



Technische
Universität
Braunschweig



Chair for
Chip Design for
Embedded Computing



Seminar Technische Informatik

Top 10 algorithms in data mining

Stephan Mielke, 22.01.2015

■ Data Mining

- Top 10 algorithms in data mining
- Clustering
- Klassifikation
- Assoziation

■ Neue Algorithmen

Einleitung - Der Weltraum unendliche Weiten ...



Abbildung 1: Hubble Ultra Deep Field[1]

Einleitung - Einsatz von DM in der Astronomie

- Klassifizierung von Sternen mit Knn¹
- Manuelle Klassifizierung unmöglich [2]
- Pro Bild mehre 10000 Objekte
- Kepler z.B. hat 13.2m Objekte erkannt
- Benutzung von Klassifizierungsalgorithmen aus DM
- Je Objekt 9 Attribute (8 Isophotenformen, Leuchtkraft)
- Ausgabewert „stellar“
 - 0.0 – 0.1 Galaxie
 - 0.9 – 1.0 Stern

¹k-nearest neighbor

Einleitung - Einsatz von DM in der Astronomie

- Klassifizierung von Sternen mit Knn¹
- Manuelle Klassifizierung unmöglich [2]
- Pro Bild mehre 10000 Objekte
- Kepler z.B. hat 13.2m Objekte erkannt
- Benutzung von Klassifizierungsalgorithmen aus DM

Name	Erkennung
Random Forest	82, 89%
Decision Tree	80, 68%
Artificial Neural Network	75.82%
Support Vector Machines	37, 82%

Tabelle 1: Erkennungsraten der Algorithmen Stern / Galaxie[3]

¹k-nearest neighbor

■ Data Mining

- Top 10 algorithms in data mining
- Clustering
- Klassifikation
- Assoziation

■ Neue Algorithmen

Data Mining - Einleitung[2]

- Gehört zum Gebiet des KDD (Knowledge Discovery in Databases)
- Idee: *Wissen durch Daten*
- Einsatz in der Forschung, Vermarktung, Medizin, (Wetter)-Vorhersagen, Betrugsaufklärung usw.

Definition nach Fayyad[4]

Knowledge Discovery in Databases describes the non-trivial process of identifying valid, novel, potentially useful, and ultimately understandable patterns in data.

Data Mining - Einordnung

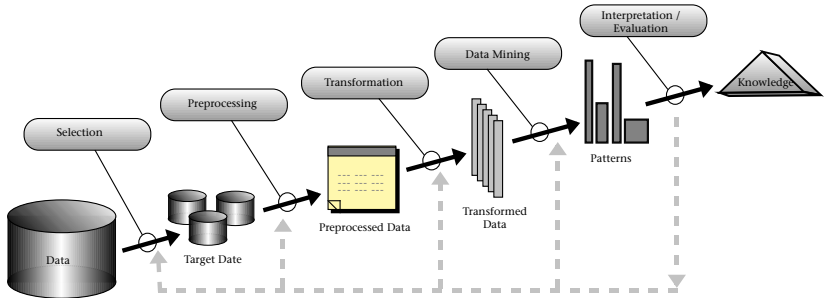


Abbildung 2: KDD nach Fayyad[4]

Data Mining - Top 10 algorithms in data mining

■ Data Mining

- Top 10 algorithms in data mining
- Clustering
- Klassifikation
- Assoziation

Data Mining - Top 10 algorithms in data mining[5]

- Anlass: IEEE International Conference on Data Mining
- Datum: Dezember 2006
- Erstellung: Jeder ACM KDD Innovation Award oder IEEE ICDM Research Contributions Award Preisträger nominierte 10 Algorithmen
- Nur Nominierte mit ≥ 50 Referenzierungen in *Google Scholar*
- <http://www.cs.uvm.edu/~icdm/algorithms/CandidateList.shtml>
- Per Abstimmung finden der Top 10
- Das Paper: Top 10 algorithms in data mining [5]

Data Mining - Top 10 algorithms in data mining[5]

1. C4.5 und ähnliche
2. **k-means**
3. **Support Vector Machines**
4. **Apriori**
5. EM Algorithm
6. PageRank
7. AdaBoost
8. k-nearest neighbor
9. Naive Bayes
10. CART

Data Mining - Clustering

- **Data Mining**

- Top 10 algorithms in data mining
- **Clustering**
- Klassifikation
- Assoziation

Data Mining - Clustering - Einleitung[2]

- Einordnung von Objekten in unbekannten Klassen
- Finden der Funktion die Objekte gruppiert
- Ähnlichkeit von Objekten durch eine Distanzfunktion ermitteln

Data Mining - Clustering - Cluster[6]

- Formen: sehr unterschiedlich
- Flach oder Hierarchisch
- Anzahl von Clustern:
 - Festgelegte Anzahl von k -Clustern
 - Anzahl hängt von der Qualitätsgüte der Cluster ab
- Qualitätsgüte: nicht zu klein oder groß
- Hard oder Soft - Clustering
- Keine großen „Lücken“ zwischen den Daten
- Cluster durch Heuristiken sonst zu großer Aufwand

Data Mining - Clustering - Distanzfunktion[2]

- Menge von Objekten $O = \{o_1, o_2, \dots, o_n\}$
- Jedes Objekt hat A_i Attribute
- Attributarten:
 - Kategorische Attribute
 - Numerische Attribute
- Es muss gelten 1.-3., für Metrik 4.:

$$\text{dist}(o_1, o_2) = d \in \mathbb{R}^{n \geq 0} \quad (1)$$

$$\text{dist}(o_1, o_2) = 0 \text{ genau dann wenn } o_1 = o_2 \quad (2)$$

$$\text{dist}(o_1, o_2) = \text{dist}(o_2, o_1) \text{ (Symmetrie)} \quad (3)$$

$$\text{dist}(o_1, o_3) \leq \text{dist}(o_1, o_2) + \text{dist}(o_2, o_3) \quad (4)$$

- Manchmal auch Ähnlichkeitsfunktion genannt \Rightarrow Interpretation anders herum.

Data Mining - Clustering - Distanzfunktion[2]

- Datensätze $x = (x_1, \dots, x_n)$ mit numerischen Attributen x_i
- Datensätze $x = (x_1, \dots, x_n)$ mit kategorischen Attributen x_i
- Endliche Mengen $x = \{x_1, \dots, x_n\}$

Data Mining - Clustering - Distanzfunktion[2]

- Datensätze $x = (x_1, \dots, x_n)$ mit numerischen Attributen x_i
 - Euklidische-Distanz: $dist(x, y) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + \dots + (x_n - y_n)^2}$
 - Manhattan-Distanz: $dist(x, y) = |x_1 - y_1| + \dots + |x_n - y_n|$
 - Maximum-Metrik: $dist(x, y) = \max(|x_1 - y_1| + \dots + |x_n - y_n|)$
 - Alg. L_p -Metrik: $dist(x, y) = \sqrt[p]{\sum_{i=1}^d (x_i - y_i)^p}$
- Datensätze $x = (x_1, \dots, x_n)$ mit kategorischen Attributen x_i
- Endliche Mengen $x = \{x_1, \dots, x_n\}$

Data Mining - Clustering - Distanzfunktion[2]

- Datensätze $x = (x_1, \dots, x_n)$ mit numerischen Attributen x_i
- Datensätze $x = (x_1, \dots, x_n)$ mit kategorischen Attributen x_i
 - Summe der Unterschiede
 - $dist(x, y) = \sum_{i=1}^a \delta(x_i, y_i)$
 - $\delta(x_i, y_i) = \begin{cases} 0 & \text{wenn } (x_i = y_i) \\ 1 & \text{wenn } (x_i \neq y_i) \end{cases}$
- Endliche Mengen $x = \{x_1, \dots, x_n\}$

Data Mining - Clustering - Distanzfunktion[2]

- Datensätze $x = (x_1, \dots, x_n)$ mit numerischen Attributen x_i
- Datensätze $x = (x_1, \dots, x_n)$ mit kategorischen Attributen x_i
- Endliche Mengen $x = \{x_1, \dots, x_n\}$

Anteil verschiedener: $dist(x, y) = \frac{|x \cup y| - |x \cap y|}{|x \cup y|}$

Data Mining - Clustering - Beispiel[2]

- Clustering von Web-Sessions zur Bestimmung von Benutzergruppen
- Datenquelle: Logfile eines Webserver
- Eintrag: IP, User-ID, Timestamp, URL, ...
- Einträge werden nach Session gruppiert, nach einem Zeitfenster
- Session: IP, User-ID, Liste von URLs
- URLs werden geclustert, z.B.: Distanzfunktion für endliche Mengen
- Wissen:
 - Benutzergruppen / Benutzerprofilen, für Marketingstrategien
 - URLs sind durch Interessen verbunden, Optimierung für Zugriffsgewohnheiten
- Ein Sozialmediabutton kann auch die nötigen Informationen liefern.

Data Mining - Clustering - k -means[6]

- Hartes Flaches Clustering
- Bekannte Anzahl von k Clustern
- Daten als Vektoren
- Idee: Minimiert den Abstand vom Clusterzentrum zu den Daten
- Cluster ist Definiert als:
 - $A = \{d_l, \dots, d_m\}$, A ist ein Cluster und d_i Element
 - Zentrum ist: $\mu(A) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m d_i$
- Qualität: gut wenn $RSS(\dots)$ minimal ist
 - Cluster: $RSS(A) = \sum_{i=1}^m \|d_i - \mu(A)\|^2$
 - Gesamt: $RSS(A_1, \dots, A_k) = \sum_{j=1}^k RSS(A_j)$

Data Mining - Clustering - k -means[6]

Der k -means Algorithmus (Lloyd's Algorithmus)

1. Selektiere zufällig k Schwerpunkte als Startwert
2. Erstelle k leere Cluster
3. Weise jedem Cluser einen Schwerpunkt zu
4. Weise jedem Datenvektor den den Cluster mit dem nächsten Schwerpunkt zu
5. Berechne den Schwerpunkt jedes Clusters neu
6. Teste ob die Qualität des Clusterings ausreicht, sonst gehe zu 2.

Data Mining - Clustering - k -means

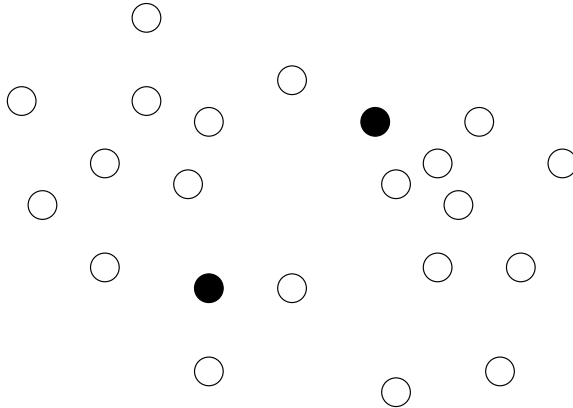


Abbildung 3: Ersten 3 Phasen, $k = 2$

Data Mining - Clustering - k -means

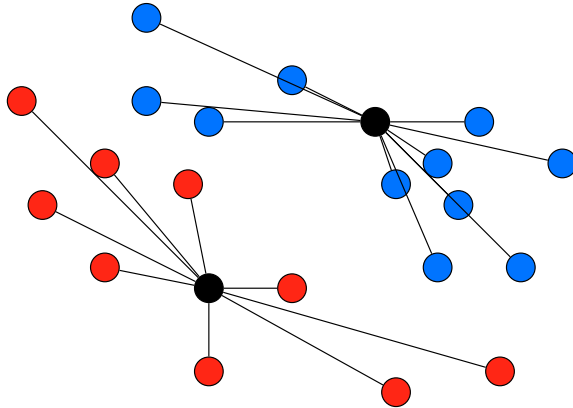


Abbildung 4: Phase 4, Zuordnung nur Beispielhaft

Data Mining - Clustering - k -means

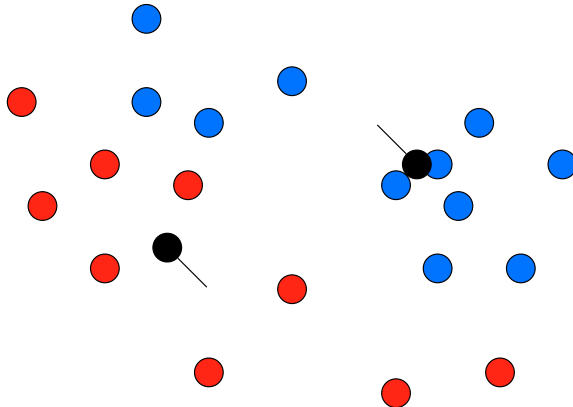


Abbildung 5: Phase 5, Schwerpunkte sind nur Beispielhaft

Data Mining - Clustering - k -means

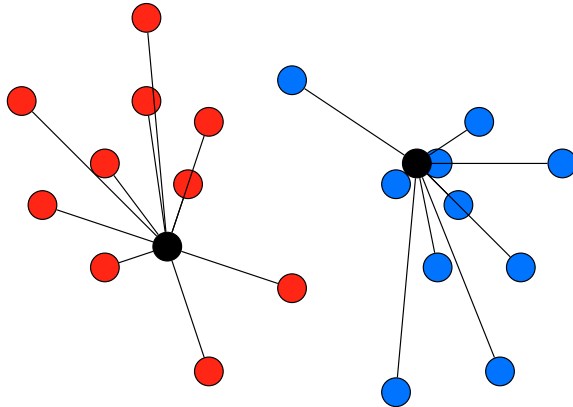


Abbildung 6: Phase 6 und noch mal von Phase 2 an

Data Mining - Klassifikation

■ Data Mining

- Top 10 algorithms in data mining
- Clustering
- **Klassifikation**
- Assoziation

Data Mining - Klassifikation - Einleitung[2]

- Einordnung von Objekten in bekannten Klassen
- Trainingsdaten für Klassen \Rightarrow Klassen bekannt
- Finden der Funktion die Objekte möglichst genau zuordnet
- Teilaufgaben:
 - Zuordnung zu einer Klasse
 - Generierung von Wissen

Data Mining - Klassifikation - Training[2]

- Menge von Objekten $O = \{o_1, o_2, \dots, o_n\}$
- Klasse $c_i \in C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ für jedes Objekt ist Bekannt
- Jedes Objekt hat A_i Klassifizierung-Attribute
- Attributarten:
 - Kategorische Attribute
 - Numerische Attribute

Data Mining - Klassifikation - Beispiel[2]

Trainingsdaten:

ID	Alter	Autotyp	Risikoklasse
1	23	Familie	Hoch
2	17	Sport	Hoch
3	43	Sport	Hoch
4	68	Familie	Niedrig
5	32	LKW	Niedrig

Tabelle 2: Beispiele aus dem Buch[2]

Data Mining - Klassifikation - Beispiel[2]

Trainingsdaten:

ID	Alter	Autotyp	Risikoklasse
1	23	Familie	Hoch
2	17	Sport	Hoch
3	43	Sport	Hoch
4	68	Familie	Niedrig
5	32	LKW	Niedrig

Tabelle 2: Beispiele aus dem Buch[2]

Das gesuchte Wissen

```
if Alter > 50 then Risikoklasse = Niedrig
if Alter <= 50 and Autotyp = LKW then Risikoklasse = Niedrig
else Risikoklasse = Hoch
```

Data Mining - Klassifikation - Gesuchtes Wissen[2]

- Formen:
 - Entscheidungsbaum
 - Funktion
 - Vektor im Koordinatensystem
- Anwendung immer dann, wenn die Klassen bekannt ist
 - Unterscheidung von Stern / Galaxie
 - Sterne Einordnen
 - Zuordnung von Risikogruppen
 - Medizinforschung
 - ...

Data Mining - Klassifikation - SVM[6]

- Annahmen:
 - Nur zwei Klassen
 - Jedes Objekt ist ein Vektor im Koordinatensystem
- Ziel: Hyperplane² die den Raum teilt
- Training: Hyperplane mit maximalem Abstand zu allen Trainingsvektoren
- Training: Hyperplane Begrenzungsobjekte sind Supportvektoren
- Differenzfunktion $\delta(o_1, o_2)$ ist ähnlich zum Clustering

²Hyperebene

Data Mining - Klassifikation - SVM

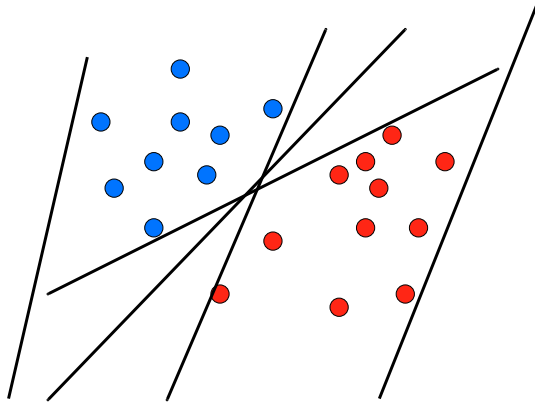


Abbildung 7: Gesucht: die richtige Hyperplane

Data Mining - Klassifikation - SVM

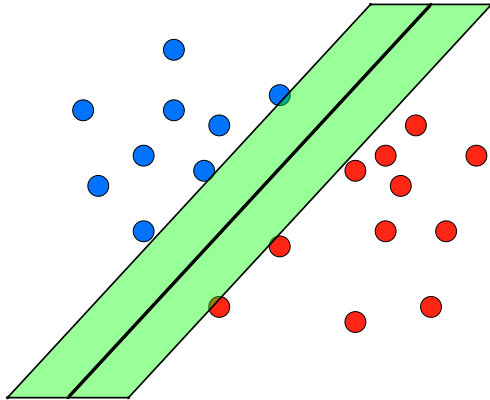


Abbildung 8: Gefunden: die richtige Hyperplane

Data Mining - Klassifikation - SVM

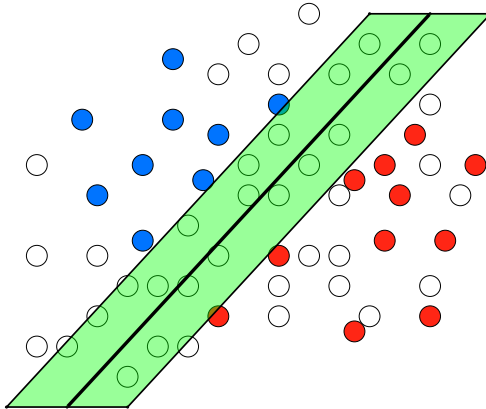


Abbildung 9: Einordnung: mit der richtige Hyperplane

Data Mining - Klassifikation - SVM

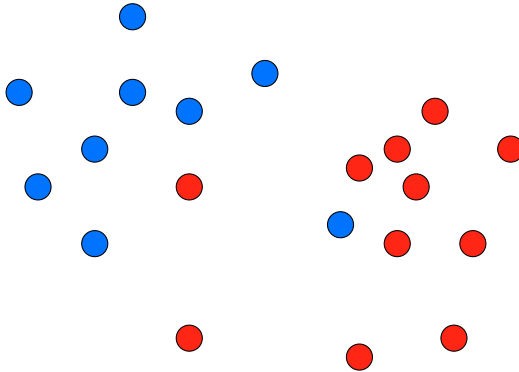


Abbildung 10: Training: ungünstige Daten

Data Mining - Klassifikation - SVM[6]

Mehrere Klassen:

- One-versus-all
- One-versus-one

Overfitting

- Zu viele Trainingsdaten für eine Eigenschaft
- Lösungen
 - Cross-validation
 - Regularization

Data Mining - Klassifikation - SVM

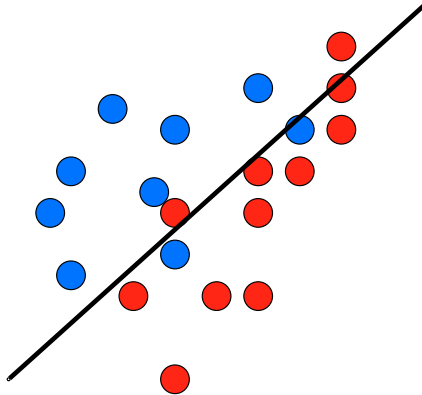


Abbildung 11: Overfitting: zu nahe

Data Mining - Assoziation

■ Data Mining

- Top 10 algorithms in data mining
- Clustering
- Klassifikation
- Assoziation

■ Data Mining

- Top 10 algorithms in data mining
- Clustering
- Klassifikation
- Assoziation

■ Neue Algorithmen

Diskursion

Gibt es Fragen?

Danke

Vielen Dank für Ihre Aufmerksamkeit und Ihr Interesse.

Literatur I

- [1] S. B. S. NASA, ESA and the HUDF Team. (2004) Hubble ultra deep field. [Online]. Available:
<http://imsrc.hubblesite.org/hu/db/images/hs-2004-07-a-pdf.pdf>
- [2] M. Ester and J. Sander, *Knowledge discovery in databases: Techniken und Anwendungen*. Springer Heidelberg, 2000, vol. 2, no. 4.
- [3] P. J. O’Keefe, M. G. Gowanlock, S. M. McConnell, and D. R. Patton, “Star-galaxy classification using data mining techniques with considerations for unbalanced datasets,” in *Astronomical Data Analysis Software and Systems XVIII*, vol. 411, 2009, p. 318.

Literatur II

- [4] U. Fayyad, G. Piatetsky-Shapiro, and P. Smyth, “From data mining to knowledge discovery in databases,” *AI magazine*, vol. 17, no. 3, p. 37, 1996.
- [5] X. Wu, V. Kumar, J. R. Quinlan, J. Ghosh, Q. Yang, H. Motoda, G. J. McLachlan, A. Ng, B. Liu, S. Y. Philip *et al.*, “Top 10 algorithms in data mining,” *Knowledge and Information Systems*, vol. 14, no. 1, pp. 1–37, 2008.
- [6] W.-T. Balke, “Data warehousing and data mining techniques,” University Lecture, 2014.