# Mathematische Grundlagen III

## Maschinelles Lernen III: Clustering

Vera Demberg

Universität des Saarlandes

17. Juli 2012

# Clustering vs. Klassifikation

In den letzten beiden Vorlesungen haben wir uns mit Klassifikationsalgorithmen (Naive Bayes Classifier und Entscheidungsbäumen) beschäftigt.

Heute schauen wir uns Methoden für **Clustering** an.

## Unterschiede Klassifikation und Clustering

- Bei der Klassifikation werden Instanzen vordefinierten Klassen zugeordnet $\rightarrow$ **supervised**
- Beim Clustering entdeckt der Algorithmus "natürliche" Klassen, die die Instanzen in Gruppen mit ähnlichen Eigenschaften teilen $\rightarrow$ **unsupervised**
- Deutscher Begriff: *Ballungsanalyse*

# Wozu Clustering verwenden?

## Explorative Datenanalyse

Um ein Gefühl für die vorhandenen Daten und ihre Eigenschaften zu gewinnen

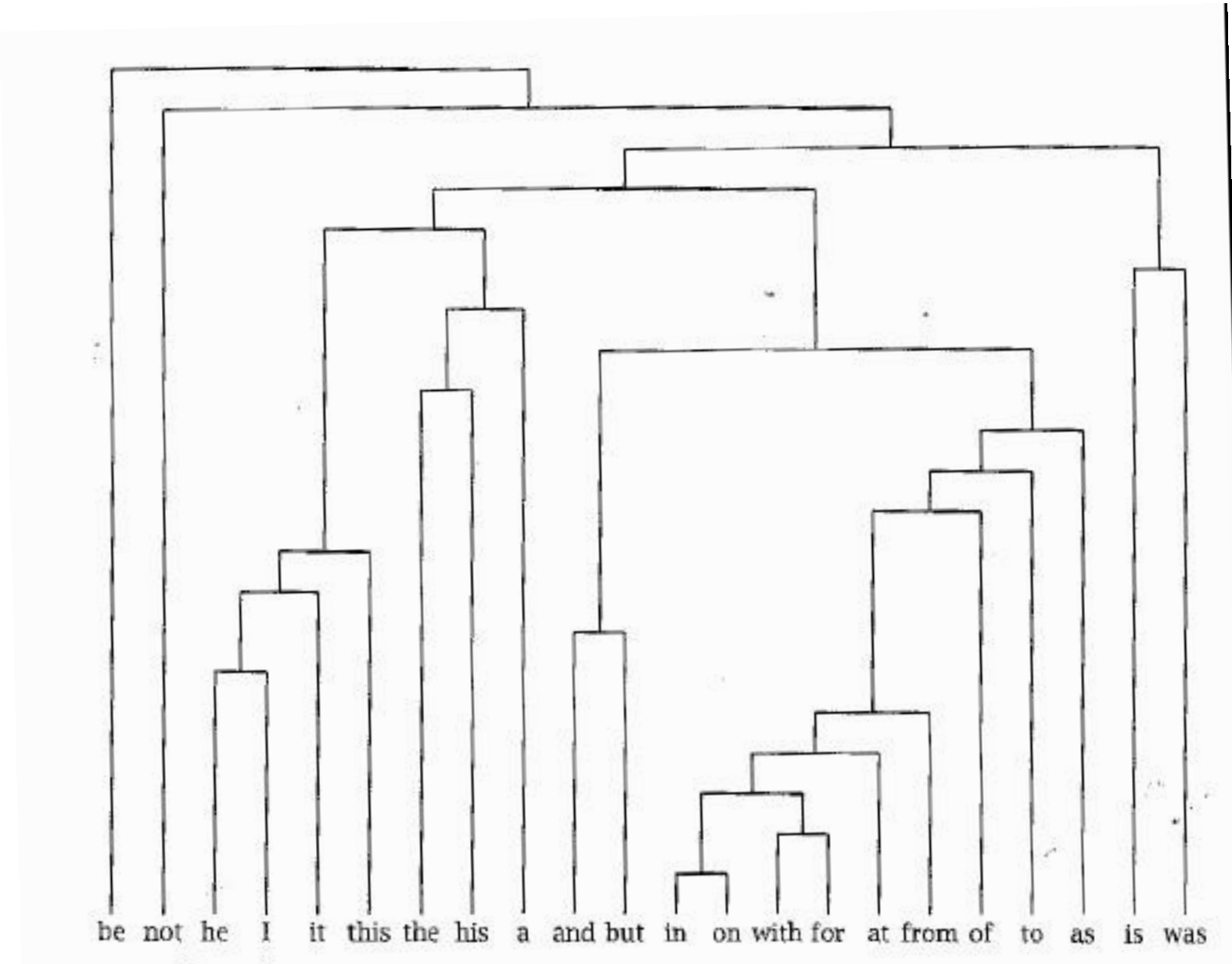
## Binning

Instanzen entdecken, die sich ähnlich verhalten und daher ähnlich behandelt werden können, um Abhilfe bei Sparse-Data-Problemen zu schaffen

## Beispiel:

- In einem Korpus findet man die Sequenzen *"am Donnerstag"* und *"am Freitag"* sowie *"donnertags"* und *"freitags"*
- Außerdem hat man *"am Montag"*, aber *montags* kommt nicht vor
- Wenn wir wissen, dass *Donnerstag*, *Freitag* und *Montag* sich syntaktisch ähnlich verhalten, können wir *montags* inferieren

# Beispiel: häufige englische Wörter



# Inhaltsverzeichnis

# Inhaltsverzeichnis

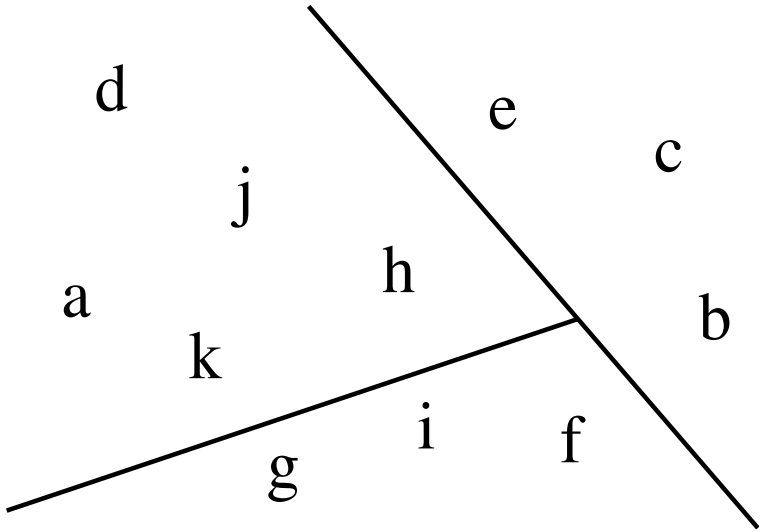
# Arten von Clustering

Clusteringalgorithmen können verschiedene Arten von Clustern erzeugen:

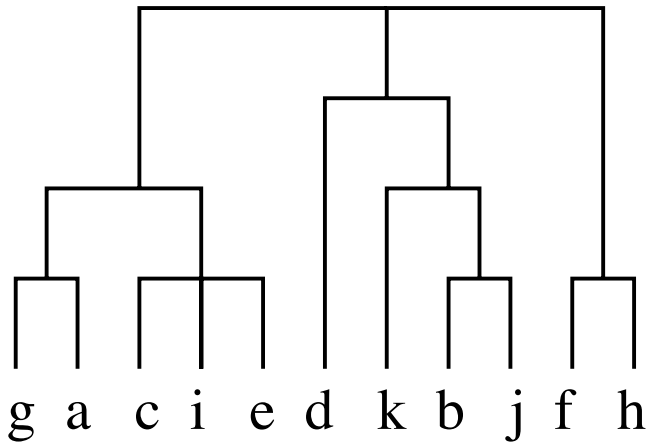
- **Iterativ:** Der Algorithmus beginnt mit einer Anfangsmenge von Clustern und verbessert diese immer weiter.
- **Hierarchisch oder flach:** hierarchische Algorithmen generieren eine Hierarchie von Clustern, sodass es verschiedene Granularitäten gibt. Bei flachen Algorithmen gibt es nur ein Granularitätslevel und alle Cluster sind gleichwertig.
- **Disjunktiv:** Eine Instanz kann mehreren Clustern zugeordnet werden.
- **Hart oder weich:** Bei hartem Clustering wird jede Instanz genau einem Cluster zugeordnet, bei weichem Clustering wird eine Instanz einem Cluster mit bestimmter Wahrscheinlichkeit zugeordnet.

# Verschiedene Clustering-Arten

## Flach



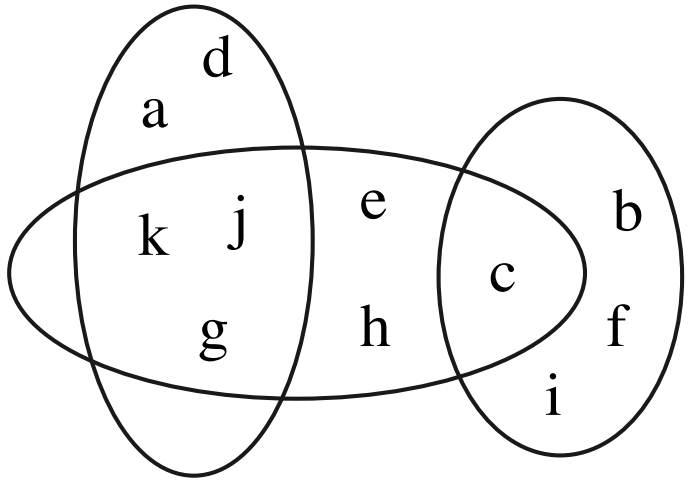

## Hierarchisch (Dendrogramme)



# Verschiedene Clustering-Arten

## Disjunktiv

Instanzen können mehreren Cluster angehören




## Probabilistisch oder *"soft"*

Für jeden Cluster wird eine Wahrscheinlichkeit angegeben, dass eine Instanz ihm zugeordnet wird

| | 1 | 2 | 3 |
|---|---|---|---|
| a | 0.4 | 0.1 | 0.5 |
| b | 0.1 | 0.8 | 0.1 |
| c | 0.3 | 0.3 | 0.4 |
| d | 0.1 | 0.1 | 0.8 |
| e | 0.4 | 0.2 | 0.4 |
| f | 0.1 | 0.4 | 0.5 |
| g | 0.7 | 0.2 | 0.1 |
| h | 0.5 | 0.4 | 0.1 |

# Inhaltsverzeichnis

# Eigenschaften von Clusteringalgorithmen

**Hierarchisches Clustering**

- gut für detaillierte Datenanalyse
- mehr Information als flaches Clustering
- bester Algorithmus hängt von der Anwendung ab
- weniger effizient als flaches Clustering

**Flaches Clustering**

- gut, wenn Effizienz wichtig ist
- **k-means Clustering** ist ein einfacher Algorithmus dafür, Resultate oft ausreichend.
- Voraussetzung für k-means clustering: Daten können in Euklidischen Raum dargestellt werden.
- Alternativ: EM Algorithmus

# Inhaltsverzeichnis

# Hierarchisches Clustering

Beim hierarchischen Clustering wollen wir einen Baum generieren, der beschreibt, wie stark sich die verschiedenen Instanzen / Gruppen von Instanzen ähneln.

- **Bottom-up** agglomeratives Clustering
  Jede Instanz ist ein Cluster. Gruppiere die zwei ähnlichsten Cluster zu einem neuen Cluster.
- **Top-down** divisives Clustering
  fange an mit Cluster, das alle Instanzen enthält, und teile das am wenigsten kohärente Cluster in zwei Cluster auf.

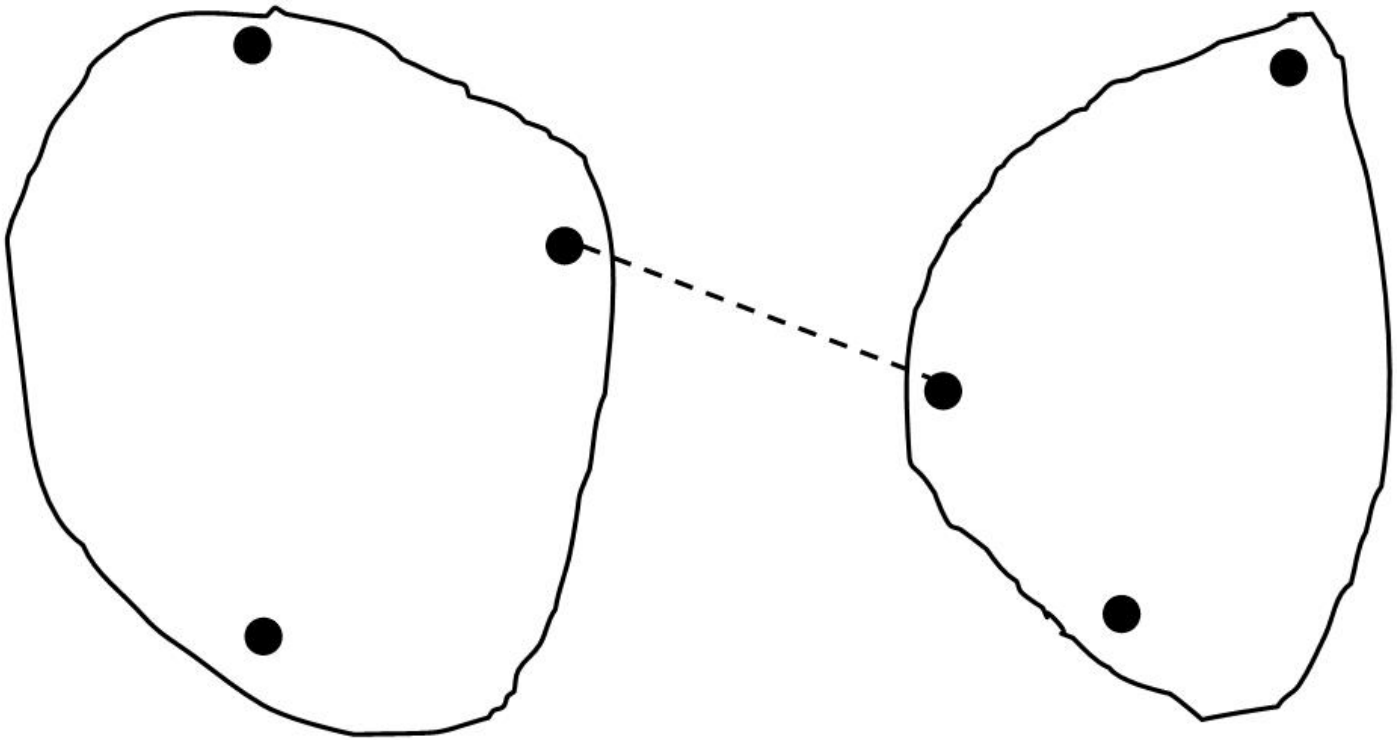
**Berechnung der Ähnlichkeit**

Single Link: Distanz der ähnlichsten Instanzen zweier Cluster

Complete Link: Distanz der entferntesten Instanzen zweier Cluster

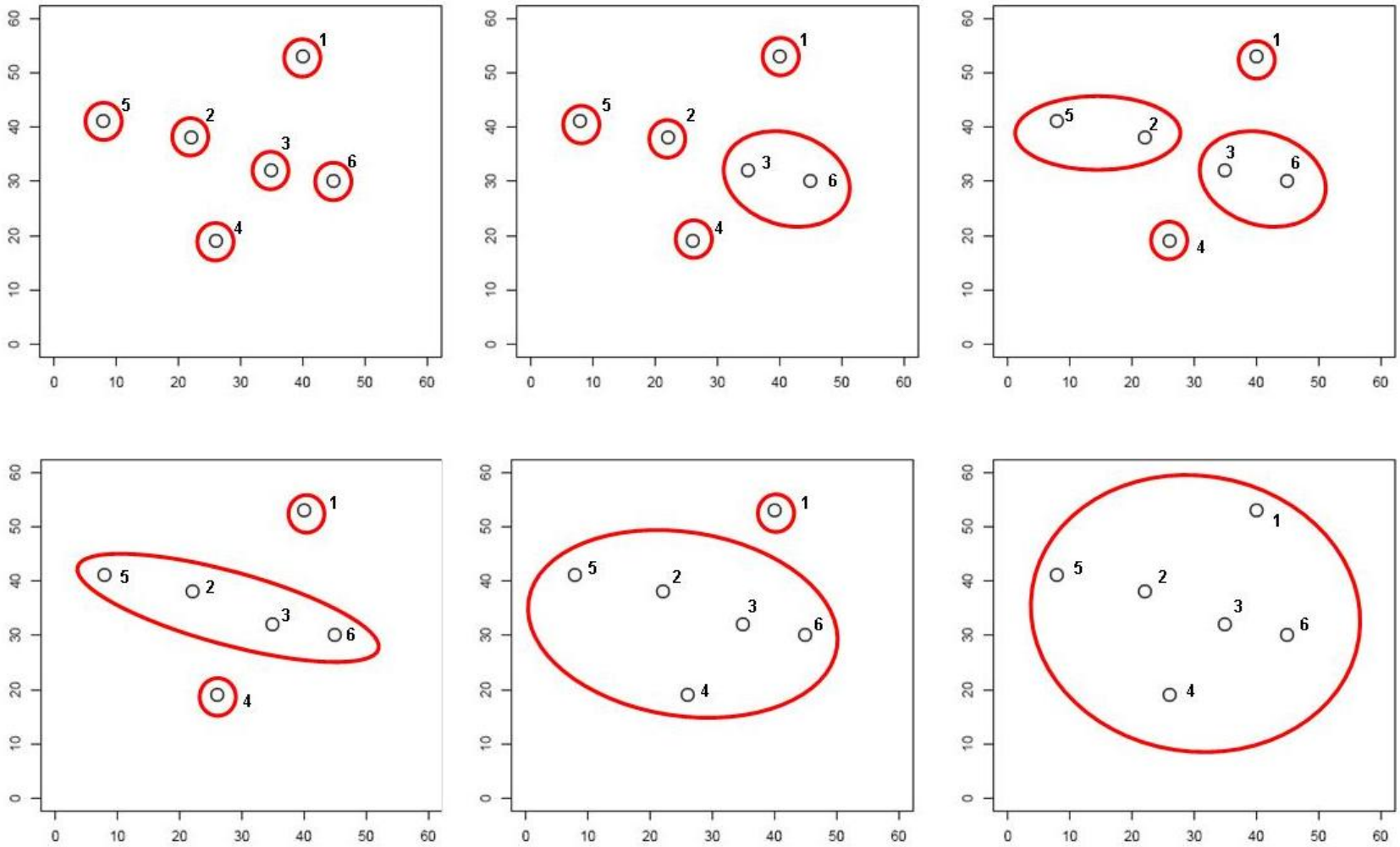
Group-Average: durchschnittliche Distanz der Instanzen zweier Cluster

# Single Link Clustering: Beispiel



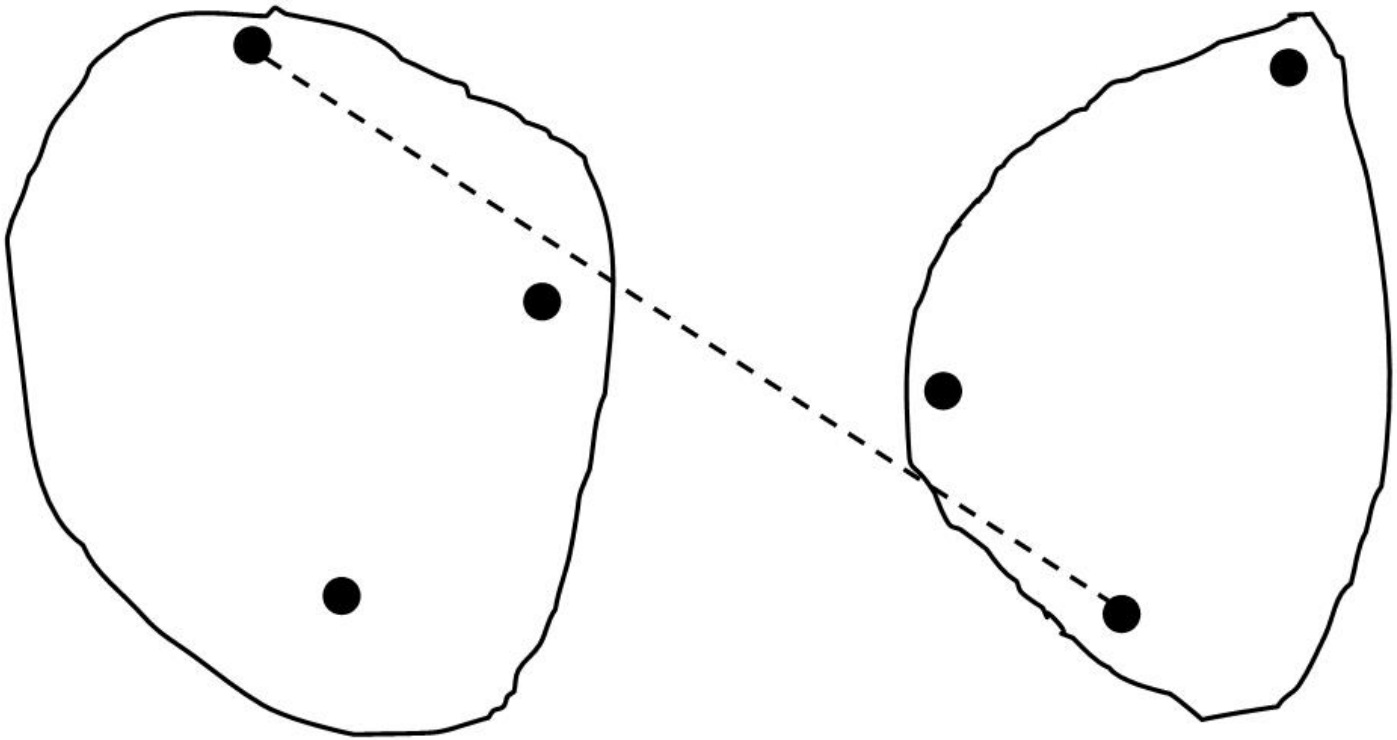
Graphik von Clustergruppe TU München

# Single Link Clustering: Beispiel



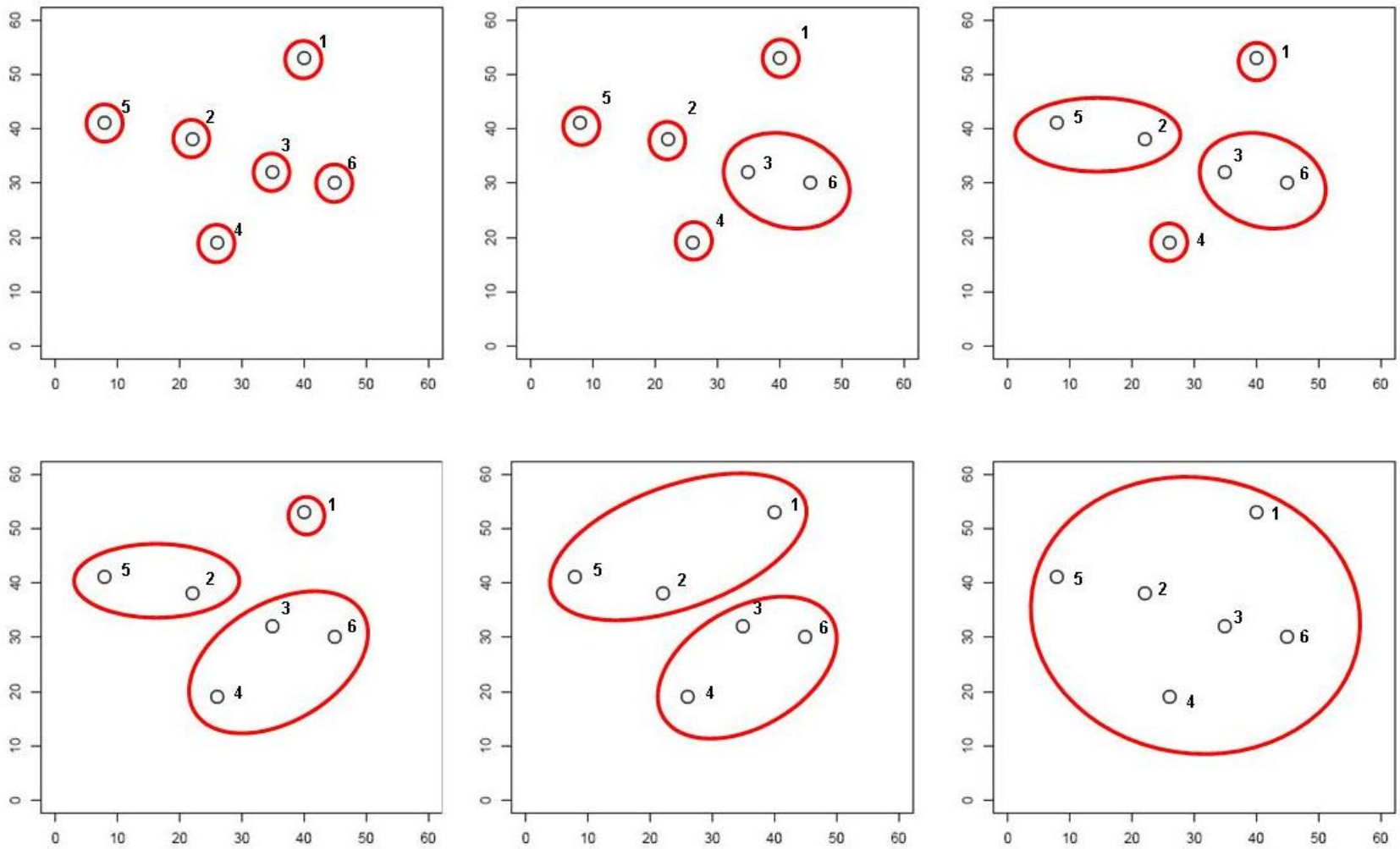

Graphik von Clustergruppe TU München

# Complete Link Clustering: Beispiel



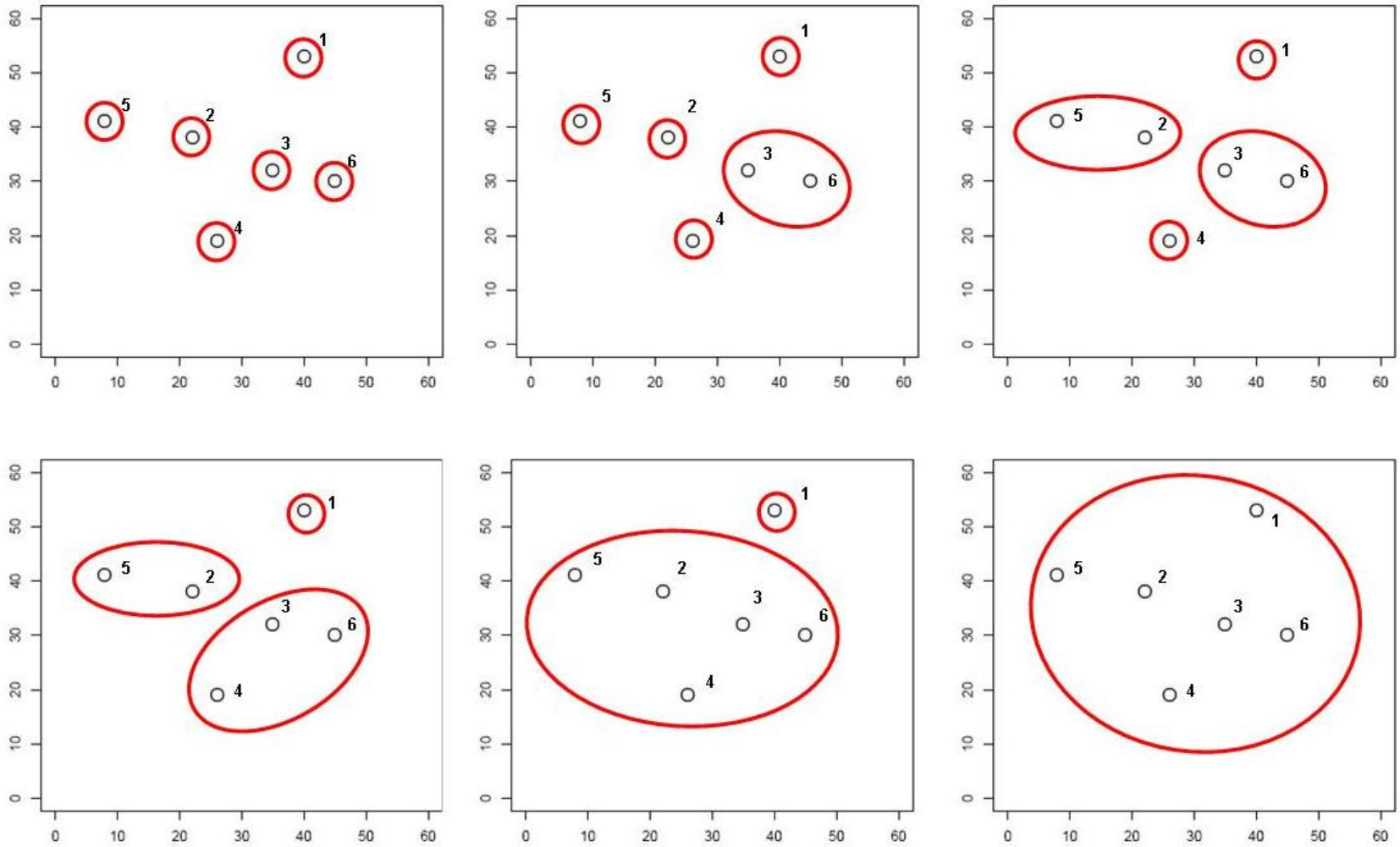
Graphik von Clustergruppe TU München

# Complete Link Clustering: Beispiel




Graphik von Clustergruppe TU München

# Group Average Clustering: Beispiel




Graphik von Clustergruppe TU München

# Ähnlichkeitsfunktionen beim Clustering

- single link, complete link, group-average
- single link führt zu elongierten Clustern
- complete link verhindert dies
- group-average beschreibt am "rundes" Clustering um einen Mittelpunkt.
- Welche Funktion angebracht ist, hängt von den Daten / der Anwendung ab.

# Inhaltsverzeichnis

# Iteratives distanz-basiertes Clustering

## Intuition bei *k-means*

- Bestimme $k$, die Anzahl der gewünschten Cluster
- Wähle $k$ beliebige Punkte als Cluster-Zentren aus
- Weise jede Instanz dem nächsten Cluster-Zentrum zu
- Berechne den Mittelpunkt für jeden Cluster und verwende ihn als neues Zentrum
- Weise alle Instanzen wieder dem nächsten Cluster-Zentrum zu
- Iteriere, bis alle Cluster stabil sind

# Iteratives distanz-basiertes Clustering

## Der Algorithmus

- Jede Instanz $\vec{x}$ im Training Set wird als Vektor mit einem Wert pro Attribut repräsentiert

$$\vec{x} = (x_1, x_2, \ldots, x_n)$$

- Die Distanz zwischen zwei Vektors $\vec{x}$ and $\vec{y}$ ist definiert als (euklidische Distanz):

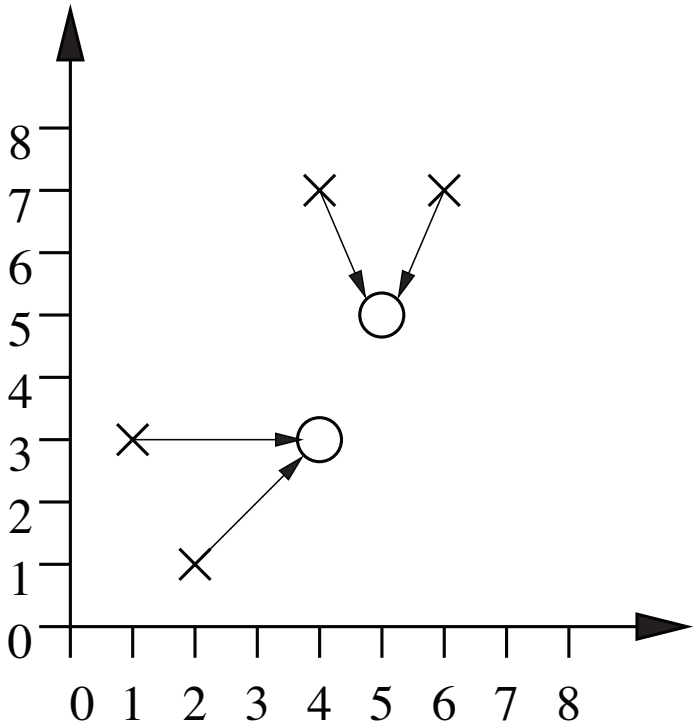
$$|\vec{x} - \vec{y}| = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (x_i - y_i)^2}$$

- Der Mittelpunkt $\vec{\mu}$ einer Menge Vektoren $c_j$ ist definiert als:

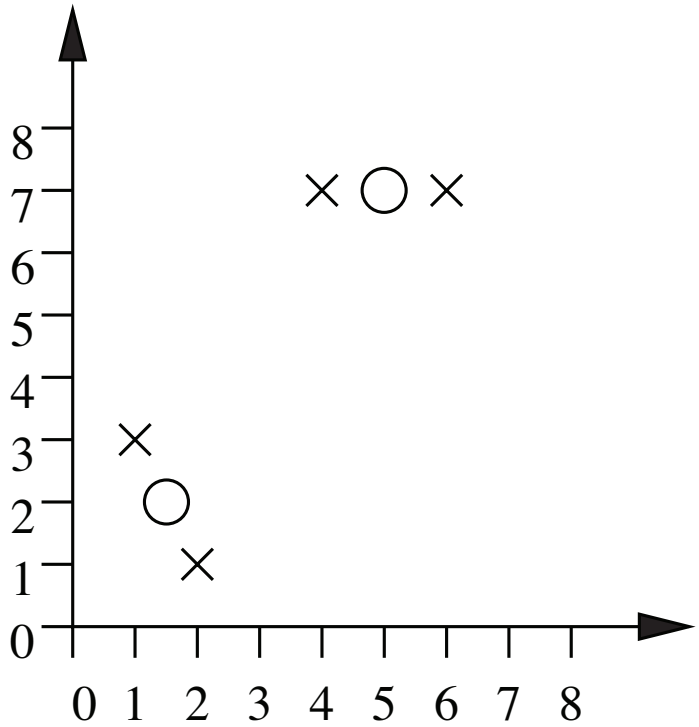
$$\vec{\mu} = \frac{1}{|c_j|} \sum_{\vec{x} \in c_j} \vec{x}$$

# Iteratives distanz-basiertes Clustering

## Beispiel

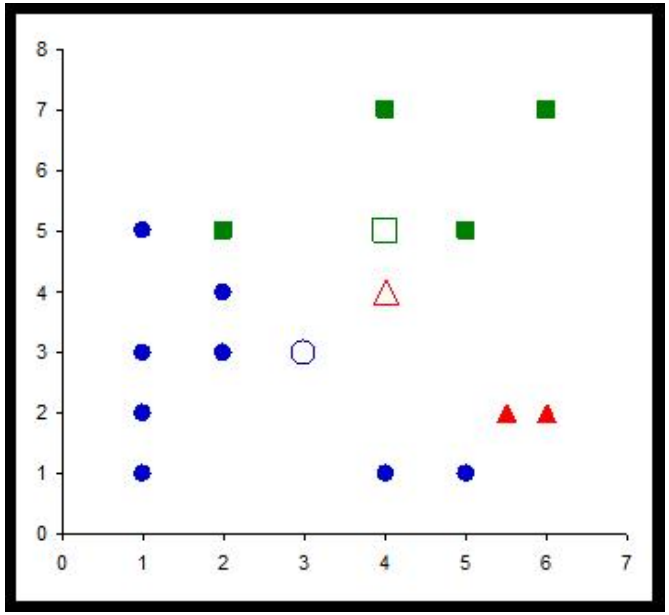



Die Instanzen (Kreuzchen) werden anfangs zum nächsten Cluster-Zentrum (Kreise) zugewiesen

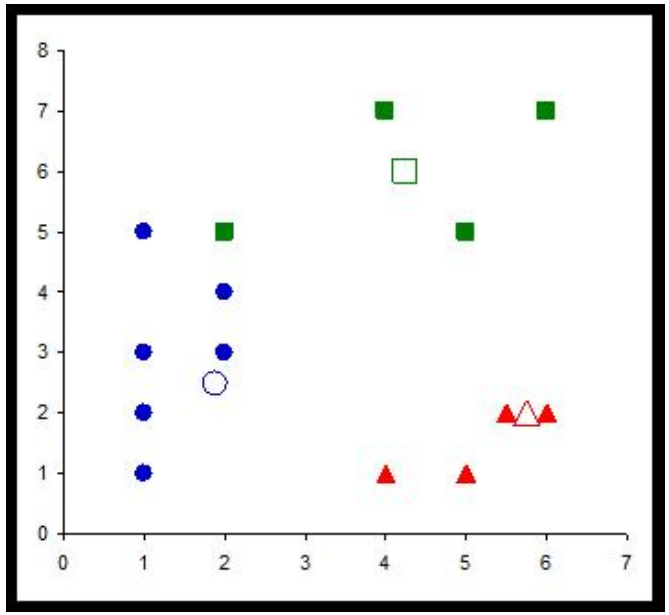



Der Mittelpunkt jedes Cluster wird dann berechnet und als neuen Zentrum verwendet

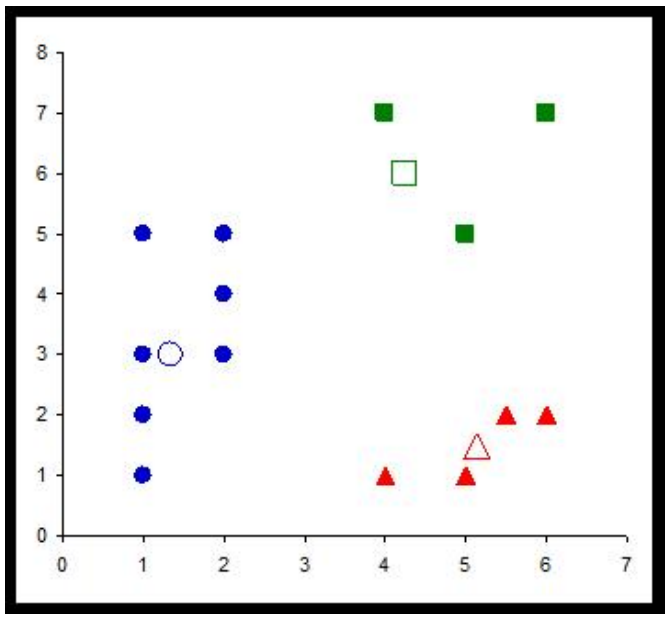
(a)



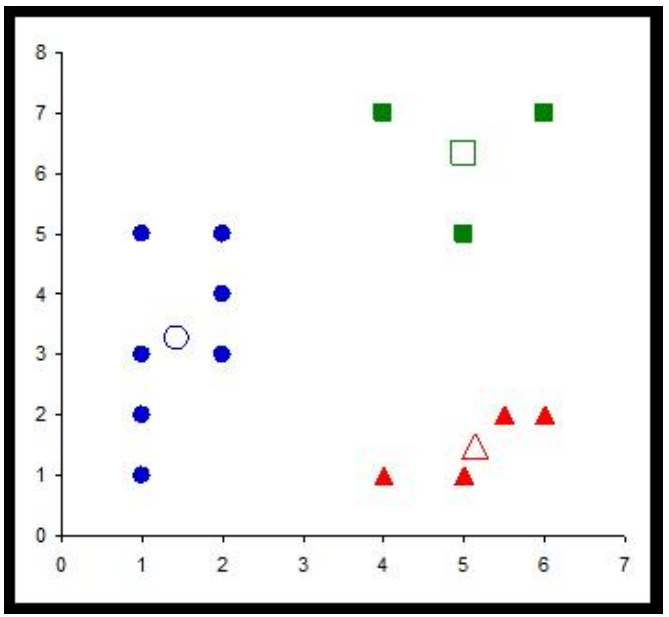

(b)




(c)




(d)




Weiteres Beispiel entnommen: Clustergruppe TU München

# Iteratives distanz-basiertes Clustering

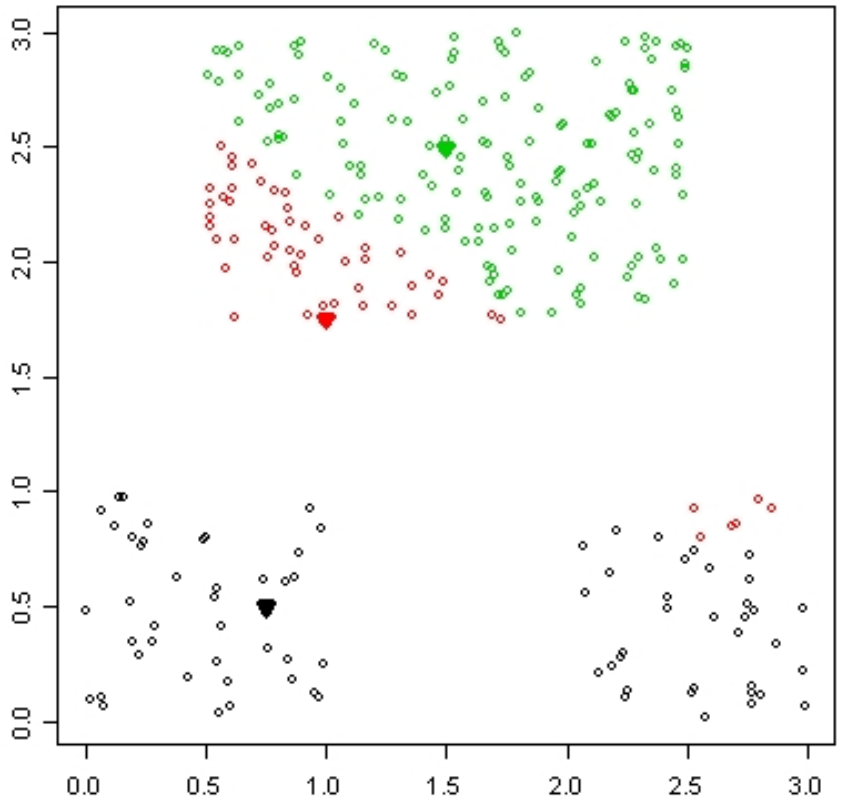
## Eigenschaften von k-means

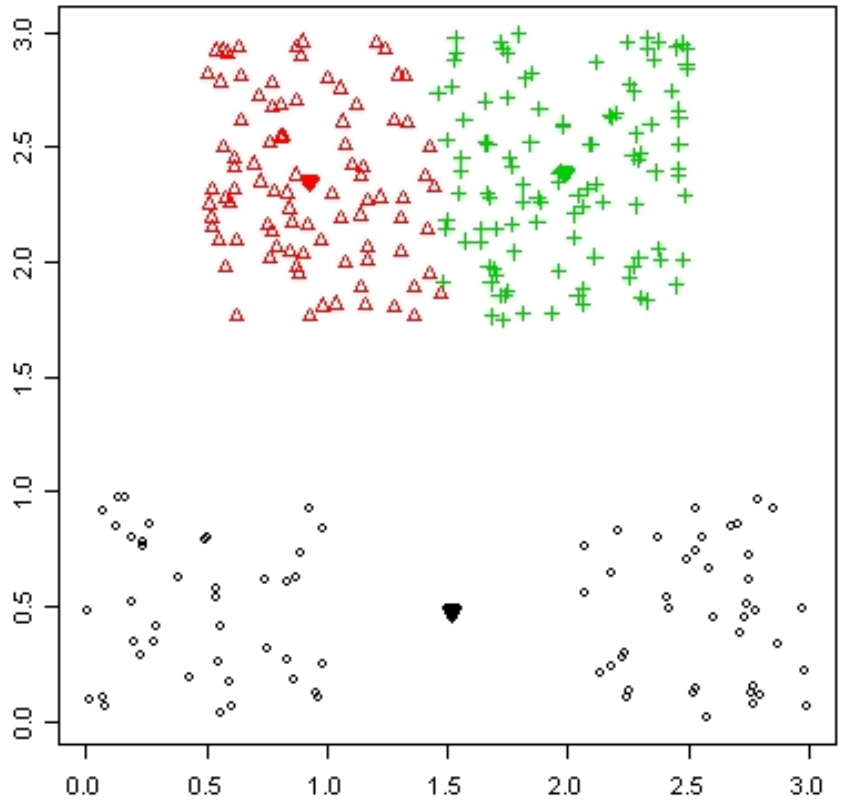
- Flaches Clustering-Verfahren
- Effizient bei großen Datenmengen
- Nicht geeignet für Nominaldaten
- Findet nur ein lokales Maximum, keine globales
- Die Cluster hängen stark ab von der initialen Wahl der Clusterzentren
- weiche Version von k-means: EM Algorithmus

# Iteratives distanz-basiertes Clustering

## Eigenschaften von k-means

- Findet nur ein lokales Maximum, keine globales
- Die Cluster hängen stark ab von der initialen Wahl der Clusterzentren
- weiche Version von k-means: EM Algorithmus

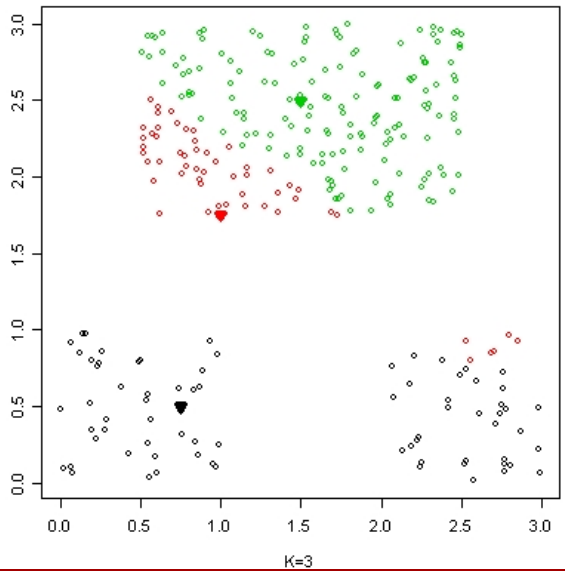


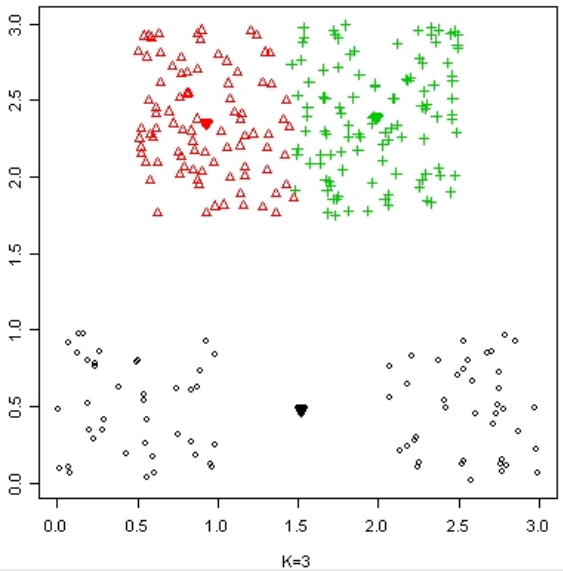



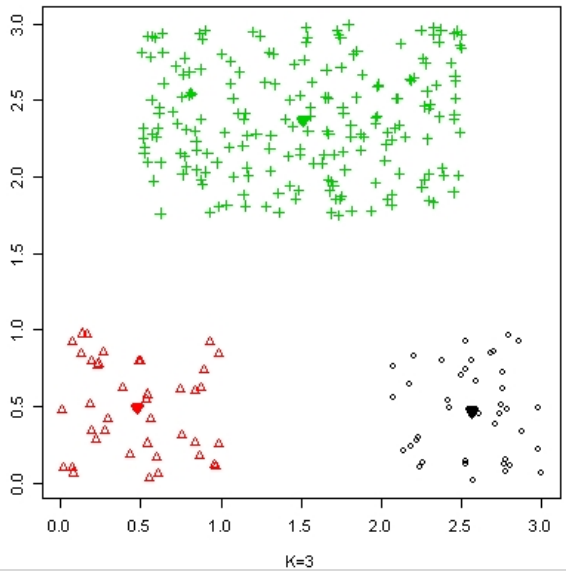
# Iteratives distanz-basiertes Clustering

## Eigenschaften von k-means

- Flaches Clustering-Verfahren
- Effizient bei großen Datenmengen
- Nicht geeignet für Nominaldaten
- Findet nur ein lokales Maximum, keine globales
- Die Cluster hängen stark ab von der initialen Wahl der Clusterzentren
- weiche Version von k-means: EM Algorithmus



# Iteratives distanz-basiertes Clustering

## Eigenschaften von k-means

- Flaches Clustering-Verfahren
- Effizient bei großen Datenmengen
- Nicht geeignet für Nominaldaten
- Findet nur ein lokales Maximum, keine globales
- Die Cluster hängen stark ab von der initialen Wahl der Clusterzentren
- Kann man für hierarchisches Clustering verwenden
  erst k-means mit k=2 anwenden, dann nochmal für jedes der beiden Cluster anwenden und so weiter.
- Andere Distanzmaße können verwendet werden
  (z. B. der Cosinus, siehe Seite 300 M&S '99)
- weiche Version von k-means: EM Algorithmus

# Inhaltsverzeichnis

# Anwendung: Semantisch ähnliche Wörter finden

Warum kann es uns helfen wenn wir wissen welch Wörter semantisch ähnlich sind?

- Probleme mit Datenspärlichkeit umgehen, indem wir Wahrscheinlichkeiten über ähnliche Ereignisse abschätzen

## Beispiel

Wir wollen die Wörter "Strand", "Meer", "Student" und "Klausur" clustern.
Nehmen wir an, wir beobachten folgende Kookkurenzen mit den Wörtern "Sand", "Sonne", "Uni" und "lernen".

| | Strand | Meer | Student | Klausur |
|---|---|---|---|---|
| Sand | 12 | 11 | 0 | 1 |
| Sonne | 7 | 5 | 0 | 2 |
| Uni | 2 | 0 | 9 | 15 |
| lernen | 0 | 1 | 14 | 10 |

# Clustering Beispiele mit hierarchical clustering und k-means

Zu clustern: "Strand", "Meer", "Student" und "Klausur"

| | Strand | Meer | Student | Klausur |
|---|---|---|---|---|
| Sand | 12 | 11 | 0 | 1 |
| Sonne | 7 | 5 | 0 | 2 |
| Uni | 2 | 0 | 9 | 15 |
| lernen | 0 | 1 | 14 | 10 |

$$\text{Formel}: \quad |\vec{x} - \vec{y}| = \sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i - y_i)^2} \qquad \text{wobei}: \quad \vec{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \dots \\ x_n \end{pmatrix}$$

Rechnung: Distanz zwischen "Strand" und "Meer"

$$\vec{Strand} = \begin{pmatrix} 12 \\ 7 \\ 2 \\ 0 \end{pmatrix} \text{ und } \vec{Meer} = \begin{pmatrix} 11 \\ 5 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned} |\vec{Strand} - \vec{Meer}| &= \sqrt{(12-11)^2 + (7-5)^2 + (2-0)^2 + (0-1)^2} \\ &= \sqrt{1+4+4+1} = \sqrt{10} = 3.16 \end{aligned}$$

# Clustering Beispiele mit hierarchical clustering und k-means

Zu clustern: "Strand", "Meer", "Student" und "Klausur"

| | Strand | Meer | Student | Klausur |
|---|---|---|---|---|
| Sand | 12 | 11 | 0 | 1 |
| Sonne | 7 | 5 | 0 | 2 |
| Uni | 2 | 0 | 9 | 15 |
| lernen | 0 | 1 | 14 | 10 |

$$\text{Formel}: \quad |\vec{x} - \vec{y}| = \sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i - y_i)^2} \qquad \text{wobei}: \quad \vec{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \dots \\ x_n \end{pmatrix}$$

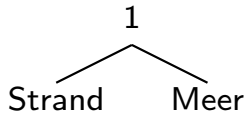
Rechnung: Distanz zwischen "Strand" und "Student":

$$\vec{Strand} = \begin{pmatrix} 12 \\ 7 \\ 2 \\ 0 \end{pmatrix} \text{ und } \vec{Student} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 9 \\ 14 \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned} |\vec{Strand} - \vec{Student}| &= \sqrt{(12-0)^2 + (7-0)^2 + (2-9)^2 + (0-14)^2} \\ &= \sqrt{144 + 49 + 49 + 196} = \sqrt{438} = 20.92 \end{aligned}$$

# Beispiel Forführung

| Distanzen | Strand | Meer | Student | Klausur |
|---|---|---|---|---|
| Strand | 0 | 3.16 | 20.92 | 20.37 |
| Meer | – | 0 | 19.89 | 20.37 |
| Student | – | – | 0 | 7.55 |
| Klausur | – | – | – | 0 |

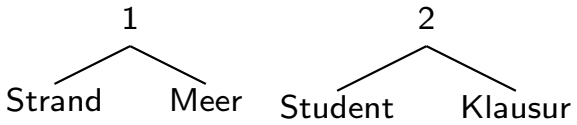



## Beispiel 1: Single Link Agglomerative Clustering

1. Jede Instanz ist ein Cluster
2. Finde die beiden Cluster mit kleinster Distanz: Strand – Meer.
3. Fasse diese zu einem Cluster zusammen.

# Beispiel Forführung

| Distanzen | Strand | Meer | Student | Klausur |
|---|---|---|---|---|
| Strand | 0 | 3.16 | 20.92 | 20.37 |
| Meer | – | 0 | 19.89 | 20.37 |
| Student | – | – | 0 | 7.55 |
| Klausur | – | – | – | 0 |

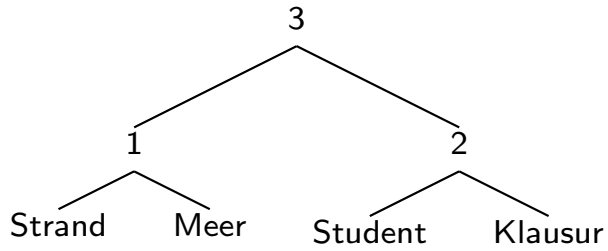



## Beispiel 1: Single Link Agglomerative Clustering

1. Jede Instanz ist ein Cluster
2. Finde die beiden Cluster mit kleinster Distanz: Strand – Meer.
3. Fasse diese zu einem Cluster zusammen.
4. Fasse die beiden Cluster zusammen, die einander ähnlichsten Elemente haben: Student – Klausur.

# Beispiel Forführung

| Distanzen | Strand | Meer | Student | Klausur |
|---|---|---|---|---|
| Strand | 0 | 3.16 | 20.92 | 20.37 |
| Meer | – | 0 | 19.89 | 20.37 |
| Student | – | – | 0 | 7.55 |
| Klausur | – | – | – | 0 |




## Beispiel 1: Single Link Agglomerative Clustering

1. Jede Instanz ist ein Cluster
2. Finde die beiden Cluster mit kleinster Distanz: Strand – Meer.
3. Fasse diese zu einem Cluster zusammen.
4. Fasse die beiden Cluster zusammen, die einander ähnlichsten Elemente haben: Student – Klausur.
5. Fasse die beiden Cluster zusammen, die einander ähnlichsten Elemente haben: Meer – Student.

# Beispiel Forführung

| Distanzen | Strand | Meer | Student | Klausur | Z1 | Z2 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Strand | 0 | 3.16 | 20.92 | 20.37 | | |
| Meer | – | 0 | 19.89 | 20.37 | | |
| Student | – | – | 0 | 7.55 | | |
| Klausur | – | – | – | 0 | | |

## Beispiel 2: k-means Clustering

1. Lege 2 zufällige Clusterzentren fest: $\vec{Z1} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$, $\vec{Z2} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \end{pmatrix}$
2. Berechne Distanzen zu Instanzen:
   $|\vec{Strand} - \vec{Z1}| = \sqrt{(12-1)^2 + (7-1)^2 + (2-1)^2 + (0-1)^2} = 12.60$
3. Ordne die Instanzen den nächsten Clusterzentren zu
4. Berechne Werte für $Z1_{neu}$ und $Z2_{neu}$ mit der Formel $\vec{\mu} = \frac{1}{|c_j|} \sum_{\vec{x} \in c_j} \vec{x}$

$$\vec{Z1}_{neu} = \frac{1}{2}(\vec{Strand} + \vec{Meer}) = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 12 \\ 7 \\ 2 \\ 0 \end{pmatrix} + \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 11 \\ 5 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 11.5 \\ 6 \\ 1 \\ 0.5 \end{pmatrix}$$

# Beispiel Forführung

| Distanzen | Strand | Meer | Student | Klausur | Z1 | Z2 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Strand | 0 | 3.16 | 20.92 | 20.37 | 12.60 | 12.76 |
| Meer | – | 0 | 19.89 | 20.37 | 10.81 | 11.26 |
| Student | – | – | 0 | 7.55 | 15.32 | 11.87 |
| Klausur | – | – | – | 0 | 16.67 | 13.42 |

## Beispiel 2: k-means Clustering

1. Lege 2 zufällige Clusterzentren fest: $\vec{Z1} = \begin{pmatrix}1\\1\\1\\1\end{pmatrix}$, $\vec{Z2} = \begin{pmatrix}1\\2\\3\\4\end{pmatrix}$
2. Berechne Distanzen zu Instanzen:
   $|\vec{Strand} - \vec{Z1}| = \sqrt{(12-1)^2 + (7-1)^2 + (2-1)^2 + (0-1)^2} = 12.60$
3. Ordne die Instanzen den nächsten Clusterzentren zu
4. Berechne Werte für $Z1_{neu}$ und $Z2_{neu}$ mit der Formel $\vec{\mu} = \frac{1}{|c_j|} \sum_{\vec{x} \in c_j} \vec{x}$

$$\vec{Z1}_{neu} = \frac{1}{2}(\vec{Strand} + \vec{Meer}) = \frac{1}{2}\begin{pmatrix}12\\7\\2\\0\end{pmatrix} + \frac{1}{2}\begin{pmatrix}11\\5\\0\\1\end{pmatrix} = \begin{pmatrix}11.5\\6\\1\\0.5\end{pmatrix}$$

# Beispiel Forführung

| Distanzen | Strand | Meer | Student | Klausur | Z1 | Z2 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Strand | 0 | 3.16 | 20.92 | 20.37 | **12.60** | 12.76 |
| Meer | – | 0 | 19.89 | 20.37 | **10.81** | 11.26 |
| Student | – | – | 0 | 7.55 | 15.32 | **11.87** |
| Klausur | – | – | – | 0 | 16.67 | **13.42** |

## Beispiel 2: k-means Clustering

1. Lege 2 zufällige Clusterzentren fest: $\vec{Z1} = \begin{pmatrix}1\\1\\1\\1\end{pmatrix}$, $\vec{Z2} = \begin{pmatrix}1\\2\\3\\4\end{pmatrix}$
2. Berechne Distanzen zu Instanzen:
   $|\vec{Strand} - \vec{Z1}| = \sqrt{(12-1)^2 + (7-1)^2 + (2-1)^2 + (0-1)^2} = 12.60$
3. Ordne die Instanzen den nächsten Clusterzentren zu
4. Berechne Werte für $Z1_{neu}$ und $Z2_{neu}$ mit der Formel $\vec{\mu} = \frac{1}{|c_j|} \sum_{\vec{x} \in c_j} \vec{x}$

$$\vec{Z1}_{neu} = \frac{1}{2}(\vec{Strand} + \vec{Meer}) = \frac{1}{2}\begin{pmatrix}12\\7\\2\\0\end{pmatrix} + \frac{1}{2}\begin{pmatrix}11\\5\\0\\1\end{pmatrix} = \begin{pmatrix}11.5\\6\\1\\0.5\end{pmatrix}$$

# Beispiel Forführung

| Distanzen | Strand | Meer | Student | Klausur | Z1 | Z2 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Strand | 0 | 3.16 | 20.92 | 20.37 | 12.60 | 12.76 |
| Meer | – | 0 | 19.89 | 20.37 | 10.81 | 11.26 |
| Student | – | – | 0 | 7.55 | 15.32 | 11.87 |
| Klausur | – | – | – | 0 | 16.67 | 13.42 |

## Beispiel 2: k-means Clustering

1. Lege 2 zufällige Clusterzentren fest: $\vec{Z1} = \begin{pmatrix}1\\1\\1\\1\end{pmatrix}$, $\vec{Z2} = \begin{pmatrix}1\\2\\3\\4\end{pmatrix}$
2. Berechne Distanzen zu Instanzen:
   $|\vec{Strand} - \vec{Z1}| = \sqrt{(12-1)^2 + (7-1)^2 + (2-1)^2 + (0-1)^2} = 12.60$
3. Ordne die Instanzen den nächsten Clusterzentren zu
4. Berechne Werte für $Z1_{neu}$ und $Z2_{neu}$ mit der Formel $\vec{\mu} = \frac{1}{|c_j|} \sum_{\vec{x} \in c_j} \vec{x}$

$$\vec{Z1}_{neu} = \frac{1}{2}(\vec{Strand} + \vec{Meer}) = \frac{1}{2}\begin{pmatrix}12\\7\\2\\0\end{pmatrix} + \frac{1}{2}\begin{pmatrix}11\\5\\0\\1\end{pmatrix} = \begin{pmatrix}11.5\\6\\1\\0.5\end{pmatrix}$$

# Beispiel Forführung

| Distanzen | Strand | Meer | Student | Klausur | Z1 | Z2 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Strand | 0 | 3.16 | 20.92 | 20.37 | 12.60 | 12.76 |
| Meer | – | 0 | 19.89 | 20.37 | 10.81 | 11.26 |
| Student | – | – | 0 | 7.55 | 15.32 | 11.87 |
| Klausur | – | – | – | 0 | 16.67 | 13.42 |

## Beispiel 2: k-means Clustering

1. Lege 2 zufällige Clusterzentren fest: $\vec{Z1} = \begin{pmatrix}1\\1\\1\\1\end{pmatrix}$, $\vec{Z2} = \begin{pmatrix}1\\2\\3\\4\end{pmatrix}$
2. Berechne Distanzen zu Instanzen:
   $|\vec{Strand} - \vec{Z1}| = \sqrt{(12-1)^2 + (7-1)^2 + (2-1)^2 + (0-1)^2} = 12.60$
3. Ordne die Instanzen den nächsten Clusterzentren zu
4. Berechne Werte für $Z1_{neu}$ und $Z2_{neu}$ mit der Formel $\vec{\mu} = \frac{1}{|c_j|} \sum_{\vec{x} \in c_j} \vec{x}$

$$\vec{Z1}_{neu} = \frac{1}{2}(\vec{Strand} + \vec{Meer}) = \frac{1}{2}\begin{pmatrix}12\\7\\2\\0\end{pmatrix} + \frac{1}{2}\begin{pmatrix}11\\5\\0\\1\end{pmatrix} = \begin{pmatrix}11.5\\6\\1\\0.5\end{pmatrix}; \qquad \vec{Z2}_{neu} = \begin{pmatrix}0.5\\1\\12\\12\end{pmatrix}$$

# Inhaltsverzeichnis

# Clusteringmodelle Evaluieren

- Teile Daten auf in Trainings- und Testdaten.
- Was bedeutet Trainingsdaten und Testdaten für unüberwachte Algorithmen?

  **Trainingsdaten:**

  Instanzen, die benutzt wurden um die Cluster zu generieren. (z.B. Clusterzentren by k-means zu berechnen).

  **Testdaten:**

  Ungesehene Instanzen, die mit dem trainierten Clustermodel klassifiziert werden.
- **Frage:** Woher wissen wir bei flachen unüberwachten Verfahren, wie viele Cluster $k$ wir generieren sollen?
- **Antwort:** Wir können verschiedene Werte für $k$ ausprobieren und den Wert für $k$ nehmen, der am besten funktioniert. $\rightarrow$ Validierungsdaten.

# Woher wissen wir bei unüberwachten Verfahren eigentlich, was "richtig" ist?

- Intuitiv testen: sind die generierten Cluster sinnvoll? **NICHT EMPFOHLEN**.
- Einen unabhängigen Experten die Instanzen aus dem Testset manuell clustern lassen und mit den automatisch generierten Clustern vergleichen.
- Gegen vordefinierte Klassifikation testen, falls es eine solche gibt
- Aufgaben-orientierte Evaluation: inwiefern verbessert das Clustering die Performanz auf einer bestimmten Aufgabe?

# Clusteringevaluation Beispiel

## Beispiel

Wir wollen mit einem Clusteringalgorithmus automatisch POS tags lernen – der Algorithmus soll also alle Wörter die das gleiche POS tag haben in ein Cluster packen.

- Intuitiv: Schauen, ob die Worte, die im gleichen Cluster gelandet sind, das gleiche POS tag zu haben scheinen.
- Experte: einen Linguisten beauftragen, die Worte nach POS tags zu gruppieren und gegen automatische Cluster vergleichen.
- Klassifikation: Wörter im Wörterbuch nachschauen und sehen, ob die Wörter im gleichen Cluster im Wörterbuch auch mit gleichem POS tag vorkommen.
- Aufgaben-orientiert: Nutze die Clusterinformation z.B. für Parsing und teste, ob sich die Parsingperformance verbessert.

# Zusammenfassung

- Clustering vs. Klassifizierung: Clustering ist unsupervised, die Klassen sind noch nicht bekannt.
- Hierarchisches vs. flaches Clustering
- Unterschiedliche Ähnlichkeitsmaße bei hierarchischem Clustering
  - single link
  - complete link
  - average link
- k-means Algorithmus für flaches Clustering
- Hier nur hartes Clustering betrachtet, desweiteren gibt es disjunktives und weiches Clustering.
- Evaluierung mit annotierten Daten oder inwiefern die Cluster bei einer anderen Aufgabe helfen.