

DATA SCIENCE 2

VORLESUNG 5 - WARENKORBANALYSE

PROF. DR. CHRISTIAN BOCKERMANN

HOCHSCHULE BOCHUM

SOMMERSEMESTER 2022

- 1 Warenkorbanalyse
- 2 Frequent Itemsets / Patterns
- 3 Assoziationsregeln

Warenkorbanalyse

Warenkorbanalyse

- Ziel: **Cross-Selling**
- Produkt-Platzierung / Laden-Design
- Ranking von Suchergebnissen
- Cross-Channel Marketing (online/offline)

Typisches Beispiel im Online-Handel



Für größere Ansicht Maus über das Bild ziehen



[Alle Rezensionen anzeigen](#)

[Mit ähnlichen Artikeln vergleichen](#)

[Falsche Produktinformationen melden](#)

Vergleichbares Produkt



Amazon Basics Edelstahl-B
Antihafbeschichtung - Ind
bequemem Griff - 28 cm
EUR 38,56
★★★★☆ (3000)

5,00 € Coupon



Oakfire Wok
31cm Groß
Cast Iron mi
★★★★★
62,90 € inkl.

Gesponsert

Wird oft zusammen gekauft



Gesamtpreis: 135,07 €

Alle drei in den Einkaufswagen

Typisches Beispiel im Online-Handel



Für größere Ansicht Maus über das Bild ziehen



[Alle Rezensionen anzeigen](#)

[Mit ähnlichen Artikeln vergleichen](#)

[Falsche Produktinformationen melden](#)

Vergleichbares Produkt



Amazon Basics Edelstahl-B
Antihafbeschichtung - ind
bequemem Griff - 28 cm
EUR 38,56
★★★★☆ (3000)

5,00 € Coupon



Oakfire Wok
31cm Groß
Cast Iron mi
★★★★★
62,90 € inkl.

Gesponsert

Wird oft zusammen gekauft



Gesamtpreis: **135,07 €**

Alle drei in den Einkaufswagen

Methode: Regel-basiertes Lernen

Einfache Regeln finden, um z.B. Cross-Selling Maßnahmen zu unterstützen:

Wenn

ein Kunde einen
Wok gekauft hat

dann

hat er oft auch einen
Pfannenwender gekauft.

Methode: Regel-basiertes Lernen

Einfache Regeln finden, um z.B. Cross-Selling Maßnahmen zu unterstützen:

Wenn

ein Kunde einen
Wok gekauft hat

dann

hat er oft auch einen
Pfannenwender gekauft.

{ Wok } \longrightarrow { Pfannenwender }

Methode: Regel-basiertes Lernen

Einfache Regeln finden, um z.B. Cross-Selling Maßnahmen zu unterstützen:

Wenn

ein Kunde einen
Wok gekauft hat

dann

hat er oft auch einen
Pfannenwender gekauft.

{ Wok } → { Pfannenwender }

Antecedent

Consequent

Methode: Regel-basiertes Lernen

Einfache Regeln finden, um z.B. Cross-Selling Maßnahmen zu unterstützen:

Wenn

ein Kunde einen
Wok gekauft hat

dann

hat er oft auch einen
Pfannenwender gekauft.

{ Wok } → { Pfannenwender }

Antecedent

Consequent

Wie finden wir solche Regeln?

Frequent Itemsets / Patterns

Frequent Itemset Mining sucht häufige Muster

- Gegeben ist Menge \mathbf{S} von Symbolen (z.B. Artikel)
- Eingabe ist Menge \mathbf{X} von Transaktionen (Einkäufe) über \mathbf{S}

$$\mathbf{X} = \{x \mid x \subseteq \mathbf{S}\}$$

Ziel:

- Frage: Welche Symbole tauchen häufig zusammen auf?
- Finde die Muster $p \in \mathcal{P}(\mathbf{S})$ die in \mathbf{X} am häufigsten vorkommen

Beispiel: Frequent Itemsets auf Einkäufen

ID	Artikel
1	{ A, B, F }
2	{ B, D, E, F }
3	{ C, E }
4	{ B, E, F }
5	{ A, B, E }

Beispiel: Frequent Itemsets auf Einkäufen

ID	Artikel
1	{ A, B, F }
2	{ B, D, E, F }
3	{ C, E }
4	{ B, E, F }
5	{ A, B, E }

- Artikel B = Muster { B } taucht in 4/5 der Einkäufe auf

Beispiel: Frequent Itemsets auf Einkäufen

ID	Artikel
1	{ A, B, F }
2	{ B, D, E, F }
3	{ C, E }
4	{ B, E, F }
5	{ A, B, E }

- Artikel B = Muster { B } taucht in 4/5 der Einkäufe auf
- Muster { B, F } taucht in 3/5 aller Einkäufe auf

Beispiel: Frequent Itemsets auf Einkäufen

ID	Artikel
1	{ A, B, F }
2	{ B, D, E, F }
3	{ C, E }
4	{ B, E, F }
5	{ A, B, E }

- Artikel B = Muster { B } taucht in 4/5 der Einkäufe auf
- Muster { B, F } taucht in 3/5 aller Einkäufe auf

Welche Artikel werden häufig zusammen gekauft?

Transaktionsdatenbank

Transaktionen für Frequent Pattern Mining werden in **Transaktionsdatenbank** gespeichert:

ID	A	B	C	D	E	F
1	1	1	0	0	0	1
2	0	1	0	1	1	1
3	0	0	1	0	1	0
4	0	1	0	0	1	1
5	1	1	0	0	1	0

Transaktionsdatenbank

Transaktionen für Frequent Pattern Mining werden in
Transaktionsdatenbank gespeichert:

ID	A	B	C	D	E	F
1	1	1	0	0	0	1
2	0	1	0	1	1	1
3	0	0	1	0	1	0
4	0	1	0	0	1	1
5	1	1	0	0	1	0

Transaktion $t_1 = \{ A B F \}$

Transaktionsdatenbank

Transaktionen für Frequent Pattern Mining werden in
Transaktionsdatenbank gespeichert:

ID	A	B	C	D	E	F
1	1	1	0	0	0	1
2	0	1	0	1	1	1
3	0	0	1	0	1	0
4	0	1	0	0	1	1
5	1	1	0	0	1	0

Transaktion $\mathbf{t}_1 = \{ A B F \}$
 \mathbf{t}_1 enthält Muster $\mathbf{p} = \{ A B \}$

Allgemein: Wann ist ein Muster häufig?

Sei \mathcal{D} eine Datenbank mit Transaktionen.

Der *support* eines Musters p in einer Datenbank \mathcal{D} ist

$$\text{support}(p) = \frac{|\{t \in \mathcal{D} \mid p \subseteq t\}|}{|\mathcal{D}|}.$$

Allgemein: Wann ist ein Muster häufig?

Sei \mathcal{D} eine Datenbank mit Transaktionen.

Der *support* eines Musters p in einer Datenbank \mathcal{D} ist

$$\text{support}(p) = \frac{|\{t \in \mathcal{D} \mid p \subseteq t\}|}{|\mathcal{D}|}.$$

Muster p ist häufig, wenn $\text{support}(p) > \text{min}_s$, d.h.

- es taucht in min_s % aller Transaktionen auf
- Parameter min_s vom Benutzer gewählt
- min_s ist der minimale Support

Wie finden wir häufige Muster?

Sei \mathcal{D} die Datenbank mit Transaktionen \mathbf{t}_i und jedes $\mathbf{t}_i \subseteq \mathbf{S}$ eine Menge von Symbolen aus $\mathbf{S} = \{s_1, \dots, s_k\}$.

Wie finden wir häufige Muster?

Sei \mathcal{D} die Datenbank mit Transaktionen \mathbf{t}_i und jedes $\mathbf{t}_i \subseteq \mathbf{S}$ eine Menge von Symbolen aus $\mathbf{S} = \{s_1, \dots, s_k\}$.

Menge aller möglichen Teilmengen von \mathbf{S} ist die Potenzmenge

$$\mathcal{P}(\mathbf{S}) = \{\{\}, \{s_1\}, \{s_2\}, \dots, \{s_1, s_2\}, \dots, \{s_1, \dots, s_k\}\}$$

Wie finden wir häufige Muster?

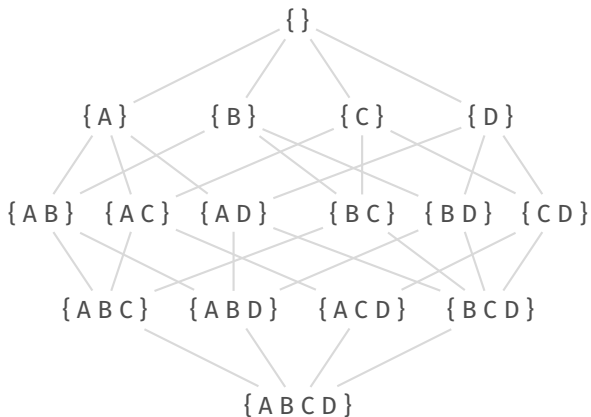
Sei \mathcal{D} die Datenbank mit Transaktionen \mathbf{t}_i und jedes $\mathbf{t}_i \subseteq \mathbf{S}$ eine Menge von Symbolen aus $\mathbf{S} = \{s_1, \dots, s_k\}$.

Menge aller möglichen Teilmengen von \mathbf{S} ist die Potenzmenge

$$\mathcal{P}(\mathbf{S}) = \{\{\}, \{s_1\}, \{s_2\}, \dots, \{s_1, s_2\}, \dots, \{s_1, \dots, s_k\}\}$$

Wir müssen die Häufigkeit aller Teilmengen aus $\mathcal{P}(\mathbf{S})$ zählen!

Potenzmenge als **Teilmengen-Verbund**



Problem: Größe der Potenzmenge ist exponentiell

$$|\mathcal{P}(\mathbf{S})| = 2^{|\mathbf{S}|}$$

Problem: Größe der Potenzmenge ist exponentiell

$$|\mathcal{P}(\mathbf{S})| = 2^{|\mathbf{S}|}$$

Beispiel:

- Ein Online-Shop hat 10 Produkte: 1024 Teilmengen

Problem: Größe der Potenzmenge ist exponentiell

$$|\mathcal{P}(\mathbf{S})| = 2^{|\mathbf{S}|}$$

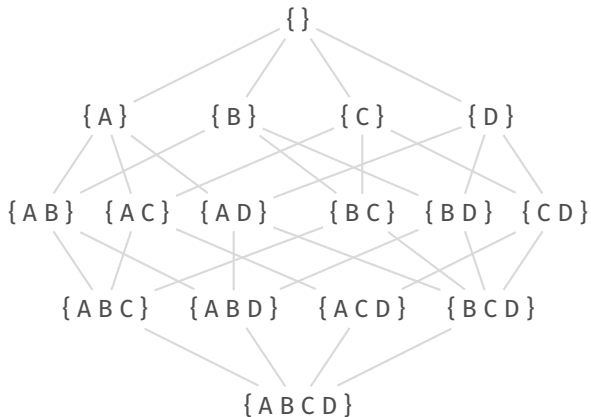
Beispiel:

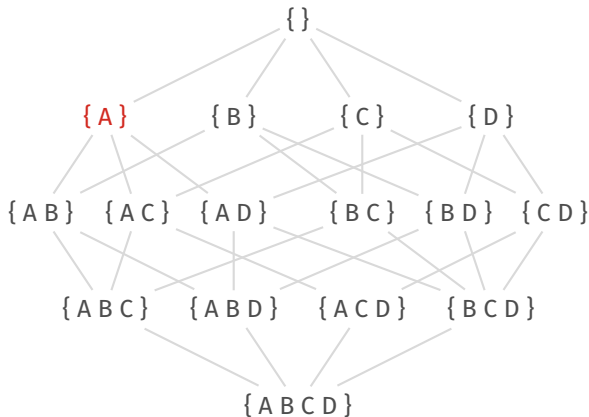
- Ein Online-Shop hat 10 Produkte: 1024 Teilmengen
- Ein Online-Shop hat 100 Produkte:
1267650600228229401496703205376 Teilmengen

Welcher Shop hat nur 100 Produkte?

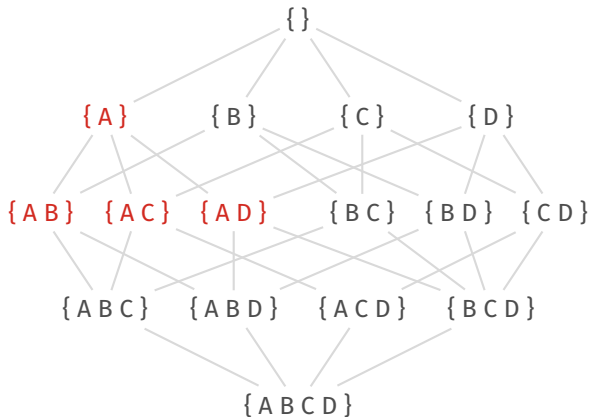
Idee: Häufigkeit ist monoton fallend

Wenn eine Menge t nicht häufig ist, ist jede Menge p , die t enthält, ebenfalls nicht häufig.

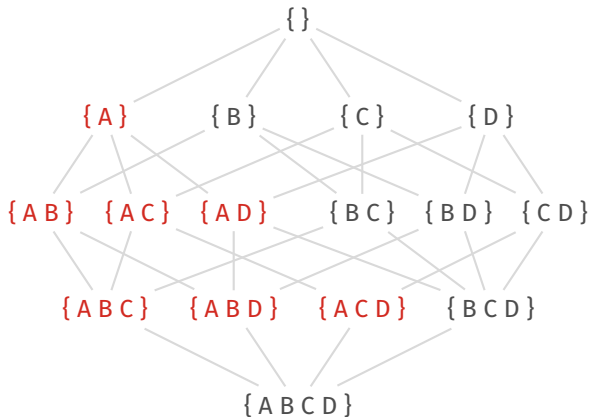




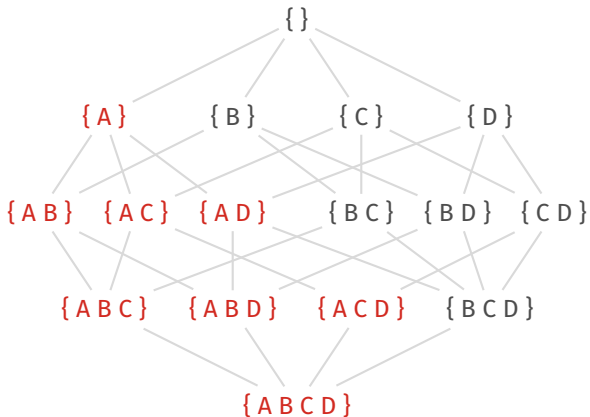
Wenn $\{A\}$ nicht häufig ist, brauchen wir alle Mengen, die A enthalten nicht mehr zu zählen!



Wenn $\{A\}$ nicht häufig ist, brauchen wir alle Mengen, die A enthalten nicht mehr zu zählen!



Wenn $\{A\}$ nicht häufig ist, brauchen wir alle Mengen, die A enthalten nicht mehr zu zählen!



Wenn $\{A\}$ nicht häufig ist, brauchen wir alle Mengen, die A enthalten nicht mehr zu zählen!

Der **Apriori** Algorithmus

1. Sei $k = 1$.
Bilde die k -Elementigen Teilmengen L_k über \mathbf{S} und zähle ihre Häufigkeit.
2. Bilde aus den häufigen k -elementigen Mengen die möglichen $(k + 1)$ -Mengen L_{k+1}
3. Zähle die Häufigkeit der L_{k+1} -Mengen in \mathcal{D}
4. Wenn L_{k+1} noch häufige Mengen enthält, setze $k := k + 1$ und wiederhole ab Schritt 2.
andernfalls: Stopp.

Der Apriori Algorithmus

- In SciKit Learn leider **nicht** enthalten
- Modul `mlxtend` enthält Apriori Implementierung

Zusätzlich

- One-Hot-Encoder um Transaktionstabelle (0, 1 pro Symbol) zu erzeugen
- Funktioniert auch mit CountVectorizer (vgl. Text-Clustering: DataScience 2, 5. Vorlesung)

Beispiel:

```
import pandas as pd
from mlxtend.frequent_patterns import apriori

# Transaktionen laden (pro Artikel 1 Spalte mit 0/1)
txs = pd.read_csv('Kurse/DataScience2/data/
                  transactions.csv')

# Apriori-Algorithmus anwenden:
result = apriori(txs, min_support=0.02,
                 use_colnames=True)

# Ergebnis ist wieder ein DataFrame Objekt!
```

Beispiel: (Ergebnis)

	support	itemsets
32	0.05	(antioxydant, juice)
33	0.05	(cottage, cheese)
34	0.05	(drink, energy)
35	0.05	(fat, low)
36	0.05	(yogurt, fat)
37	0.05	(flour, weat)

Alternative zu Apriori-Algorithmus

- Apriori-Algorithmus basiert auf *Kandidatengenerierung*
- u.U. recht langsam, viele DB-Iterationen
- **FP-Growth** ist alternativer Algorithmus
- Nutzt Kompakte Repräsentation der Datenbank
- nur 2 Iterationen auf DB, danach in-Memory

Häufige Mengen - was nun?

Angenommen, wir haben unsere häufigen Mengen gefunden:

Support	Itemsets
0.53	{ A D }
0.42	{ D F }
0.17	{ A D F }
0.13	{ A C G }

Assoziationsregeln

Assoziationsregeln – Wenn-Dann

Regeln der Art

$$\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{y}$$

wobei \mathbf{x} und \mathbf{y} jeweils Mengen von Symbolen aus \mathbf{S} sind.

Assoziationsregeln – Wenn-Dann

Regeln der Art

$$\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{y}$$

wobei \mathbf{x} und \mathbf{y} jeweils Mengen von Symbolen aus \mathbf{S} sind.

Wie häufig kommt die Regel in der Datenbank vor?

Für Assoziationsregeln aus einer Datenbank \mathcal{D} ist der **Support**:

$$\text{support}(\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{y}) = \frac{\text{support}(\mathbf{x} \cup \mathbf{y})}{|\mathcal{D}|}$$

Beispiel:

Kunden, die Brot und Eier gekauft haben,
haben auch Milch gekauft.

Dies läßt sich als Regel formulieren:

$$\{ \text{Brot, Eier} \} \rightarrow \{ \text{Milch} \}$$

Beispiel:

Kunden, die Brot und Eier gekauft haben,
haben auch Milch gekauft.

Dies läßt sich als Regel formulieren:

$$\{ \text{Brot, Eier} \} \rightarrow \{ \text{Milch} \}$$

Der Support der Regel ist:

$$\frac{\text{support}(\{ \text{Brot, Eier, Milch} \})}{|\mathcal{D}|}$$

Regeln aus häufigen Mengen erzeugen

Regeln werden aus den häufigen Mengen erzeugt. Die Menge

$$\{ A B C \}$$

führt zu den Regeln

$$\{ A B \} \rightarrow \{ C \}$$

$$\{ A C \} \rightarrow \{ B \}$$

$$\{ B C \} \rightarrow \{ A \}$$

Regeln aus häufigen Mengen erzeugen

Regeln werden aus den häufigen Mengen erzeugt. Die Menge

$$\{ A B C \}$$

führt zu den Regeln

$$\{ A B \} \rightarrow \{ C \}$$

$$\{ A C \} \rightarrow \{ B \}$$

$$\{ B C \} \rightarrow \{ A \}$$

Das führt zu sehr vielen Regeln!

Welche sind davon relevant?

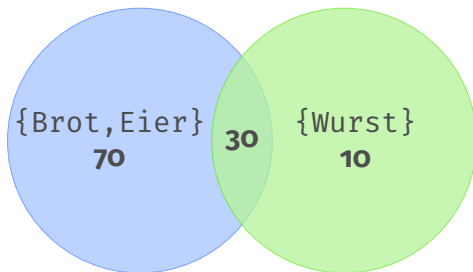
Bewerten von Assoziationsregeln – **Konfidenz**

Wenn **x** gilt – wie häufig gilt dann auch **y**?

$$\text{conf}(\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{y}) = \frac{\text{support}(\mathbf{x} \cup \mathbf{y})}{\text{support}(\mathbf{x})}$$

Beispiel: Konfidenz

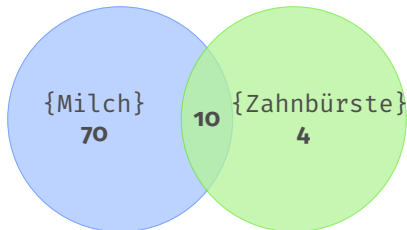
Sei $|\mathcal{D}| = 100$.



$$\frac{\text{support}(\{ \text{Brot, Eier, Wurst} \})}{\text{support}(\{ \text{Brot, Eier} \})} = \frac{0.3}{0.7} \approx 0.428$$

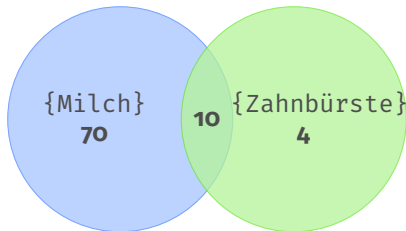
Problem: Was ist mit sehr populären Artikeln?

{ Zahnbürste } \rightarrow { Milch }



Problem: Was ist mit sehr populären Artikeln?

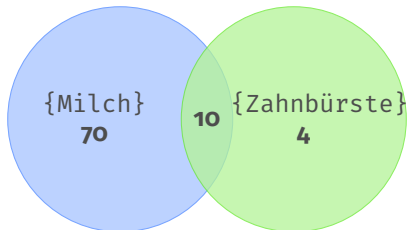
{ Zahnbürste } \rightarrow { Milch }



$$\frac{\text{support}(\{ \text{Zahnbürste}, \text{Milch} \})}{\text{support}(\{ \text{Zahnbürste} \})} = \frac{10}{10+4} \approx \mathbf{0.7}$$

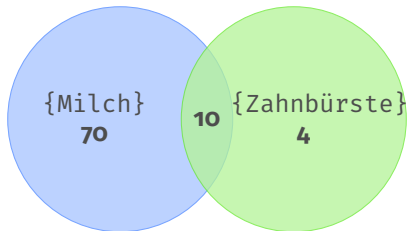
Problem: Was ist mit sehr populären Artikeln?

$$\text{conf}(\{ \text{Zahnbürste} \} \rightarrow \{ \text{Milch} \}) = \mathbf{0.7}$$



Problem: Was ist mit sehr populären Artikeln?

$$\text{conf}(\{ \text{Zahnbürste} \} \rightarrow \{ \text{Milch} \}) = \mathbf{0.7}$$



**Wie aussagekräftig ist die hohe Konfidenz für
 $\{ \text{Zahnbürste} \} \rightarrow \{ \text{Milch} \}$?**

Lift Kriterium

“Das Lift Kriterium gibt die Steigerung der Wahrscheinlichkeit für **y** an, wenn **x** gilt.”

$$\text{lift}(\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{y}) = \frac{\text{support}(\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{y})}{\text{support}(\mathbf{x}) \cdot \text{support}(\mathbf{y})}$$

Interpretation:

$\text{lift}(\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{y}) > 1 \Rightarrow \mathbf{x}, \mathbf{y}$ sind positiv korreliert

$\text{lift}(\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{y}) < 1 \Rightarrow \mathbf{x}, \mathbf{y}$ sind negativ korreliert

$\text{lift}(\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{y}) = 1 \Rightarrow \mathbf{x}, \mathbf{y}$ sind unabhängig

Assoziationsregeln in Python

- Modul `mlxtend` ermöglicht Generieren von Regeln
- Häufige Mengen vorab mit z.B. Apriori berechnen

```
from mlxtend.frequent_patterns import
                                association_rules

# häufige Mengen berechnen...
freq_patterns = apriori(...)

# Regeln generieren:
rules = association_rules(freq_patterns,
                          metric="confidence",
                          min_threshold=0.7)
```