



# Data Science Grundlagen Data Understanding

**Prof. Dr. Carsten Lanquillon** 

Fakultät Wirtschaft und Verkehr

Wirtschaftsinformatik





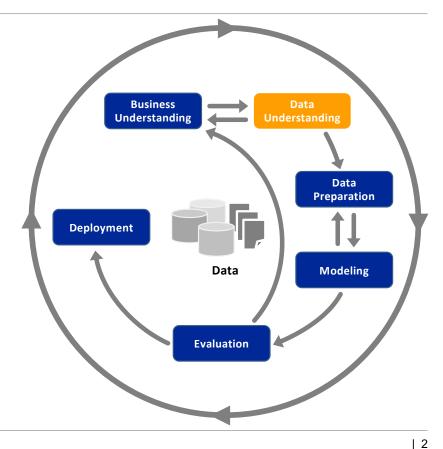
### **CRISP-DM Phase 2: Data Understanding**

### Aufgaben

- > Sammlung von Daten
- > Erkunden der Daten (Explorative Datenanalyse)
- > Bewertung der Datenqualität

#### Erkenntnisse

- > Datenqualität ist sehr wichtig: Garbage in, garbage out!
- > Big Data als wesentlicher Faktor für den Erfolg
- > The "unreasonable effectiveness of data": Mehr Daten schlagen den besseren Algorithmus!



Data Science Grundlagen: Data Understanding Prof. Dr. Carsten Languillon





### Überblick

- > Die Datenmatrix und andere Formen
- > Datentypen und Eigenschaften
- > Repräsentation von Daten
- > Die Daten erkunden und verstehen
  - Daten beschreiben und visualisieren
  - Bewertung der Datenqualität
  - Aussagekräftige Merkmale identifizieren





| 4

### Datenmatrix und Bezeichnungen

#### **Datenmatrix**

=

#### **Struktur Objekte x Merkmale**

Die meisten Data-Mining-Algorithmen erwarten eine Datenmatrix als Eingabe.

Die Datenmatrix (kurz Matrix) wird auch als Tabelle oder Datenmenge bzw.
Datensatz (Data Set) bezeichnet.

Zeilen Objekte Instanzen Records Tupel Fälle Entitäten

#### Spalten, Attribute, Merkmale, Felder, Variablen

ID	Geschlecht	Alter	Erstattung	Einkommen	Betrug
1	männlich	45	ja	100 T	nein
2	weiblich	27	nein	80 T	nein
3	weiblich	51	nein	95 T	ja
4	männlich	32	nein	70 T	nein
5	männlich	42	ja	110 T	nein
6	männlich	37	ja	85 T	ja
7	weiblich	48	ja	105 T	nein
8	weiblich	39	nein	90 T	nein

Data Science Grundlagen: Data Understanding | Prof. Dr. Carsten Languillon





## Daten verschiedener Art und Ausrichtung

### Zeilen-basiert (Records)

- > Datenmatrix
- > Transaktionen
- > Textdokumente

### Graph-basiert

- > Beziehungen in Sozialen Netzwerken
- > World Wide Web
- > Molekulare Strukturen

### Daten mit Abhängigkeiten

- > Zeitreihen
- > Sequenzen
- > Räumliche Daten
- > Geo-Daten
- > Bilder
- > Audio, Video





### Strukturiertheit

Strukturierte Daten

Halbstrukturierte Daten

Unstrukturierte Daten

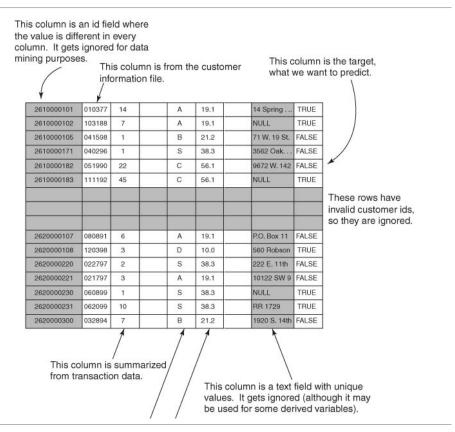




### Von relationalen Tabellen zur Datenmatrix

#### Kundendaten

- > Eine Zeile pro Kunde
- > "Snapshot" der Transaktionen beschreibt das Verhalten (viele Zeilen pro Kunde)
- > Aggregation auf Kundenebene notwendig



Data Science Grundlagen: Data Understanding | Prof. Dr. Carsten Lanquillon | 7





### **Transaktionsdaten**

- > Spezielle Form eines strukturierten Datensatzes
  - > Jede Zeile (Transaktion) besteht aus Itemmengen
  - > Speicherung in dieser Form widerspricht 1NF
- > Beispiel: Ausgewählte Artikel in einem Warenkorb

TID	Artikel (Items)
1	Brot, Milch, Saft
2	Bier, Brot
3	Bier, Milch, Saft, Windeln
4	Bier, Brot, Milch, Windeln
5	Milch, Saft, Windeln





| 9

## **Text-Daten (Dokumente)**

- > Einfacher Ansatz für die Verarbeitung beim Data Mining: Bag-of-Words
  - Jedes Dokument wird als Term-Vektor repräsentiert
  - Jede Komponente des Vektors steht für einen bestimmten Term (z.B. ein Wort)
  - Der Wert einer Komponente hängt u.a. von der Häufigkeit des Terms im Dokument ab
- > Erweiterungen berücksichtigen Zusammenhänge zwischen Wörtern: Word Embeddings

Giannis Antetokounmpo joined Kareem Abdul-Jabbar as the second Milwaukee Bucks player to win the Most Valuable Player award. The award was announced on Monday at a ceremony in Los Angeles.

At just 24 years old, Antetokounmpo became the third-youngest player to win MVP over the past 40 seasons, behind Derrick Rose and LeBron James. The native of Athens, Greece, is the fifth player born outside of the United States to win the award.

Antetokounmpo received 78 of the 101 possible first-place votes. Houston's James Harden came in second with the other 23 first-place votes. Every voter had either Antetokounmpo or Harden No. 1 or No. 2 on their ballot.



	team	coach	play	ball	score	game	win	lost	timeout	season
Document 1	3	0	5	0	2	6	0	2	0	2
Document 2	0	7	0	2	1	0	0	3	0	0
:										
Document n	0	1	0	0	1	2	2	0	3	0

Data Science Grundlagen: Data Understanding | Prof. Dr. Carsten Languillon

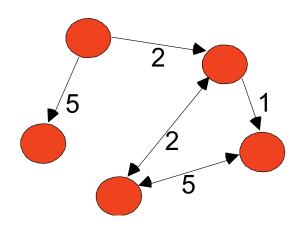
. Dr. Carsten Lanquillon





### **Graph-Daten**

### Beispiele: Allgemeiner Graph, HTML-Seiten und Molekülstrukturen



<a href="papers/papers.html#bbbb">

Data Mining </a>

<|i>

<a href="papers/papers.html#aaaa">

Graph Partitioning </a>

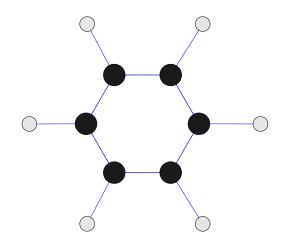
<|i>

<a href="papers/papers.html#aaaa">

Parallel Solution of Sparse Linear System of Equations </a>

<a href="papers/papers.html#ffff">

N-Body Computation and Dense Linear System Solvers







### Bilder

- > Bilder als Pixel-Matrix
- > Beachtung relevanter Nachbarschaftsinformationen von Punkten
- > Direkte Verwendung oft mögich (Datenmatrix wird zum Tensor)
- > Serialisierung der Pixelkodierung ergibt Datenmatrix
- > Invarianz bei Rotation, Skalierung und Verschiebung oft wichtig

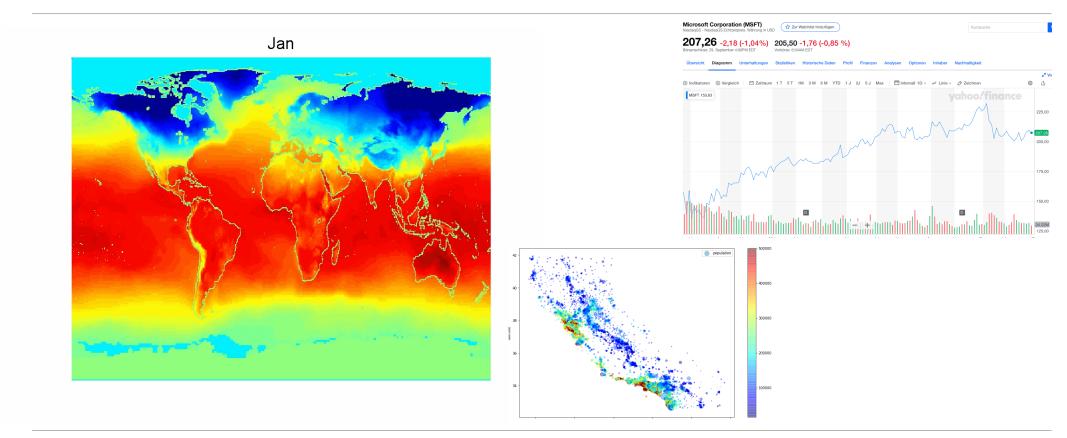








## Zeitabhängige und räumliche Daten



Data Science Grundlagen: Data Understanding | Prof. Dr. Carsten Lanquillon

| 12





### Beispiele für menschenlesbare Dateiformate

> CSV Comma-Seperated Values

1, shoes, red shoes, \$70.00 2, hat, a black hat, \$20.00 3, sweater, a wool sweater, \$50.00

id, title, description, price

> JSON JavaScript Object Notation

{"id":1, "name":"josh-shop", "listings":[1, 2, 3]}
{"id":2, "name":"provost", "listings":[4, 5, 6]}

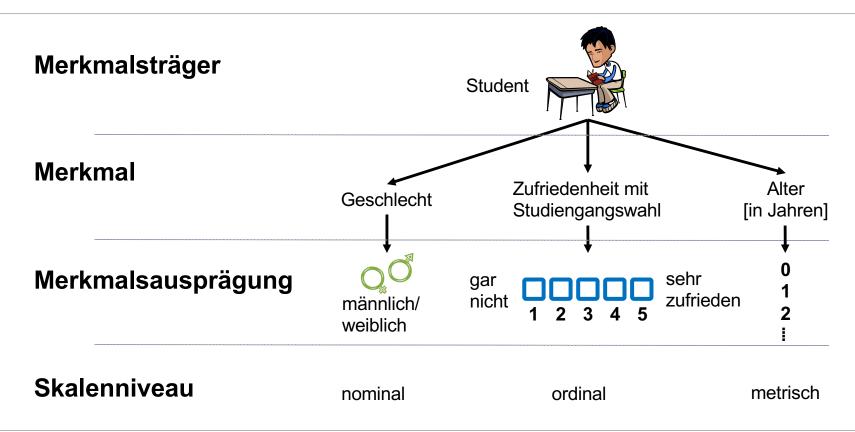
> XML eXtensible Markup Language

Data Science Grundlagen: Data Understanding | Prof. Dr. Carsten Languillon





## Grundbegriffe aus der Statistik







### Skalenniveaus: Übersicht

Das Skalenniveau eines
Merkmals beschreibt die
Art und den Gehalt der
Informationen der
Ausprägungen und die
Vergleichsmöglichkeiten
(Beziehungen)
untereinander

Merkmalsart	Relation zwischen den Merkmals- ausprägungen	Skalierung	Beispiele
qualitatives Merkmal	Verschiedenheit $x_i \neq x_j$	Nominalskala	Familienstand, Geschlecht, Beruf, Postleitzahl
komparatives Merkmal	Rangfolge $x_i < x_j$	Ordinalskala →	Handelsklasse, Schulnoten, Rating-Urteile
quantitatives Merkmal	Abstände $(x_i - x_j)$ sinnvoll	Intervallskala → ↓ ↓ ↓ ↓ → ↓ → →	Temperatur in [°C], Geburtsjahrgang
	Verhältnisse ( $x_i:x_j$ ) sinnvoll	Verhältnisskala	Preis, Umsatz, Einkommen, Alter





### Die Skalenniveaus sind ordinalskaliert

- Die verschiedenen Skalenniveaus stellen eine Hierarchie dar, die von niedrigsten Nominalskala bis zur Verhältnisskala reicht.
- > Merkmale, die auf einer hohen Skala gemessen wurden, können so transformiert werden, dass ihre Ausprägungen niedriger skaliert sind (Skalentransformation).
- Methoden für ein niedriges Skalenniveau können unter Verlust an Information auch für ein höheres Skalenniveau verwendet werden. Die Umkehrung gilt allerdings nicht.
- > Beispiel für Skalentransformationen:
  - "Alter" in Jahren anstatt des genauen Geburtsdatums
  - Abbildung auf Altersklassen wie jung, mittel, alt





## Beziehung zwischen Repräsentation und Skalenniveau

- > Zur Verarbeitung und Speicherung von Daten werden qualitative Merkmale oft codiert.
- > Häufig wird dafür eine effiziente Codierung durch Zahlen verwendet.
- > Beispiel

Codierung für "Familienstand": ledig  $\rightarrow$  0, verheiratet  $\rightarrow$  1, geschieden  $\rightarrow$  2, verwitwet  $\rightarrow$  3

#### > Anmerkung

- > Nur aufgrund der Tatsache, dass Merkmalsausprägungen durch Zahlen dargestellt sind, kann nicht zwingend auf eine zu Grunde liegende Ordinalskala oder Kardinalskala geschlossen werden.
- > Die Bestimmung des Skalenniveaus für ein Merkmal erfordert die Berücksichtigung inhaltlicher Aspekte.
- → Bestimmung und Festlegung der tatsächlichen Skalenniveaus aller verwendeten Merkmale im Datensatz ist Voraussetzung für valide und erfolgreiche Ergebnisse!





## Weitere Eigenschaften von Daten

#### > Dimensionalität

- > Umgang mit vielen Dimensionen oft schwierig → "curse of dimensionality"
- > Spärlichkeit (Sparseness)
  - > Wie werden seltene Ereignisse gespeichert? → Speicherbedarf vs. einfacher Zugriff
- Granularität (Auflösung, Resolution)
  - > Ergebnisse hängen stark von der Auflösung und dem Skalenniveau ab
- > Schiefe der Klassenverteilung
  - > Seltene und schiefe Klassen sind schwerer zu lernen





### **Explorative Datenanalyse**

#### Daten beschreiben

- 1. Welche Datentypen existieren
- 2. Gibt es fehlende Daten
- 3.Können die Daten die Frage beantworten

#### Daten erkunden

- Zielattribut festlegen
- Exploration einzelner Variablen
- Paarweise Erkundung
- Datenqualität
- Ausreißer identifizieren
- Korrelationen

#### Daten visualisieren

 Visualisierungen zur Unterstützung des Verständnisses





### Schritte zum Datenverständnis

- > Daten beschreiben: "Oberfläche" Eigenschaften und mit Metadaten abgleichen
  - Verfügbare Merkmale und deren Bedeutung, ggf. Identifikation Zielgröße
  - Format (Repräsentation), Skalenniveau, Ausprägungen (Werte), Häufigkeiten
  - Beispiele anschauen
- > Daten erkunden
  - SQL-Abfragen, Berichte, Visualisierungen, Profiling, Verteilungen
  - Datenqualitätsprobleme identifizieren
  - Erste Erkenntnisse gewinnen (einfache Zusammenhänge)

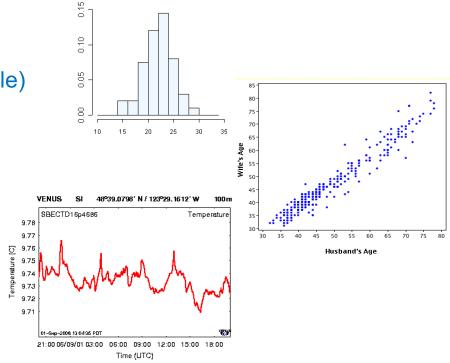




### **Datenvisualisierung**

#### Standarddiagramme

- > Histogramm (bevorzugt für metrische Merkmale)
- > Balkendiagramme (bevorzugt für qualitative Merkmale)
- > Kreisdiagramme (möglichst vermeiden)
- > Streudiagramme
- > Zeitreihen
- > Karten







### **Datenqualität**

- > Datenqualität bezieht sich auf Einsatzzweck: "fit for purpose"
  - → Beim Data Mining wurden die Daten i.d.R. für einen anderen Einsatzzweck erhoben!
- > Datenqualität ist elementar für erfolgreiches Data Mining: "garbage in, garbage out"
  - → Datenqualität sollte immer hinterfragt und kritisch geprüft werden!
- > Fragen
  - Nach welchen Kriterien wird die Qualität von Daten beschrieben?
  - > Mit welchen Kennzahlen lassen sich die Datenqualitätskriterien messen?
  - > Wie lassen sich Datenqualitätsprobleme beheben?





| 23

## Typische Datenqualitätskriterien (Auswahl)

Vollständigkeit	Sind alle notwendigen Daten verfügbar und zugreifbar?
Konformität	Stimmen die Werte mit den erwarteten Wertebereichen und Formaten überein?
Konsistenz	Sind die Daten zwischen verschiedenen Systemen und Tabellen konsistent?
Genauigkeit	Decken sich die Daten mit den realen Objekten bzw. mit Daten einer verlässlichen Quelle?
Eindeutigkeit	Gibt es Duplikate?
Integrität	Sind die Beziehungen zwischen Objekten in den Daten konsistent?
Rechtzeitigkeit	Sind die Daten verfügbar, wenn sie benötigt werden?

Data Science Grundlagen: Data Understanding | Prof. Dr. Carsten Lanquillon





## Typische Gründe für schlechte Datenqualität

- > Menschen (Fehler bei der Dateneingabe)
- > Architektur
- > Prozesse
- > Definitionen (Metadaten)
- > System-/ Datennutzung nicht im Einklang mit dem Entwurf/Konzept
- > Verfall der Genauigkeit oder Gültigkeit mit der Zeit





### Typische Datenqualitätsprobleme

Viele Datenqualitätskriterien lassen sich ohne Hintergrundwissen oder genaue Kenntnis der Objekte aus der realen Welt nicht messen.

Technische Aspekte, die auf Datenqualitätsprobleme hinweisen können

- Merkmale sind veraltet oder redundant
- > Fehlende Werte
- > Ausreißer
- > Rauschen (Noise)
- > Werte decken sich nicht mit Vorgaben oder gesundem Menschenverstand
- → Datenbereinigung ist meist ein sehr aufwendig und langwierig (Schätzung: bis zu 80% der Zeit)





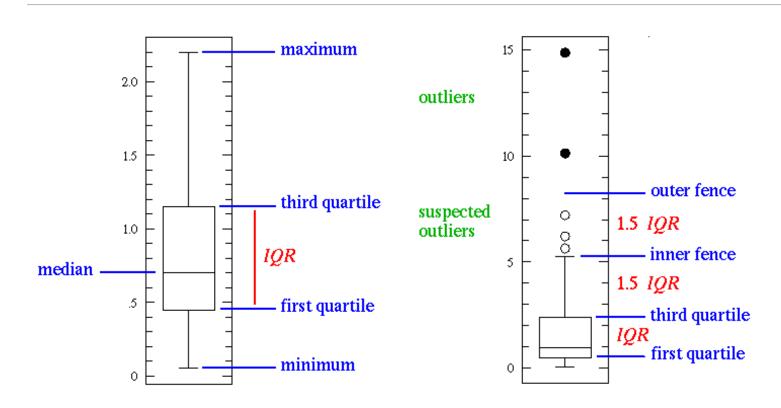
## Beispiele für Datenqualitätsprobleme

KID	PLZ	Geschlecht	Einkommen	Alter	Familienstand	Betrag
1001	10048	M	75000	С	М	5000
1002	J2S7K7	F	- 40000	40	W	4000
1003	90210		10000000	45	S	7000
1004	6269	М	50000	0	S	1000
1005	55101	F	99999		M	4000
1005	55101	F	65000	30	D	4000





## **Box-Plots und Ausreißer nach Tukey**







## Ausreißer bei Normalverteilungsannahme

Arithmetischer Mittelwert 
$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} x_i$$
 Stichprobenvarianz  $\sigma^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})^2$ 

#### k·σ -Regel

> Untere Grenze:  $\mu - k \cdot \sigma$ 

> Obere Grenze:  $\mu + k \cdot \sigma$ 

> Beobachtungen außerhalb der Grenzen warden als Ausreißer betrachtet

> Werte für k

k=3:  $\mu \pm 3 \cdot \sigma \rightarrow 0.2\%$  der Beobachtungen sind Ausreißer (bei Normalverteilungsannahme)

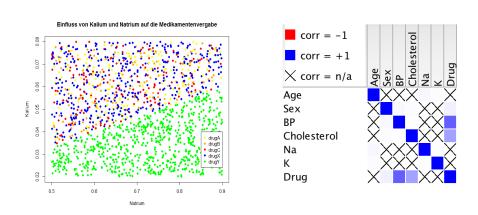
k=6:  $\mu \pm 6 \cdot \sigma$   $\rightarrow$  0,0001% der Beobachtungen sind Ausreißer (bei Normalverteilungsannahme)  $\rightarrow$  "six sigma"

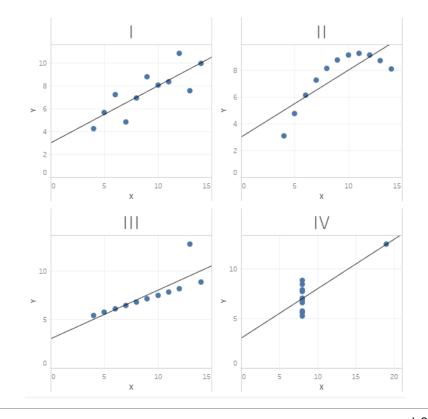




## Aussagekräftige Merkmale identifizieren

- Zusammenhänge zwischen beschreibenden Merkmalen und Zielgröße visualisieren (Zielgröße z.B. farblich kennzeichnen)
- > Zusammenhänge analytisch mit geeigneten Kennzahlen je nach Skalenniveau bewerten





Data Science Grundlagen: Data Understanding | Prof. Dr. Carsten Lanquillon





### Zusammenfassung

- > Datenqualität bezieht sich auf Einsatzzweck: "fit for purpose"
- > Datenqualität ist immer wichtig (GIGO)
- > Datenqualitätsprobleme so früh wie möglich erkennen
- > Überblick mit Kennzahlen und Visualisierungen
- > Ausreißer und fehlende Werte beachten
- > Erwartete Abhängigkeiten und Zusammenhänge überprüfen
- Explorative Datenanalyse