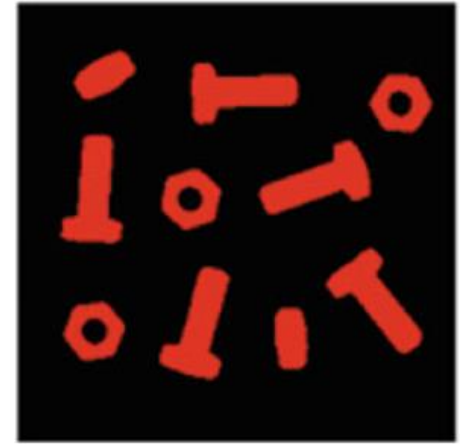


Datenerfassung & Vorverarbeitung

- **Datenerfassung:**
Fotokamera

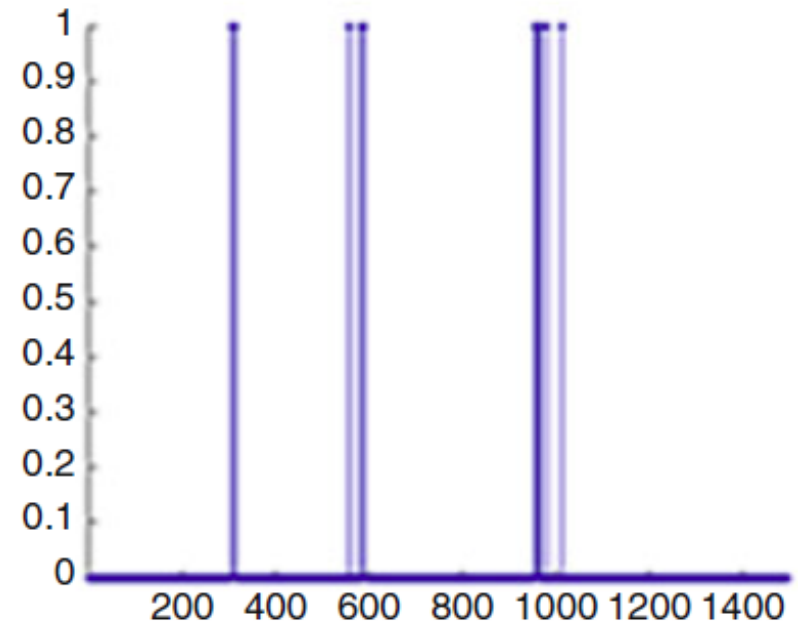
- **Vorverarbeitung:**

- Segmentierung von Vordergrund (rot) und Hintergrund (schwarz)
- Auffinden der Zusammenhangskomponenten (CCL = Connected Component Labeling)



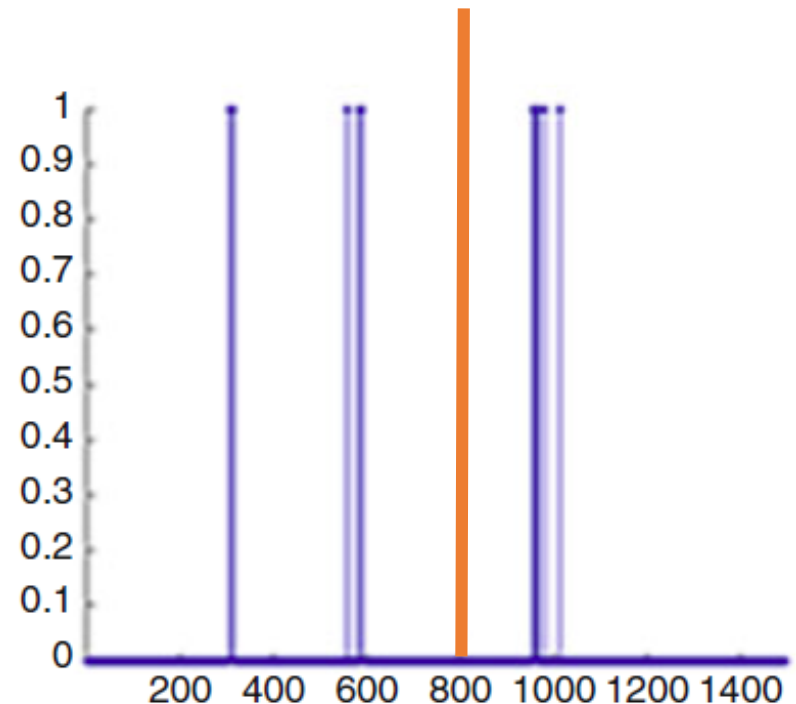
Merkmalsextraktion & - selektion

- **Ausgewähltes Merkmal:**
Fläche (Moment Nullter
Ordnung)
- **Extraktion:** Zählen der
Vordergrundpixel jeder Region



Modellauswahl & Training

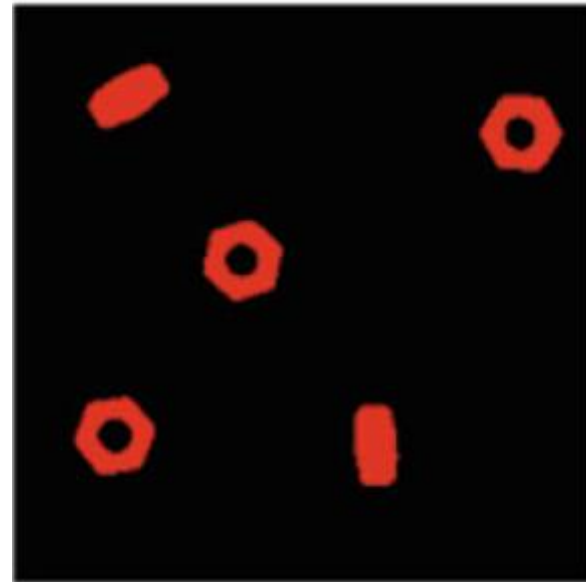
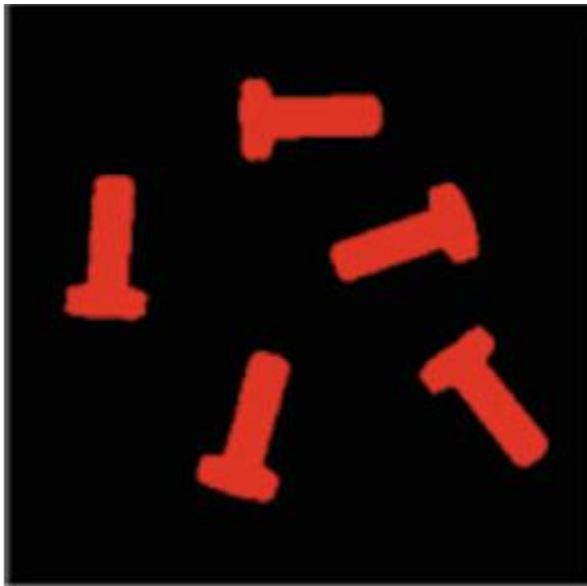
- **Modell:** Threshold
- **Training:** Supervised Learning mit Hilfe von Trainingsbildern



Evaluierung

... auf Eingabebild

- fehlerlose Klassifizierung durch Modell möglich
- Fehlerrate = 0%



Problemstellung

- **Input:** Bild mit Buchstaben beliebiger Größe und Orientierung
- **Output:** Klassifikation jedes Buchstabens als A, B, C, D oder E



Datenerfassung & Vorverarbeitung

- **Datenerfassung:**
Fotokamera
- **Vorverarbeitung:**
 - Segmentierung von Vordergrund (schwarz) und Hintergrund (weiß)
 - Auffinden der Zusammenhangskomponenten (CCL)



Merkmalsextraktion & - selektion

- **Ausgewählte Merkmale:**

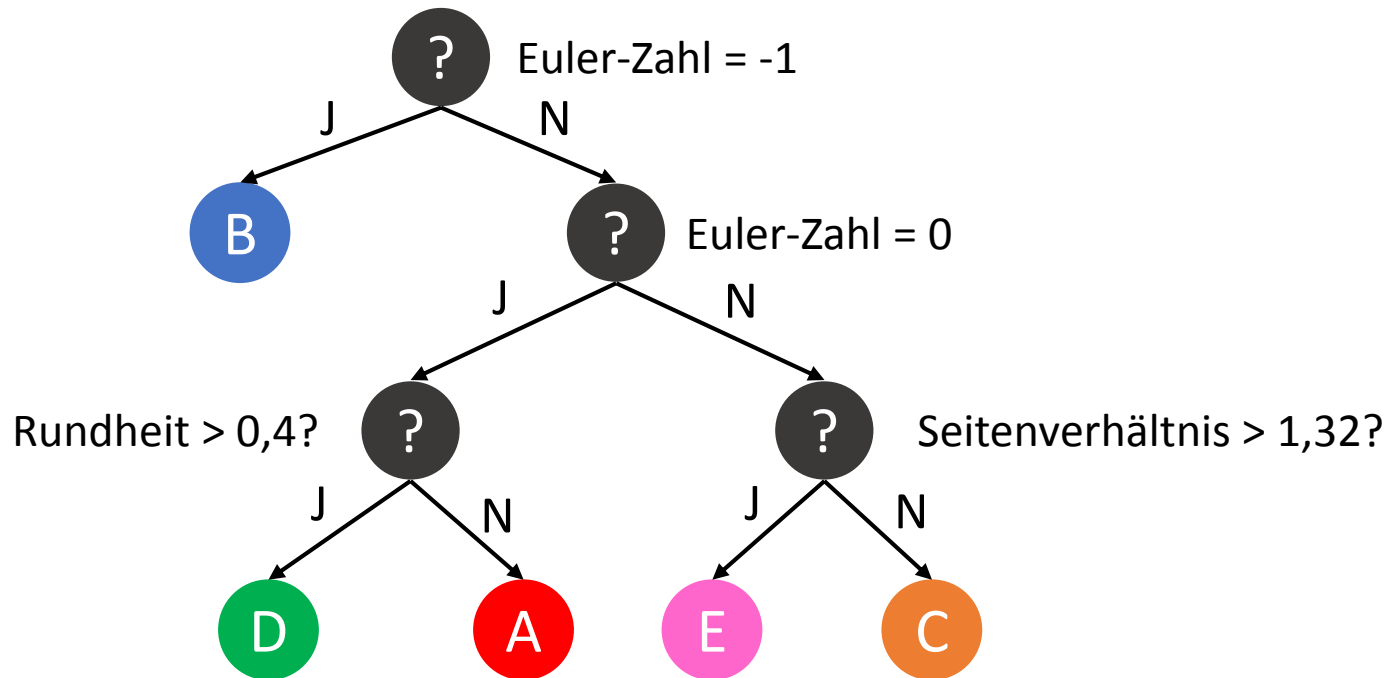
- Euler-Zahl \rightarrow Anzahl der Zusammenhangskomponenten – Anzahl der Löcher
- Seitenverhältnis \rightarrow größter Durchmesser / kleinster Durchmesser orthogonal darauf
- Rundheit (circularity) $\rightarrow \frac{4\pi A}{P^2}$ (wobei A die Fläche und P der Durchmesser ist)

- **Extraktion:**

- aus jeder Zusammenhangskomponente (Binärregionen)

Modellauswahl & Training

- **Modell:** Entscheidungsbaum
- **Training:** Supervised Learning anhand von Trainingsbildern



Evaluierung

... auf Eingabebild

- fehlerlose Klassifizierung durch Entscheidungsbaum
- Fehlerrate = 0%

