



Technische
Universität
Braunschweig



Chair for
Chip Design for
Embedded Computing



Seminar Technische Informatik

Top 10 Algorithms in Data Mining

Stephan Mielke, 22.01.2015

Motivation - Der Weltraum unendliche Weiten ...



Abbildung 1: Hubble Ultra Deep Field [1]

Motivation - Einsatz von DM in der Astronomie

- Klassifizierung von Sternen mit k -nearest neighbor (k -nn)
- Manuelle Klassifizierung unmöglich [2]
- Pro Bild zehntausende Objekte
- Kepler hat z. B. 13.2 Millionen Objekte erkannt
- Benutzung von Klassifizierungsalgorithmen aus DM
- Je Objekt 9 Attribute (Leuchtkraft und 8 weitere Lichteigenschaften)
- Ausgabewert „stellar“

Galaxie: 0.0–0.1

Stern: 0.9–1.0

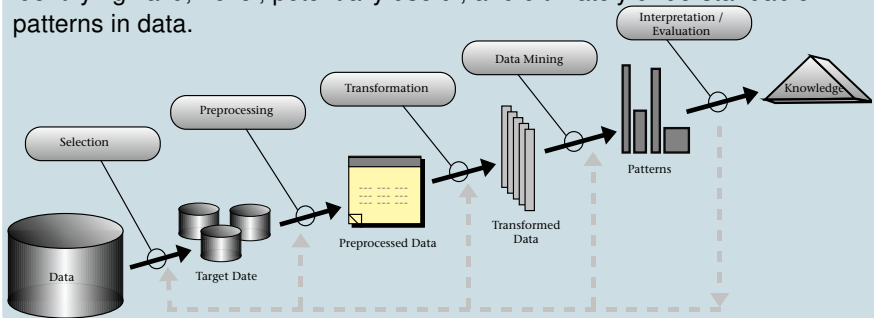
Name	Erkennung
Random Forest	82, 89%
Decision Tree	80, 68%
Artificial Neural Network	75.82%
Support Vector Machines	37, 82%

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

Data Mining - Einleitung [2]

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.



- Idee: **Wissen durch Daten**
- Einsatz in der Forschung, Vermarktung, Medizin, (Wetter-) Vorhersagen, Betrugsaufklärung usw.

Data Mining - Top 10 Algorithms in Data Mining [5]

- Anlass: IEEE International Conference on Data Mining
- Datum: Dezember 2006
- Erstellung: Jeder Preisträger eines ACM KDD Innovation Awards oder eines IEEE ICDM Research Contributions Awards nominierte 10 Algorithmen
- Nur Nominierte mit mind. 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]

Clustering

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

Data Mining - Top 10 Algorithms in Data Mining [5]

Clustering

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

Classification

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

Data Mining - Top 10 Algorithms in Data Mining [5]

Clustering

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

Classification

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

Assoziation

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

Data Mining - Clustering - Einleitung [2]

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

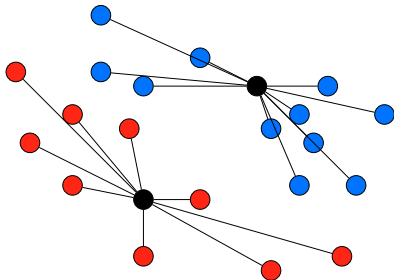


Abbildung 2: Repräsentierendes Beispiel-Clustering

Data Mining - Clustering - Cluster [6]

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

Data Mining - Clustering - Distanzfunktion [2]

- Menge von Objekten $O = \{o_1, o_2, \dots, o_n\}$
- Jedes Objekt x hat x_i Attribute
- Generell müssen (1)–(3) gelten, für eine Metrik außerdem (4):

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

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

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

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

- Attributarten und jeweilige beispielhafte Distanzfunktionen:

Nummerisch: $\text{dist}(x, y) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + \dots + (x_n - y_n)^2}$

Kategorisch: $\text{dist}(x, y) = \sum_{i=1}^n \delta(x_i, y_i), \quad \delta(x_i, y_i) = \begin{cases} 0, & x_i = y_i \\ 1, & x_i \neq y_i \end{cases}$

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, welche durch Zeitfenster gebildet werden
- Session: IP, User-ID, Liste von URLs
- URLs werden geclustert, z. B.: Distanzfunktion für endliche Mengen
- Wissen:
 - Benutzergruppen/Benutzerprofile für Marketingstrategien
 - URLs sind durch Interessen verbunden, Optimierung für Zugriffsgewohnheiten
- Ein Sozialmedia-Button 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 Clusterschwerpunkt zu den Daten
- Cluster ist definiert als:
 - $A = \{d_l, \dots, d_m\}$, A ist ein Cluster und d_i Element
 - $\mu(A) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m d_i$ ist Schwerpunkt
- Qualität: gut für minimales RSS(...)

Cluster:
$$\text{RSS}(A) = \sum_{i=1}^m \|d_i - \mu(A)\|^2$$

Gesamt:
$$\text{RSS}(A_1, \dots, A_k) = \sum_{j=1}^k \text{RSS}(A_j)$$

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 Cluster einen Schwerpunkt zu
4. Weise jedem Datenvektor den Cluster mit dem nächstem 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

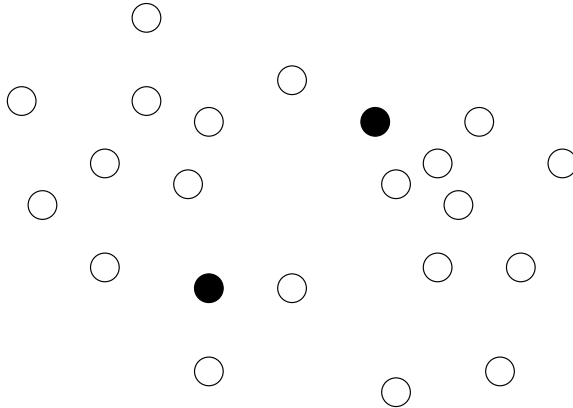


Abbildung 3: Ersten 3 Phasen, $k = 2$

Data Mining - Clustering - k -means

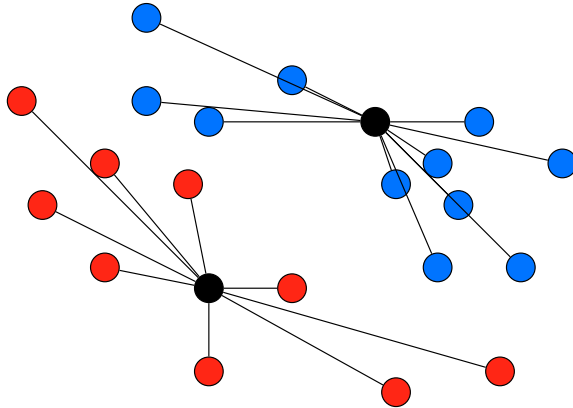


Abbildung 4: Phase 4, Zuordnung nur beispielhaft

Data Mining - Clustering - k -means

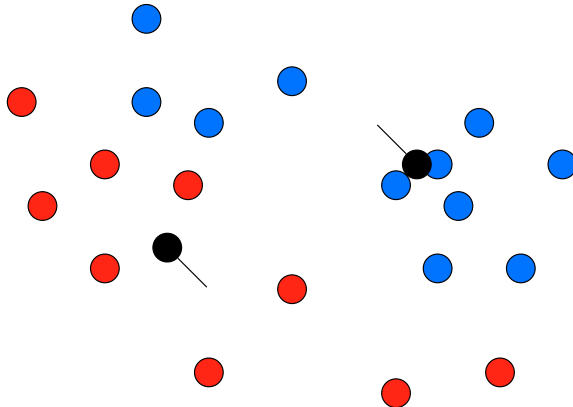


Abbildung 5: Phase 5, Schwerpunkte sind nur beispielhaft

Data Mining - Clustering - k -means

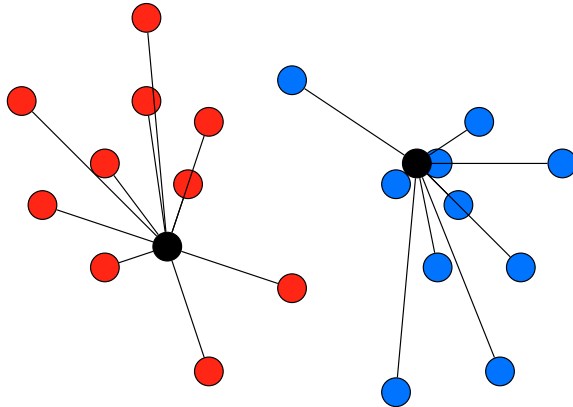


Abbildung 6: Phase 6 und noch mal von Phase 2 an

Data Mining - Classification - Einleitung [2]

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

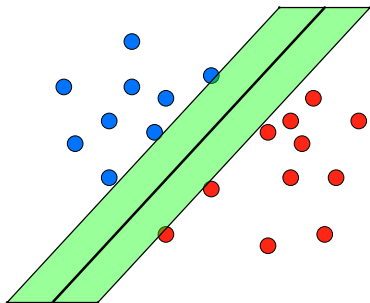


Abbildung 7: Repräsentierende Beispiel-Classifiication

Data Mining - Classification - 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
 - Genauso wie beim Clustering

Data Mining - Classification - 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 Knowledge Discovery in Databases: Techniken und Anwendungen [2]

Data Mining - Classification - 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 Knowledge Discovery in Databases: Techniken und Anwendungen [2]

Das gesuchte Wissen

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

Data Mining - Classification - Gesuchte Wissen [2]

- Formen:**
- Entscheidungsbaum
 - Funktion
 - Vektor im Koordinatensystem

Anwendung: Immer dann, wenn die Klassen bekannt sind

- Unterscheidung von Stern/Galaxie
- Sterne Einordnen
- Zuordnung von Risikogruppen
- Medizinforschung
- ...

Data Mining - Classification - SVM [6]

Annahmen:

- Nur zwei Klassen
- Jedes Objekt ist ein Vektor im Koordinatensystem

Ziel:

Hyperplane¹ die den Raum teilt

Training:

- Hyperplane mit maximalem Abstand zu allen Trainingsvektoren
- Hyperplane-Begrenzungsobjekte sind Supportvektoren

Differenzfunktion: $\delta(o_1, o_2)$ ist ähnlich zum Clustering

¹Hyperebene

Data Mining - Classification - SVM

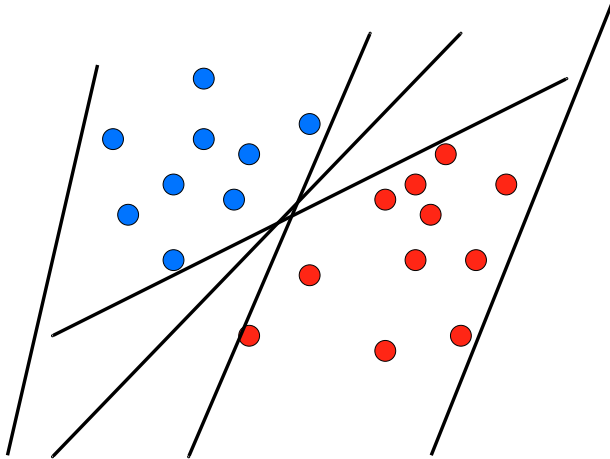


Abbildung 8: Gesucht: die richtige Hyperplane

Data Mining - Classification - SVM

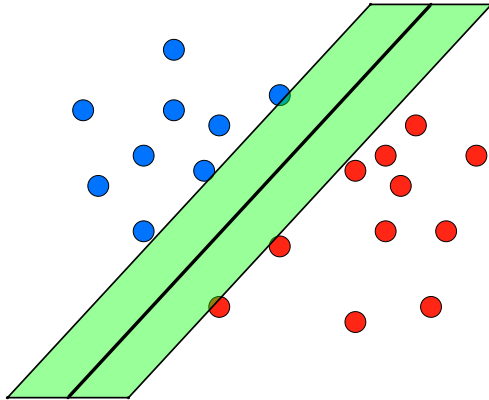


Abbildung 9: Gefunden: die richtige Hyperplane

Data Mining - Classification - SVM

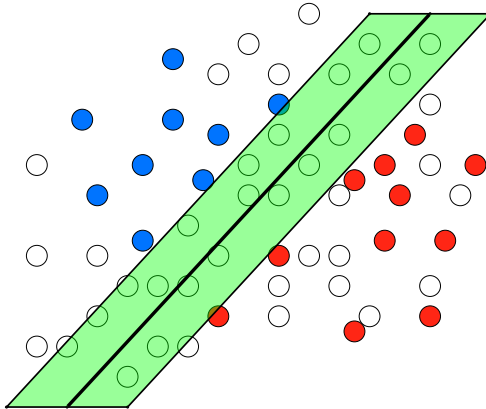


Abbildung 10: Einordnung: mit der richtige Hyperplane

Data Mining - Classification - SVM

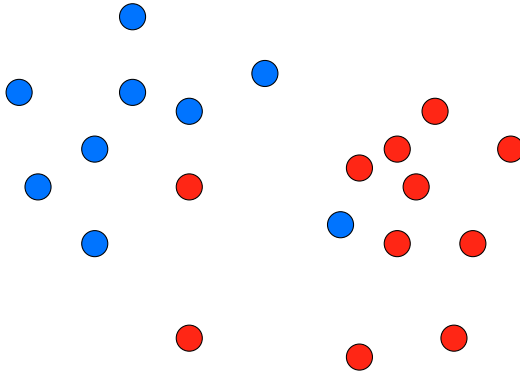


Abbildung 11: Training: ungünstige Daten

Data Mining - Assoziation - Einleitung [2]

Jedem bekannt?

Kunden, die diesen Artikel gekauft haben, kauften auch. . .

Data Mining - Assoziation - Einleitung [2]

Jedem bekannt?

Kunden, die diesen Artikel gekauft haben, kauften auch...

Gesucht: Beziehungen (Regeln: $A \Rightarrow B$) zwischen Objekten

Benötigt: Transaktionsdatenbank (Einkauf-History)

T_i	Itemset (X_i)	Support:
1	Brot, Kaffee, Milch, Kuchen	$\{Kaffee, Milch\}$ $= 3/6 = 50\%$
2	Kaffee, Milch, Kuchen	Support: $\{Kaffee, Kuchen, Milch\}$
3	Brot, Butter, Kaffee, Milch	$= 2/3 \approx 33\%$
4	Milch, Kuchen	Support: $\{Kaffee, Milch\} \Rightarrow \{Kuchen\}$
5	Brot, Kuchen	$= 2/3 \approx 33\%$
6	Brot	Konfidenz: $\{Kaffee, Milch\} \Rightarrow \{Kuchen\}$ $= 33\%/50\% \approx 66\%$

Tabelle 3: Transaktionsdatenbank [2]

Data Mining - Assoziation - Grundbegriffe [2]

- Items:** $I = \{i_1, \dots, i_m\}$, ein Itemset $X \subseteq I$
- Transaktionsset:** $D = \{T_1, \dots, T_n\}$, für T_i gilt: $T_i \subseteq I$
- Support der Menge:** $\delta(X, D)$: Anteil (%) aller T_i für die gilt $X \subseteq T_i$
- Assoziationsregel:** $R_i = X \Rightarrow Y$ es gilt: $X, Y \subseteq I$ und $X \cap Y = \emptyset$
- Support der Regel:** $\delta(R_i, D) = \delta(X \cup Y, D)$: Anteil (%)
- Konfidenz der Regel:** $\phi(R_i, D) = \delta(Y, \{T_i \mid \forall T_i \in D \wedge X \subseteq T_i\})$
- Idee:** Finden von Regeln, die einen Support und Konfidenz von einer gewissen Schwelle besitzen

Big Data - Einleitung [8] [9]

- Himmelskartografie-Projekt Sloan Digital Sky Survey² startete 2000
- Sammelte in der ersten Wochen mehr Daten als die gesamte Astronomie davor
- Bis 2010 ca. 140 TB Daten gesammelt (ca. 35% Abdeckung) Sterne 260 562 744 und Galaxien 208 478 448 [7]
- 2019 geplanter Nachfolger Large Synoptic Survey Telescope³

⇒ **Erzeugt alle 5 Tage 140 TB an Daten!**

²Teleskop mit 2,5m Spiegel am Apache Point Observatory, New Mexico

³Teleskop mit 8,4m Spiegel am El-Peñón-Gipfel des Cerro Pachón, Chile

Big Data - Einleitung [8] [9]

- „Datenberge“ wachsen immer weiter an
 - Geschätzt 2007 an die 300 Exabyte⁴ Daten
 - Geschätzt 2013 an die 1200 Exabyte Daten⁵
- Verarbeitung riesiger Datenmengen zur Gewinnung von Wahrscheinlichkeiten zu genaueren Vorhersagen
 - Dass eine E-Mail Spam ist
 - Dass „dei“ bei der Autokorrektur „die“ heißt
 - Ob eine Bewegung eines Menschen eine Gefahr für selbstlenkende Fahrzeuge ist
- Die Erkenntnis ist nicht das **Warum** sondern das **Was**
- „Was wir an Genauigkeit auf der Mikroebene verlieren, gewinnen wir an Erkenntnis auf der Makroebene.“ [8]

⁴1 Exabyte = 1 000 000 TB

⁵in CDs: 5 Stapel zum Mond

Big Data - HACE Theorem [9]

Big Data starts with large-volume, Heterogeneous, Autonomous sources with distributed and decentralized control, and seeks to explore Complex and Evolving relationships among data.

Huge Data: **Heterogeneous** Viele unterschiedliche Repräsentationen der „Datenhaufen“

Autonomous Sources: Wahllose Generierung von Daten ohne zentrale Steuerung

Complex and Evolving Relationships: Verflechtung der Daten untereinander wird immer komplexer und nimmt zu

Big Data - Herausforderungen für DM [9]

- Skalierung und Verarbeitung der Daten nach dem HACE Theorem
- Komplexität und Verarbeitungsdauer der Algorithmen

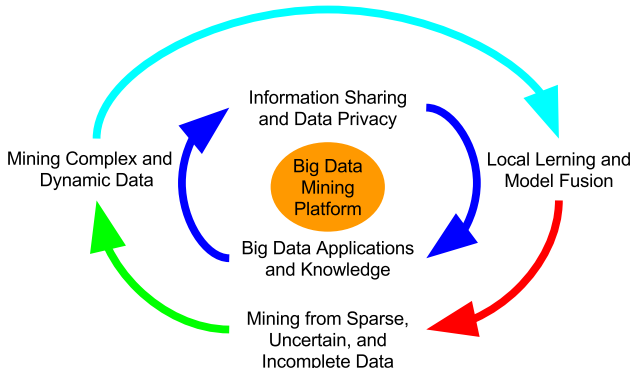


Abbildung 12: Datamining mit Big Data [9]

Fazit

- Data Mining zeigt Zusammenhänge in Datenbeständen und erzeugt Wissen
- Vielfach genutzt in der Forschung, Entwicklung und im Alltag
- Jeder kommt mindestens einmal am Tag mit DM in Kontakt
Stichwort: Google, Spamfilter, Versicherungen, . . .
- Big Data verändert unser Verständnis von Wissensgewinnung, da die Schwierigkeit nicht mehr bei der Datengewinnung liegt
- Verdrängt das „Bauchgefühl“ und stützt sich auf Fakten
Stichwort: Analyse von „Datenbergen“
- „Was wir an Genauigkeit auf der Mikroebene verlieren, gewinnen wir an Erkenntnis auf der Makroebene.“ [8]
- Eine Gefahr ist der gläserne Mensch

Diskussion

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.
- [7] SDSS-III. (2014, Nov.) The Scope of DR8. [Online]. Available: <http://www.sdss3.org/dr8/scope.php>

- [8] V. Mayer-Schönberger and K. Cukier, *Big Data*. Computer Press, 2014.
- [9] X. Wu, X. Zhu, G.-Q. Wu, and W. Ding, “Data mining with big data,” *Knowledge and Data Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 26, no. 1, pp. 97–107, 2014.