

Bedingte Wahrscheinlichkeiten

Bisher: Wahrscheinlichkeitsraum (Ω, \mathcal{A}, P)

Grundraum Ω , Menge aller Ereignisse \mathcal{A} auf Ω , Wahrscheinlichkeitsmaß P auf Ω

$$P: \mathcal{A} \rightarrow [0,1], A \mapsto P(A)$$

1.
$$0 \le P(A) \le 1$$
 für jedes Ereignis $A \in \mathcal{A}$ 2. $P(\Omega) = 1$

2.
$$P(\Omega) = 1$$

3.
$$P\left(\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i\right) = \sum_{i=1}^{\infty} P(A_i)$$
 für alle paarweise disjunkten Ereignisse $A_i \in \mathcal{A}$

Jetzt: Wahrscheinlichkeitsraum (B, Z,PB)

Einschränkung des Grundraums auf Ereignis B $\subset\Omega$, Wahrscheinlichkeitsmaß P_B auf B

$$P: \mathcal{Z} \to [0,1], B \mapsto P(B)$$

1.
$$0 \le P(B) \le 1$$
 für jedes Ereignis $B \in \mathcal{Z}$ 2. $P(B) = 1$

2.
$$P(B) = 1$$

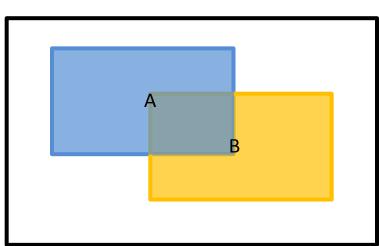
3.
$$P\left(\bigcup_{i=1}^{\infty} B_i\right) = \sum_{i=1}^{\infty} P(B_i)$$
 für alle paarweise disjunkten Ereignisse $B_i \in \mathcal{E}$



Bedingte Wahrscheinlichkeiten

Wahrscheinlichkeitsraum (Ω , \mathcal{A} ,P)

Ω





Bedingte Wahrscheinlichkeiten

Wahrscheinlichkeitsraum (Ω , \mathcal{A} ,P)

$$A \cap B^{C}$$

$$= A \setminus (A \cap B)$$

$$A \cap B$$

$$= B \setminus (A \cap B)$$

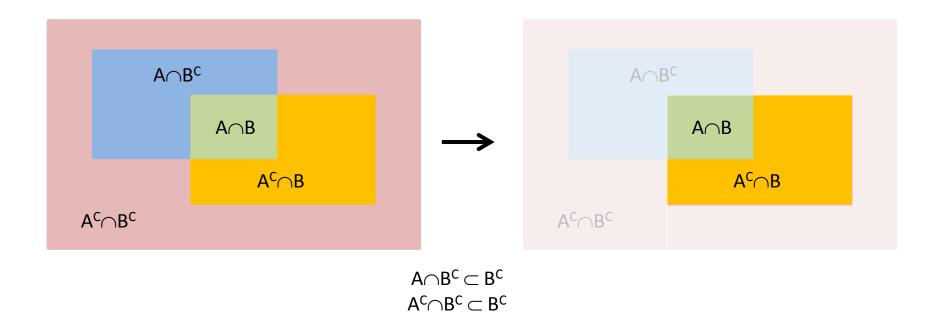
$$A^{C} \cap B^{C}$$



Bedingte Wahrscheinlichkeiten

Wahrscheinlichkeitsraum (Ω , \mathcal{A} ,P)

Wahrscheinlichkeitsraum (B, Z,PB)

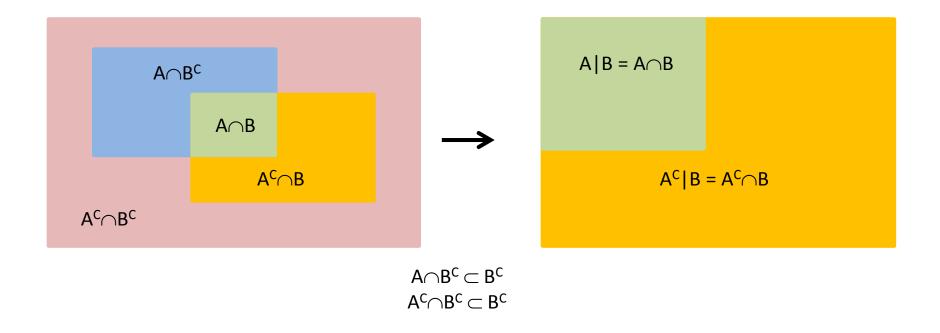


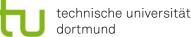


Bedingte Wahrscheinlichkeiten

Wahrscheinlichkeitsraum (Ω , \mathcal{A} ,P)

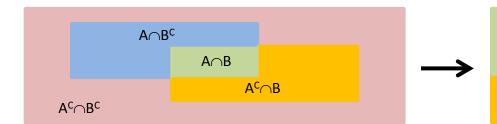
Wahrscheinlichkeitsraum (B, Z,PB)





Bedingte Wahrscheinlichkeiten

Wahrscheinlichkeitsraum (Ω , \mathcal{A} ,P)



Wahrscheinlichkeitsraum (B, Z,P_B)

$$A \mid B = A \cap B$$

$$A^{C} \mid B = A^{C} \cap B$$

$$1 = P(\Omega) = P_{\Omega}(\Omega) = P(\Omega \mid \Omega)$$

$$= P[A \cap B^{C}] + P[A^{C} \cap B^{C}]$$

$$+ P[A \cap B] + P[A^{C} \cap B]$$

$$= P(C_{1}) + P(C_{2}) + P(C_{3}) + P(C_{4})$$

$$1 = P_{B}(B) = P(B|B)$$

$$= P[A|B] + P[A^{C}|B]$$

$$= P_{B}[A \cap B] + P_{B}[A^{C} \cap B]$$

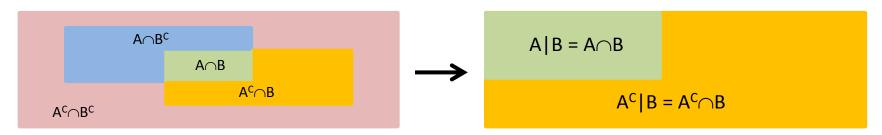
$$= P_{B}(C_{3}) + P_{B}(C_{4})$$



Bedingte Wahrscheinlichkeiten



Wahrscheinlichkeitsraum (B, Z,PB)



Die Wahrscheinlichkeit
$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}$$
 heißt

bedingte Wahrscheinlichkeit von A gegeben B



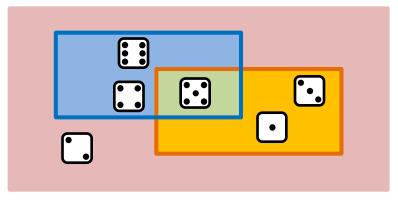
Bedingte Wahrscheinlichkeiten

Beispiel: einfacher Würfelwurf

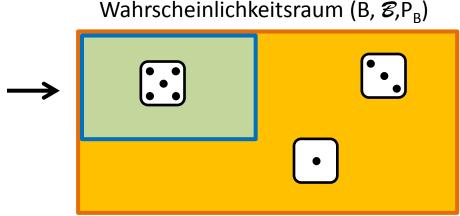
A = Zahl größer 3

B = Zahl ungerade

Wahrscheinlichkeitsraum (Ω , \mathcal{A} ,P)



$$P_{(1,...,6)}(A) = 3/6$$
 $P_{(1,...,6)}(B) = 3/6$ $P_{(1,...,6)}(A \cap B) = 1/6$



$$P_{(1,3,5)}(B) = P_{(1,...,6)}(B \cap B) / P_{(1,...,6)}(B) = 1$$

 $P_{(1,3,5)}(A) = P_{(1,...,6)}(A \cap B) / P_{(1,...,6)}(B)$
 $= (1/6)/(3/6) = 1/3$



Bedingte Wahrscheinlichkeiten

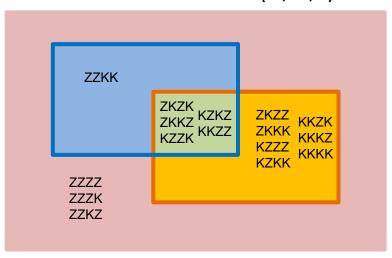
Beispiel: vierfacher Münzwurf

Wahrscheinlichkeitsraum (Ω , \mathcal{A} ,P)

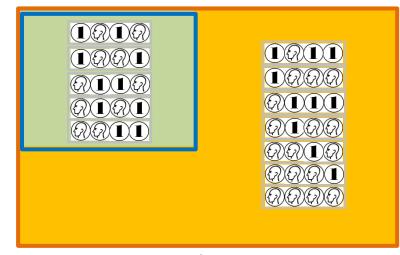
A = Genau zweimal Kopf nach vier Würfen

B = Mindestens einmal Kopf nach zwei Würfen

Wahrscheinlichkeitsraum (B, Z,P_B)



$$P_{\Omega}(A) = 6/16 = 0.375$$
 $P_{\Omega}(B) = 12/16$ $P_{\Omega}(A \cap B) = 5/16$



$$P_B(A) = P_{\Omega}(A \cap B) / P_{\Omega}(B)$$

= (5/16)/(12/16) = 5/12 \approx 0.417

Bedingte Wahrscheinlichkeiten

Umformung der Definitionsformel

$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)} \implies P(A \cap B) = P(A|B) \cdot P(B)$$

$$P(A \cap B) = P(A \mid B) \cdot P(B)$$

$$P(A^{c} \cap B) = P(A^{c} \mid B) \cdot P(B)$$

$$P(A \cap B^{c}) = P(A \mid B^{c}) \cdot P(B^{c})$$

$$P(A \cap B^{c}) = P(A | B^{c}) \cdot P(B^{c})$$

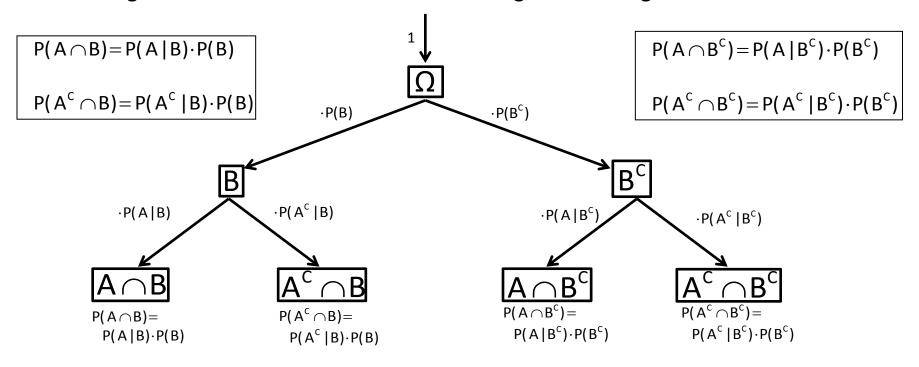
$$P(A^{c} \cap B^{c}) = P(A^{c} | B^{c}) \cdot P(B^{c})$$



Bedingte Wahrscheinlichkeiten

Umformung der Definitionsformel

Darstellung der Wahrscheinlichkeit für Schnittereignisse in Ereignisbaum

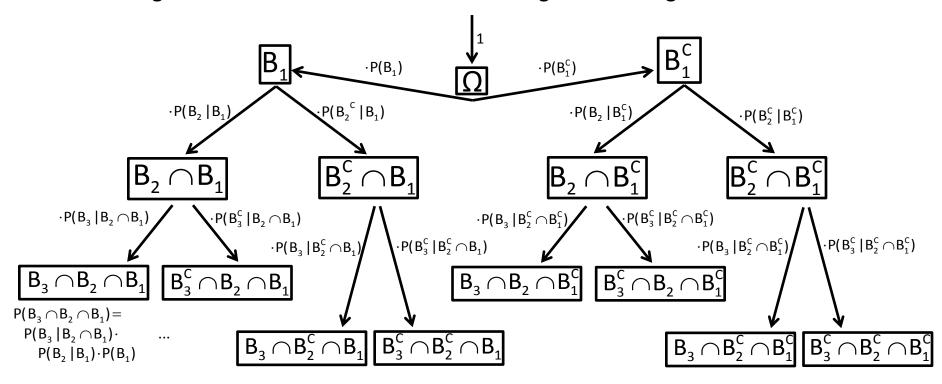




Bedingte Wahrscheinlichkeiten

Umformung der Definitionsformel

Darstellung der Wahrscheinlichkeit für Schnittereignisse in Ereignisbaum



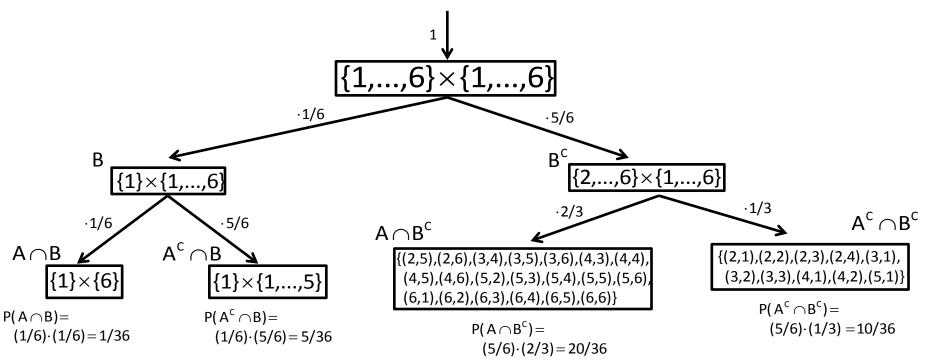


Bedingte Wahrscheinlichkeiten

Ereignisbaum: Beispiel zweifacher Würfelwurf

A: Gesamtaugenzahl ist größer als 6

B: erster Wurf ergibt Augenzahl 1





Bedingte Wahrscheinlichkeiten

Ereignisbaum: Beispiel dreifacher Münzwurf

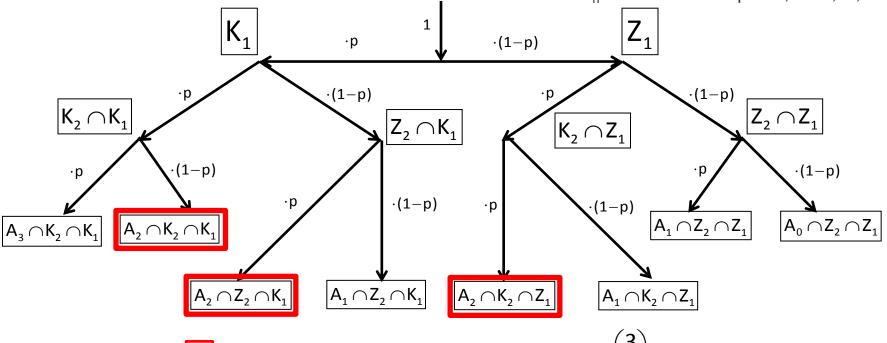
mit unfairerer Münze

P: Wahrscheinlichkeit für Kopf

 K_1 : Erster Wurf Kopf Z_1 : Erster Wurf Zahl

K₂: Zweiter Wurf Kopf Z₂: Zweiter Wurf Zahl

 A_n : Gesamtzahl Kopf = n, n=0,...,3



$$P(A_2) = p \cdot p \cdot (1-p) + p \cdot (1-p) \cdot p + (1-p) \cdot p \cdot p = {3 \choose 2} \cdot p^2 (1-p)^{3-2}$$

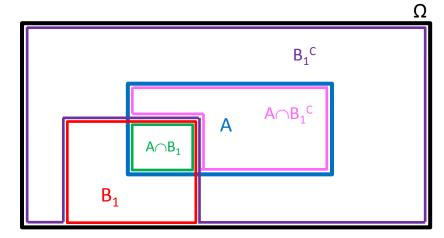


Bedingte Wahrscheinlichkeiten

Umformung der Definitionsformel

$$P(A | B_1) = \frac{P(A \cap B_1)}{P(B_1)} \implies P(A \cap B_1) = P(A | B_1) \cdot P(B_1)$$

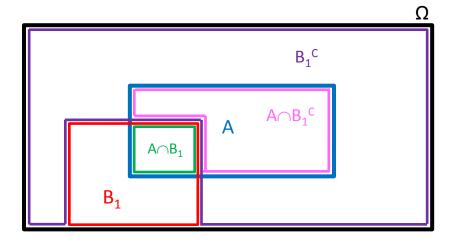
$$P(A \mid B_1^C) = \frac{P(A \cap B_1^C)}{P(B_1^C)} \implies P(A \cap B_1^C) = P(A \mid B_1^C) \cdot P(B_1^C)$$





Bedingte Wahrscheinlichkeiten

$$P(A) = P(A \cap B_1) + P(A \cap B_1^C) = P(A \mid B_1) \cdot P(B_1) + P(A \mid B_1^C) \cdot P(B_1^C)$$

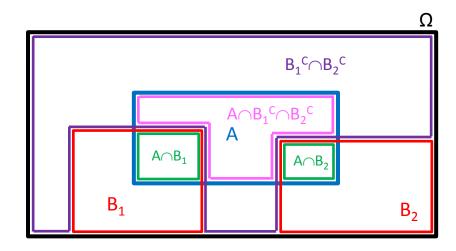




Bedingte Wahrscheinlichkeiten

$$B_{1} \cap B_{2} = \varnothing \Rightarrow P(A) = P(A \cap B_{1}) + P(A \cap B_{2}) + P(A \cap B_{1}^{C} \cap B_{2}^{C})$$

$$= P(A \mid B_{1}) \cdot P(B_{1}) + P(A \mid B_{2}) \cdot P(B_{2}) + P(A \mid B_{1}^{C} \cap B_{2}^{C}) \cdot P(B_{1}^{C} \cap B_{2}^{C})$$



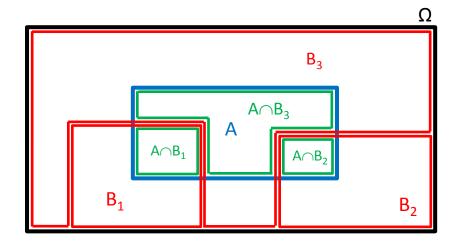


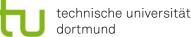
Bedingte Wahrscheinlichkeiten

$$B_{3} = B_{1}^{C} \cap B_{2}^{C} \Rightarrow B_{1} \cap B_{2} = \varnothing, B_{1} \cap B_{3} = \varnothing, B_{2} \cap B_{3} = \varnothing, B_{1} \cup B_{2} \cup B_{3} = \Omega$$

$$\Rightarrow P(A) = P(A \cap B_{1}) + P(A \cap B_{2}) + P(A \cap B_{3})$$

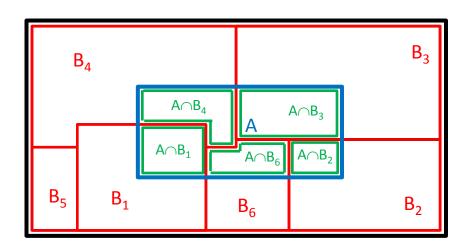
$$= P(A \mid B_{1}) \cdot P(B_{1}) + P(A \mid B_{2}) \cdot P(B_{2}) + P(A \mid B_{3}) \cdot P(B_{3})$$





Bedingte Wahrscheinlichkeiten

$$i \neq j \Rightarrow B_i \cap B_j = \emptyset$$
, $\bigcup_{i=1}^n B_i = \Omega \Rightarrow P(A) = \sum_{i=1}^n P(A | B_i) \cdot P(B_i)$





Bedingte Wahrscheinlichkeiten, Satz von der totalen Wahrscheinlichkeit

Beispiel: Ausfall einer Internetverbindung

A = Internetverbindung fällt aus

B₁ = Verbindung mit Knoten 1

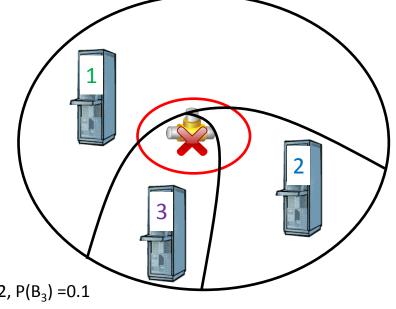
B₂ = Verbindung mit Knoten 2

B₃ = Verbindung mit Knoten 3

W'keiten für Einwahl in Knoten 1, 2 oder 3: $P(B_1) = 0.7$, $P(B_2) = 0.2$, $P(B_3) = 0.1$

W'keiten für Verbindungsausfall für Knoten 1, 2 oder 3: $P(A|B_1) = 0.02$, $P(A|B_2) = 0.04$, $P(A|B_3) = 0.06$

 \Rightarrow W'keit für Verbindungsausfall: P(A) = 0.02·0.7+0.04·0.2+0.06·0.1 = 0.028

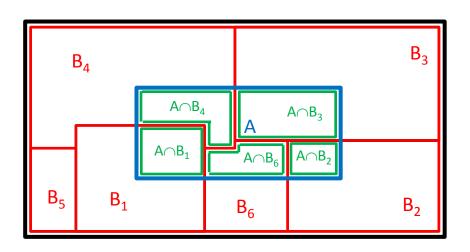




Bedingte Wahrscheinlichkeiten

$$i \neq j \Longrightarrow B_i \cap B_j = \emptyset, \bigcup_{i=1}^n B_i = \Omega$$

$$P(A) = \sum_{i=1}^{n} P(A | B_i) \cdot P(B_i)$$



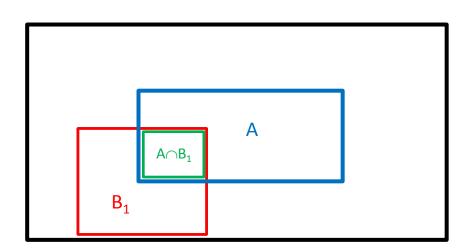


Bedingte Wahrscheinlichkeiten

$$i \neq j \Longrightarrow B_i \cap B_j = \emptyset, \bigcup_{i=1}^n B_i = \Omega$$

$$P(A) = \sum_{i=1}^{n} P(A | B_i) \cdot P(B_i)$$

$$P(A \cap B_{i}) = P(A \mid B_{i}) \cdot P(B_{i})$$
$$= P(B_{i} \mid A) \cdot P(A)$$





Bedingte Wahrscheinlichkeiten

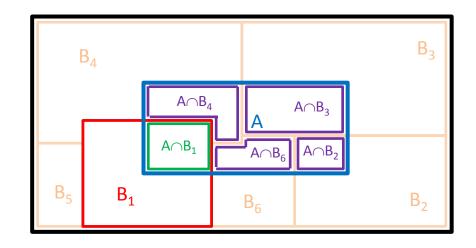
$$i \neq j \Longrightarrow B_i \cap B_j = \emptyset, \bigcup_{i=1}^n B_i = \Omega$$

$$P(A) = \sum_{i=1}^{n} P(A | B_i) \cdot P(B_i)$$

$$P(A \cap B_i) = P(A | B_i) \cdot P(B_i)$$

$$= P(B_i | A) \cdot P(A)$$

$$\Rightarrow P(B_i \mid A) = \frac{P(A \cap B_i)}{P(A)} = \frac{P(A \mid B_i) \cdot P(B_i)}{\sum_{j=1}^{n} P(A \mid B_j) \cdot P(B_j)}$$





Bedingte Wahrscheinlichkeiten

Satz von Bayes

$$P(B_i \mid A) = \frac{P(A \mid B_i) \cdot P(B_i)}{\sum_{j=1}^{n} P(A \mid B_j) \cdot P(B_j)}$$

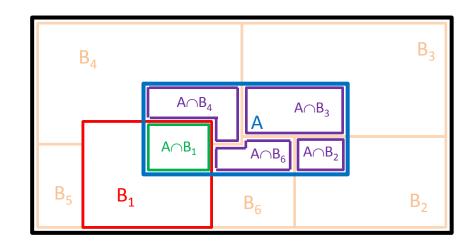
 $P(B_1),...,P(B_n)$ heißen

a-priori-Wahrscheinlichkeiten,

$$P(B_1|A),..., P(B_n|A)$$
 heißen

a-posteriori-Wahrscheinlichkeiten .

$$i \neq j \Longrightarrow B_i \cap B_j = \emptyset, \bigcup_{i=1}^n B_i = \Omega$$





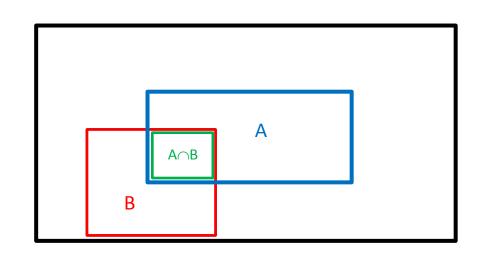
Bedingte Wahrscheinlichkeiten

Satz von Bayes

$$i \neq j \Rightarrow B_i \cap B_j = \emptyset$$
, $\bigcup_{i=1}^n B_i = \Omega$ $\Rightarrow P(B_i \mid A) = \frac{P(A \mid B_i) \cdot P(B_i)}{\sum_{j=1}^n P(A \mid B_j) \cdot P(B_j)}$

Insbesondere

$$A,B \in \Omega \Rightarrow P(B \mid A) = \frac{P(A \mid B) \cdot P(B)}{P(A)}$$





Bedingte Wahrscheinlichkeiten

Satz von Bayes, Beispiel Spam-Filter

$$P(B | A) = \frac{P(A | B) \cdot P(B)}{P(A)}$$

Ereignis A: "Mail enthält das Wort 'Maximalgewinn" ⇒ Klassifiziere Mail als Spam

Ereignis B: "Mail ist Spam"

P(A|B) = Sensitivität = W'keit, Spam als solchen zu klassifizieren

 $P(A^C|B^C) =$ Spezifität = W'keit, normale Mails nicht als Spam zu klassifizieren

	B: Mail ist Spam	B ^c : Mail ist kein Spam
A: ,Maximalgewinn' in Mail	P(A B)	$P(A B^{C})=1-P(A^{C} B^{C})$
A ^c : ,Maximalgewinn' nicht in Mail	P(A ^C B)=1-P(A B)	P(A ^c B ^c)



Bedingte Wahrscheinlichkeiten

Satz von Bayes, Beispiel Spam-Filter

$$P(B|A) = \frac{P(A|B) \cdot P(B)}{P(A)}$$

P(A|B) = **Sensitivität** = W'keit, Spam als solchen zu klassifizieren

 $P(A^C|B^C) =$ Spezifität = W'keit, normale Mails nicht als Spam zu klassifizieren

Gesucht:

P(B|A) = W'keit, das klassifizierte Mail Spam ist Im Satz von Bayes werden P(A) und P(B) benötigt.

$$P(A) = P(A | B) \cdot P(B) + P(A | B^{C}) \cdot [1 - P(B)]$$

	B: Mail ist Spam	B ^c : Mail ist kein Spam
A: ,Maximalgewinn' in Mail	P(A B)	P(A B ^C)
A ^c : ,Maximalgewinn' nicht in Mail	P(A ^C B)	P(A ^c B ^c)

Für die Berechnung von P(B|A) ist also die Angabe der **Prävalenz** P(B) ausreichend.



Bedingte Wahrscheinlichkeiten

Satz von Bayes, Beispiel Spam-Filter

$$P(B | A) = \frac{P(A | B) \cdot P(B)}{P(A)}$$

Gegeben

P(A|B) = **Sensitivität**

 $P(A^C | B^C) = Spezifität$

P(B) = Prävalenz

	B: Mail ist Spam	B ^c : Mail ist kein Spam
A: ,Maximalgewinn' in Mail	P(A B)	P(A B ^C)
A ^c : ,Maximalgewinn' nicht in Mail	P(A ^c B)	P(A ^C B ^C)

$$\Rightarrow P(B|A) = \frac{P(A|B) \cdot P(B)}{P(A|B) \cdot P(B) + [1 - P(A^{C}|B^{C})] \cdot [1 - P(B)]}$$



Bedingte Wahrscheinlichkeiten

Satz von Bayes, Beispiel Spam-Filter

$$P(B | A) = \frac{P(A | B) \cdot P(B)}{P(A)}$$

Gegeben

$$P(A|B) = Sensitivität = 0.95$$

$$P(A^C|B^C) = Spezifität = 0.98$$

$$P(B) = Prävalenz = 0.3$$

	B: Mail ist Spam	B ^c : Mail ist kein Spam
A: ,Maximalgewinn' in Mail	0.95	0.01
A ^c : ,Maximalgewinn' nicht in Mail	0.05	0.98

$$P(B|A) = \frac{P(A|B) \cdot P(B)}{P(A|B) \cdot P(B) + [1 - P(A^{c}|B^{c})] \cdot [1 - P(B)]}$$

$$=\frac{0.95\cdot 0.3}{0.95\cdot 0.3+(1-0.98)\cdot (1-0.3)}=\frac{0.285}{0.299}\approx 0.9532$$

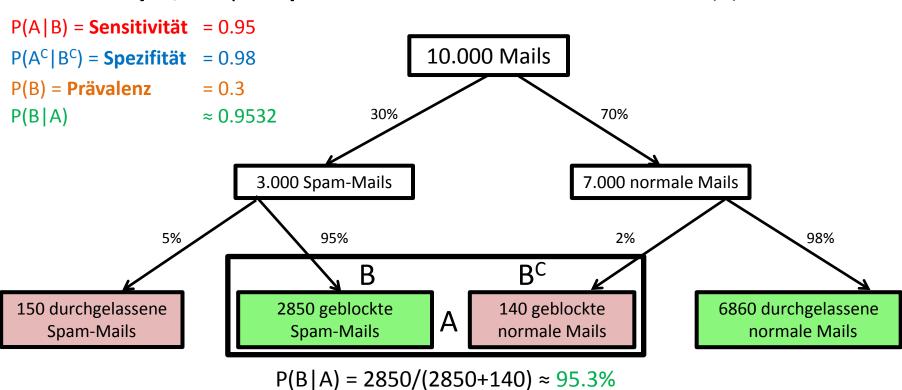
⇒ Wenn 30% der Mails Spam sind, sind bei einer Sensitivität von 95% und bei einer Spezifität von 98% ca. 95.3% der als Spam klassifizierten Mails tatsächlich Spam



Bedingte Wahrscheinlichkeiten

Satz von Bayes, Beispiel Spam-Filter

$$P(B|A) = \frac{P(A|B) \cdot P(B)}{P(A)}$$





Bedingte Wahrscheinlichkeiten

Satz von Bayes, Beispiel Spam-Filter

$$P(B | A) = \frac{P(A | B) \cdot P(B)}{P(A)}$$

Gegeben

$$P(A|B) = Sensitivität = 0.95$$

$$P(A^{C}|B^{C}) = Spezifität = 0.98$$

$$P(B) = Prävalenz = 0.005$$

	B: Mail ist Spam	B ^c : Mail ist kein Spam
A: ,Maximalgewinn' in Mail	0.95	0.01
A ^c : ,Maximalgewinn' nicht in Mail	0.05	0.98

$$P(B|A) = \frac{P(A|B) \cdot P_{\Omega}(B)}{P(A|B) \cdot P_{\Omega}(B) + [1 - P(A^{c}|B^{c})] \cdot [1 - P_{\Omega}(B)]}$$

$$= \frac{0.95 \cdot 0.005}{0.95 \cdot 0.005 + (1 - 0.98) \cdot (1 - 0.005)} = \frac{0.00475}{0.02465} \approx 0.1927$$

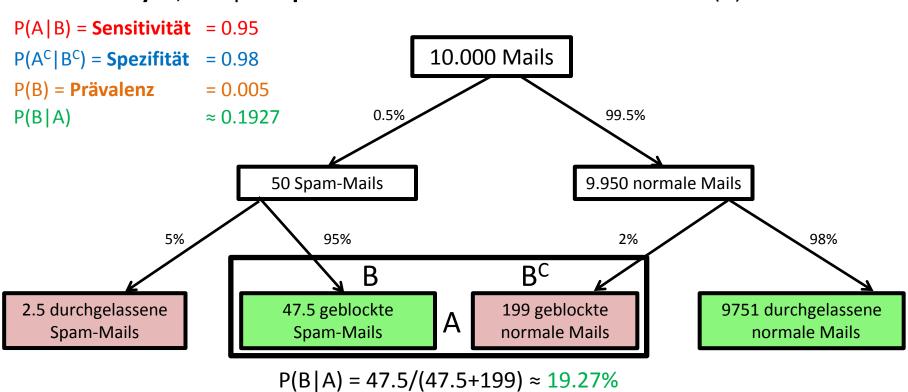
⇒ Wenn 0.5% der Mails Spam sind, sind bei einer Sensitivität von 95% und bei einer Spezifität von 98% ca. 19.3% der als Spam klassifizierten Mails tatsächlich Spam



Bedingte Wahrscheinlichkeiten

Satz von Bayes, Beispiel Spam-Filter

$$P(B | A) = \frac{P(A | B) \cdot P(B)}{P(A)}$$





Stochastische Unabhängigkeit von Ereignissen

Zwei Ereignisse A und B aus (Ω,A,P) heißen stochastisch unabhängig, wenn

$$P(A \cap B) = P(A) \cdot P(B)$$

gilt.

Sind P(B)>0 stochastisch unabhängig, so sind bedingte und unbedingte Wahrscheinlichkeiten von A gleich:

$$P(A | B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)} = \frac{P(A) \cdot P(B)}{P(B)} = P(A)$$



Stochastische Unabhängigkeit von Ereignissen

Eine Menge von n Ereignissen $A_1,...,A_n$ aus (Ω,A,P) heißt **paarweise stochastisch** unabhängig, wenn

$$P(A_i \cap A_j) = P(A_i) \cdot P(A_j), j \neq i, j = 1,...,n, i = 1,...,n$$

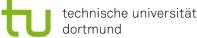
gilt.

Eine Menge von n Ereignissen $A_1,...,A_n$ aus (Ω,A,P) heißt **gemeinsam stochastisch**

unabhängig, wenn

$$P\left(\bigcap_{j=1}^{s}A_{i_{j}}\right)=\prod_{j=1}^{s}P\left(A_{i_{j}}\right), \{i_{1},...,i_{s}\}\subseteq\{1,...,n\}$$

gilt.

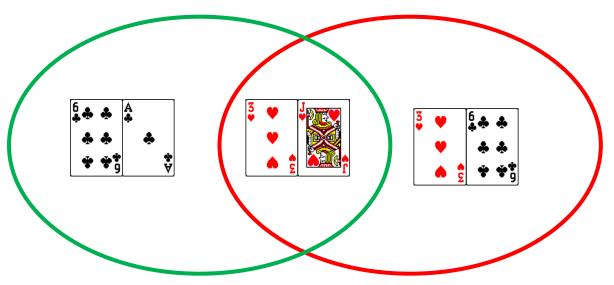


Stochastische Unabhängigkeit von Ereignissen

Beispiel: wiederholtes Ziehen aus gemischtem Skatspiel

A: zweite Karte hat gleiche Symbolfarbe wie erste Karte

B: erste Karte ist rot





Stochastische Unabhängigkeit von Ereignissen

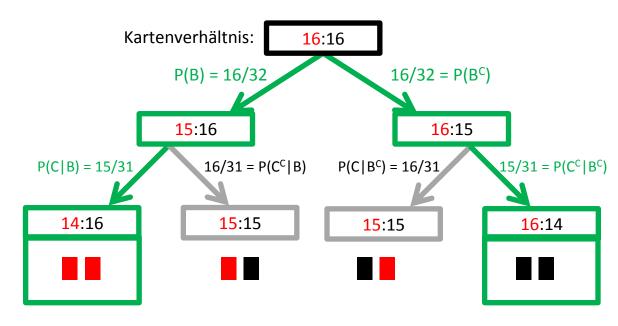
Beispiel: wiederholtes Ziehen aus gemischtem Skatspiel

A: zweite Karte hat gleiche Symbolfarbe wie erste Karte

B: erste Karte ist rot

C: zweite Karte ist rot

$$P(A) = \frac{16 \cdot 15}{32 \cdot 31} + \frac{16 \cdot 15}{32 \cdot 31} = \frac{15}{31}$$





Stochastische Unabhängigkeit von Ereignissen

Beispiel: wiederholtes Ziehen aus gemischtem Skatspiel

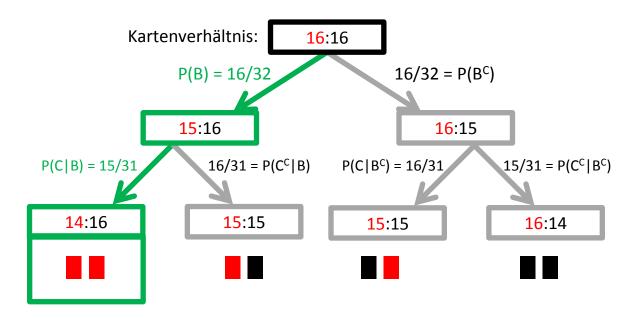
A: zweite Karte hat gleiche Symbolfarbe wie erste Karte

B: erste Karte ist rot

C: zweite Karte ist rot

$$P(A) = \frac{15}{31}$$

$$P(A|B) = \frac{\left(\frac{16 \cdot 15}{32 \cdot 31}\right)}{\left(\frac{16}{32}\right)} = \frac{15}{31}$$





Stochastische Unabhängigkeit von Ereignissen

Beispiel: wiederholtes Ziehen aus gemischtem Skatspiel

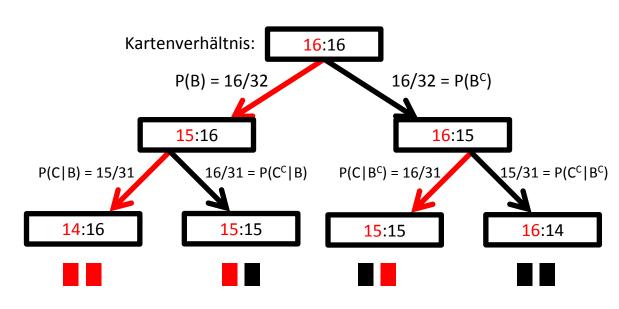
A: zweite Karte hat gleiche Symbolfarbe wie erste Karte

B: erste Karte ist rot

C: zweite Karte ist rot

$$P(A) = \frac{15}{31} = P(A \mid B)$$

⇒ A und B sind stochastisch unabhängig

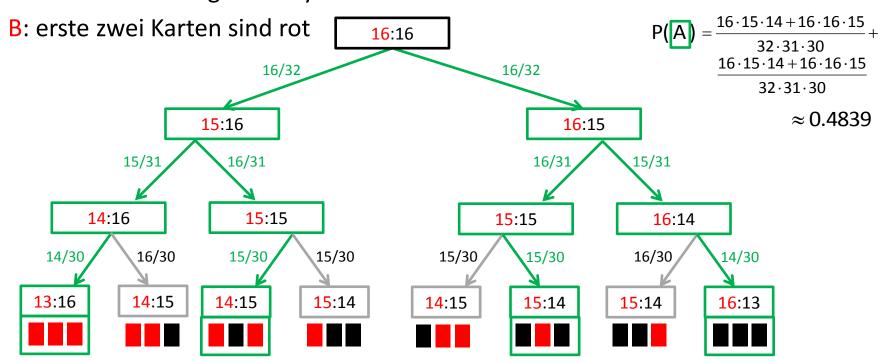




Stochastische Unabhängigkeit von Ereignissen

Beispiel: wiederholtes Ziehen aus gemischtem Skatspiel

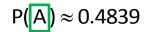
A: dritte Karte hat gleiche Symbolfarbe wie erste Karte



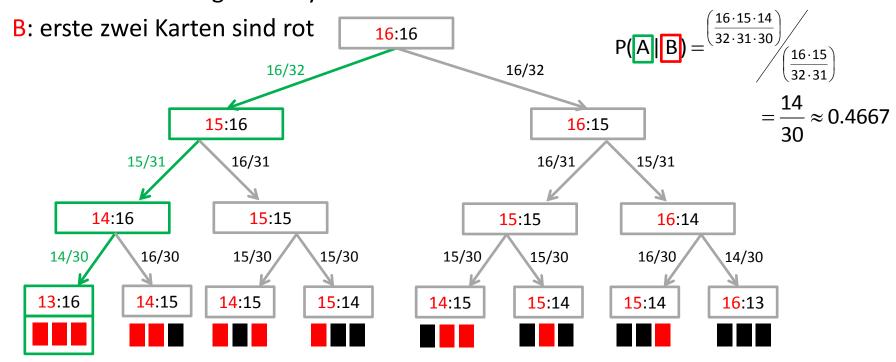


Stochastische Unabhängigkeit von Ereignissen

Beispiel: wiederholtes Ziehen aus gemischtem Skatspiel



A: dritte Karte hat gleiche Symbolfarbe wie erste Karte





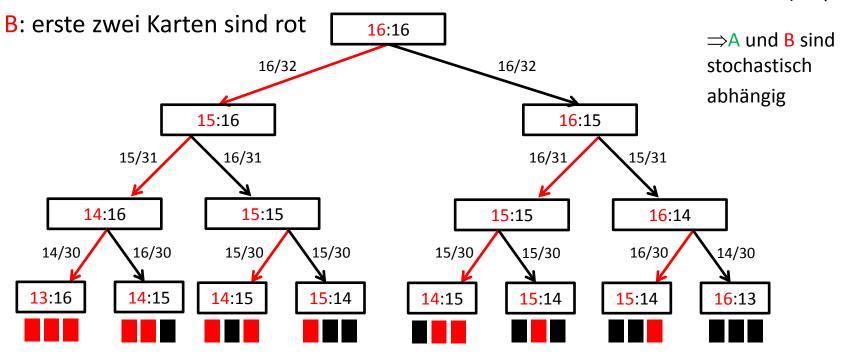
Stochastische Unabhängigkeit von Ereignissen

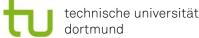
Beispiel: wiederholtes Ziehen aus gemischtem Skatspiel

 $P(A) \approx 0.4839$

A: dritte Karte hat gleiche Symbolfarbe wie erste Karte

 \neq 0.4667 = P(A | B)





Stochastische Unabhängigkeit von Zufallsvariablen

Seien X und Y Zufallsvariablen mit Verteilungsfunktionen F^X, F^Y und F^(X,Y).

Dann heißen X und Y stochastisch unabhängig, falls

$$F^{(X,Y)}(x,y) = F^X(x) \cdot F^Y(y)$$
 für alle $x,y \in \Re$.

Die Zufallsvariablen X₁,...,X_n heißen stochastisch unabhängig, falls

$$F^{(X_1,...,X_n)}(x_1,...,x_n) = \prod_{i=1}^n F^{X_i}(x_i)$$
 für alle $x_1,...,x_n \in \Re$.



Stochastische Unabhängigkeit von Zufallsvariablen

Seien X und Y Zufallsvariablen mit Verteilungsfunktionen F^X , F^Y und $F^{(X,Y)}$.

Dann heißen X und Y stochastisch unabhängig, falls

$$F^{(X,Y)}(x,y) = F^X(x) \cdot F^Y(y)$$
 für alle $x,y \in \Re$.

$$\Rightarrow F^{(X,Y)}(x,y) = P(A \cap B) = P(A) \cdot P(B) = F^{X}(x) \cdot F^{Y}(y)$$

mit
$$A = \{ \omega \in \Omega | X(\omega) \le x \}$$
, $B = \{ \omega \in \Omega | Y(\omega) \le y \}$



Stochastische Unabhängigkeit von Zufallsvariablen

Seien X und Y Zufallsvariablen mit Verteilungsfunktionen F^X, F^Y und F^(X,Y).

Dann heißen X und Y stochastisch unabhängig, falls

$$F^{(X,Y)}(x,y) = F^X(x) \cdot F^Y(y)$$
 für alle $x,y \in \Re$.

F^(X,Y) diskret

$$\Rightarrow \boxed{p(x_{i},y_{j})} = P(A \cap B) = F^{(X,Y)}(x_{i},y_{j}) - F^{(X,Y)}(x_{i-1},y_{j}) - F^{(X,Y)}(x_{i},y_{j-1}) + F^{(X,Y)}(x_{i-1},y_{j-1})$$

$$= F^{X}(x_{i})F^{Y}(y_{j}) - F^{X}(x_{i-1})F^{Y}(y_{j}) - F^{X}(x_{i})F^{Y}(y_{j-1}) + F^{X}(x_{i-1})F^{Y}(y_{j-1})$$

$$= \left[F^{X}(x_{i}) - F^{X}(x_{i-1})\right] \cdot \left[F^{Y}(y_{i}) - F^{Y}(y_{i-1})\right] = \boxed{p(x_{i}) \cdot p(y_{j})}$$

$$\text{mit } A = \left\{\omega \in \Omega | X(\omega) = x_{i}\right\}, \quad B = \left\{\omega \in \Omega | Y(\omega) = y_{j}\right\}$$



Stochastische Unabhängigkeit von Zufallsvariablen

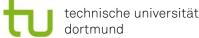
Seien X und Y Zufallsvariablen mit Verteilungsfunktionen F^X, F^Y und F^(X,Y).

Dann heißen X und Y stochastisch unabhängig, falls

$$F^{(X,Y)}(x,y) = F^X(x) \cdot F^Y(y)$$
 für alle $x,y \in \Re$.

F^(X,Y) stetig

$$\Rightarrow \boxed{f^{(X,Y)}(x,y)} = \frac{\partial F^{(X,Y)}(x,y)}{\partial x \partial y} = \frac{\partial [F^{X}(x) \cdot F^{Y}(y)]}{\partial x \partial y} = \frac{\partial F^{X}(x) \cdot \partial F^{Y}(y)}{\partial x \partial y} = \boxed{f^{X}(x) \cdot f^{Y}(y)}$$



Stochastische Unabhängigkeit von Zufallsvariablen

Beispiel: Multinomialverteilung

 $(X,Y) \sim Mult(2, 0.5, 0.5)$

$$\Rightarrow p^{XY}(0,2) = \frac{2}{0! \cdot 2!} \cdot 0.5^{2} = \frac{2}{1 \cdot 2} \cdot \frac{1}{4} = \frac{1}{4}$$

$$p^{XY}(1,1) = \frac{2}{1! \cdot 1!} \cdot 0.5^{2} = \frac{2}{1 \cdot 1} \cdot \frac{1}{4} = \frac{1}{2}$$

$$p^{XY}(2,0) = \frac{2}{2! \cdot 0!} \cdot 0.5^{2} = \frac{2}{2 \cdot 1} \cdot \frac{1}{4} = \frac{1}{4}$$

Stochastische Unabhängigkeit von Zufallsvariablen

Beispiel: Multinomialverteilung

 $(X,Y) \sim Mult(2, 0.5, 0.5)$

$$p^{XY}(0,2) = \frac{1}{4}$$
 $p^{X}(0) = p^{Y}(0) = \frac{1}{4}$

$$p^{XY}(0,2) = \frac{1}{4} \qquad p^{X}(0) = p^{Y}(0) = \frac{1}{4} \qquad p^{X}(0) \cdot p^{Y}(2) = \frac{1}{4} \cdot \frac{1}{4} = \frac{1}{16} \neq \frac{1}{4} = p^{XY}(0,2)$$

$$p^{XY}(1,1) = \frac{1}{2}$$
 $p^{X}(1) = p^{Y}$

$$p^{XY}(1,1) = \frac{1}{2}$$
 $p^{X}(1) = p^{Y}(1) = \frac{1}{2}$ $p^{X}(1) \cdot p^{Y}(1) = \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{2} = \frac{1}{4} \neq \frac{1}{2} = p^{XY}(1,1)$

$$p^{XY}(2,0) = \frac{1}{4}$$
 $p^{X}(2) = p^{Y}(2) = \frac{1}{4}$

$$p^{XY}(2,0) = \frac{1}{4}$$
 $p^{X}(2) = p^{Y}(2) = \frac{1}{4}$ $p^{X}(2) \cdot p^{Y}(0) = \frac{1}{4} \cdot \frac{1}{4} = \frac{1}{16} \neq \frac{1}{4} = p^{XY}(2,0)$

⇒ X und Y sind stochastisch abhängig