

Klassifikation mit Naive Bayes

Carsten Gips (FH Bielefeld)

Unless otherwise noted, this work is licensed under CC BY-SA 4.0.

- Bei Arthrose wird in 80 Prozent der Fälle ein steifes Gelenk beobachtet: $P(S|A) = 0.8$
- Eine von 10.000 Personen hat Arthrose: $P(A) = 0.0001$
- Eine von 10 Personen hat ein steifes Gelenk: $P(S) = 0.1$

=> Ich habe ein steifes Gelenk. Habe ich Arthrose?

- Mails, manuell markiert:
 - D1: ("Sieben Zwerge fraßen sieben Ziegen", OK)
 - D2: ("Sieben Ziegen traten sieben Wölfe", SPAM)
 - D3: ("Sieben Wölfe fraßen sieben Böcke", OK)
 - D4: ("Sieben Böcke traten sieben Zwerge", SPAM)
- Neue Mails:
 - T1: ("Sieben Zwerge fraßen sieben Wölfe")
 - T2: ("Sieben Zwerge traten sieben Ziegen")

Naive Bayes

- Verallgemeinerte Bayes Regel

$$P(H|D_1, \dots, D_n) = \frac{P(D_1, \dots, D_n|H)P(H)}{P(D_1, \dots, D_n)}$$

- Annahme: D_i sind bedingt unabhängig

$$P(D_1, \dots, D_n|H) = P(D_1|H) \cdot \dots \cdot P(D_n|H) = \prod_i P(D_i|H)$$

- Beobachtung: $P(D_1, \dots, D_n)$ für alle Hypothesen $h \in H$ gleich

- **Naive Bayes Klassifikator** bzw. **MAP**

$$h_{MAP} = \operatorname{argmax}_{h \in H} P(h|D_1, \dots, D_n) = \operatorname{argmax}_{h \in H} P(h) \prod_i P(D_i|h)$$

$$h_{MAP} = \operatorname{argmax}_{h \in H} P(h|D_1, \dots, D_n) = \operatorname{argmax}_{h \in H} P(h) \prod_i P(D_i|h)$$

Training: Bestimme die Wahrscheinlichkeiten aus Trainingsdaten **S**

- Für jede Klasse h :
 - Schätze $P(h) = \frac{|S(h)|}{|S|}$
 - Für jedes Attribut D_i und jede Ausprägung $x \in D_i$:
Schätze $P(D_i = x|h) = \frac{|S_{D_i}(x) \cap S(h)|}{|S(h)|}$

Klassifikation: Wähle wahrscheinlichste Klasse h_{MAP} für Vektor \mathbf{x}

- $h_{MAP} = \operatorname{argmax}_{h \in H} P(h) \prod_{x \in \mathbf{x}} P(x|h)$

Beispiel Klassifikation mit NB

Nase läuft	Husten	Gerötete Haut	Fieber	Klasse
1	1	1	0	krank
1	1	0	0	krank
0	0	1	1	krank
1	0	0	0	gesund
0	0	0	0	gesund

- Eingabe: Person mit Husten und Fieber

Beispiel Klassifikation mit NB

Nase läuft	Husten	Gerötete Haut	Fieber	Klasse
1	1	1	0	krank
1	1	0	0	krank
0	0	1	1	krank
1	0	0	0	gesund
0	0	0	0	gesund

- Eingabe: Person mit Husten und Fieber

Gesucht: $P(\text{krank})$, $P(\text{gesund})$, $P(\text{Nase}=0|\text{krank})$, $P(\text{Nase}=0|\text{gesund})$, ...

Wähle Klasse

$$h_{MAP} = \operatorname{argmax}_{h \in \{\text{gesund}, \text{krank}\}} P(h) \cdot P(\text{Nase}=0|h) \cdot P(\text{Husten}=1|h) \cdot P(\text{Haut}=0|h) \cdot P(\text{Fieber}=1|h)$$

Textklassifikation mit NB

- Texte als Trainingsmenge:

- Text zerlegen in Terme (Wörter, sonstige relevante Token)
- ggf. Entfernen von Stoppwörtern (beispielsweise Artikel u.ä.)
- ggf. Stemming und Lemmatisierung für restliche Terme
- ggf. weitere Vorverarbeitungsschritte (Groß-Klein-Schreibung, ...)
- Terme zusammenfassen als Menge: “*Bag of Words*” (mit Häufigkeit)

- Naive Bayes “trainieren”:

- A-priori-Wahrscheinlichkeit der Klassen: $P(c) = \frac{N_c}{N} = \frac{\text{Anzahl Dokumente in Klasse } c}{\text{Anzahl Dokumente}}$
- Likelihood der Daten (Terme):

- $$P(t|c) = \frac{\text{count}(t, c)}{\sum_{v \in V} \text{count}(v, c)}$$

mit $\text{count}(t, c)$ Anzahl der Vorkommen von Term t in allen Dokumenten der Klasse c und V die Vereinigung aller Terme aller Dokumente (als Menge)

- Klassifikation mit Naive Bayes
 - Annahme von Unabhängigkeit \Rightarrow "Naive" Bayes Klassifikation
 - Schätzen der bedingten Wahrscheinlichkeiten aus den Trainingsdaten
 - Klassifikation durch Nutzung der geschätzten Wahrscheinlichkeiten
 - Hinweis auf Naivität der Annahme, dennoch sehr gute Erfolge in Praxis
 - Hinweis auf Probleme mit niedrigen Wahrscheinlichkeiten

LICENSE



Unless otherwise noted, this work is licensed under CC BY-SA 4.0.