# Einführung in die angewandte Stochastik

Fabian Meyer

24. Oktober 2025

## Inhaltsverzeichnis

# 1 Wahrscheinlichkeitsrechnung

## 1.1 Definitionen

- Grundraum $\Omega$ (Grundmenge, Ergebnisraum)- Menge aller möglichen Ergebnisse eines Zufallsexperiments
- $\omega \in \Omega$ Ergebnis.
- Ereignis A (,B,...)- Menge von Ergebnissen. Ein Eregnis, das genau ein Element besitzt heißt Elementarereignis

## 1.2 Wahrscheinlichkeitsmaß, Wahrscheinlichkeitsverteilung, Zähldichte

Sei $\mathfrak{P} = Pot(\Omega)$ (Menge aller Ereignisse über $\Omega$) und $p : \Omega \to [0,1]$ Abbildung mit $\sum_{\omega \in \Omega} p(\omega) = 1$. Dann ist

$$P(A) = \sum_{\omega \in A} p(\omega), A \in \mathfrak{P}$$

Wahrscheinlichkeitsmaß/Wahrscheinlichkeitsverteilung auf $\mathfrak{P}$ (oder $\Omega$).

## 1.3 Diskreter Wahrscheinlichkeitsraum

Wenn $|\Omega|$ höchstens abzählbar unendlich dann ist $(\Omega, P)$ diskreter Wahrscheinlichkeitsraum.

## 1.4 Laplace-Raum

$$P(A) = \frac{|A|}{|\Omega|}$$

Ziehen aus Urne ohne Wiederholung ohne Reihenfolge kein Laplace-Raum.

## 1.5 Träger eines diskreten Wahrscheinlichkeitsraum

$$T = \{\omega \in \Omega \mid P(\omega) > 0\}$$

## 1.6 Diskrete Wahrscheinlichkeitsverteilungen

Zur Festlegung der Verteilung wird jedem Element von $T = \{x_1, \ldots\}$ Wahrscheinlichkeit $p_k \in [0,1)$ zugewiesen mit $\sum_k p_k = 1$

## 1.7 Nicht-diskrete Wahrscheinlichkeitsmaße mit Riemann-Dichten

- jedem Intervall wird eine Wahrscheinlichkeit zugewiesen
- statt Potenzmenge neues Mengensystem $\sigma$-Algebra

## 1.8 $\sigma$-Algebra

$\Omega \neq \emptyset$. $\mathfrak{P} \subset Pot(\Omega)$ heißt $\sigma$-Algebra von Ereignissen über $\Omega$,falls:

1. $\Omega \in \mathfrak{P}$
2. $A \in \mathfrak{P} \Rightarrow A^c \in \mathfrak{P}$
3. Für jede Folge $A_1, A_2, \ldots$ in $\mathfrak{P}$ gilt: $\cup_{n=1}^{\infty} A_n \in \mathfrak{P}$

## 1.9 Kolmogorov-Axiome

Sei $P : \mathfrak{P} \to [0, 1]$ mit

- $P(A) \geq 0$, für $A \in \mathfrak{P}$
- $P(\Omega) = 1$
- $P(\cup_{n=1}^{\infty} A_n) = \sum_{n=1}^{\infty} P(A_n)$, für paarweise diskunkte Mengen

Dann heißt $P$ Wahrscheinlichkeitsmaß/Wahrscheinlichkeitsverteilung auf $\Omega$. $(\Omega, \mathfrak{P}, P)$ heißt Wahrscheinlichkeitsraum, $(\Omega, \mathfrak{P})$ heißt messbarer Rauum oder Messraum.

## 1.10 Borelsche $\sigma$-Algebra

Die kleinstmögliche $\sigma$-Algebra über einem Intervall (hier z.B. $[a, b]$), welche alle Teilmengen des Intervalls enthält heißt Borelsche $\sigma$-Algebra $\mathcal{B}^1$. Für $\Omega \subset R^n$ entsprechend $\mathcal{B}^n$.

## 1.11 Riemann-Dichte, Verteilungsfunktion

Sei $f : \mathbb{R} \to \mathbb{R}$ mit $f(x) \geq 0, x \in \mathbb{R}$ und $\int_{\infty}^{\infty} f(x)dx = 1$ integrierbar, dann heißt $f$ Riemann-Dichtefunktion. Wahrscheinlichkeitsmaß festgelegt über

$$F(x) = P((-\infty, x]) = \int_{-\infty}^{x} f(y)dy$$

$F$ ist Verteilungsfunktion. Für Verteilungsfunktionen siehe Formelsammlung.

## 1.12 Träger einer Riemann-Dichtefunktion

Das größtmögliche Intervall $I$ mit $f(x) > 0, x \in I$ heißt Träger der zugehörigen Verteilungsfunktion.

## 1.13 Ereignisfolgen, limes superior, limes inferior

$(A_n)_n$ in $\mathfrak{P}$ heißt isoton (monoton wachsend), falls $A_n \subset A_{n+1}, \forall n \in \mathbb{N}$ oder antiton (monoton fallend), falls andersrum. Für eine Ereignisfolge ist:

$$\limsup_{n\to\infty} a_n = \lim_{n\to\infty} (\bigcup_{k=n}^{\infty} A_k) = \bigcap_{n=1}^{\infty} \bigcup_{k=n}^{\infty} A_k$$

$$\liminf_{n\to\infty} A_n = \lim_{n\to\infty} (\bigcap_{k=n}^{\infty} A_k = \bigcup_{n=1}^{\infty} \bigcap_{k=n}^{\infty} A_k)$$

Es gilt:

$$\limsup_{n\to\infty} A_n = \{\omega \in \Omega \mid \omega \text{ liegt in unendlich vielen der } A_i\}$$

$$\liminf_{n\to\infty} = \{\omega \in \Omega \mid \omega \text{ liegt in allen } A_i \text{ bis auf endlich viele}\}$$

## 1.14 Siebformel von Sylvester-Poincaré

$$P(\bigcup_{k=1}^{n} A_k) = \sum_{k=1}^{n} P(A_k) - \sum_{1\leq i_1<i_2\leq n} P(A_{i_1} \cap A_{i_2}) + \sum_{1\leq i_1<i_2<i_3\leq n} P(A_{i_1} \cap A_{i_2} \cap A_{i_3}) - \ldots$$

## 1.15 Bedingte Wahrscheinlichkeit

$P(A|B) = \frac{P(A\cap B)}{P(B)}$ heißt elementar bedingte Wahrscheinlichkeit von $A$ und $B$. $P(A|B)$ bildet wiederrum eine Wahrscheinlichkeitsverteilung und $(\Omega, \mathfrak{P}, P(\cdot|B))$ ist ein Wahrscheinlichkeitsraum. Es gilt:

- $P(A|B) = P(B|A) \cdot \frac{P(A)}{P(B)}$
- $P(\bigcap_{i=1}^{n} A_i) = P(A_1) \cdot P(A_2 \mid A_1) \cdot P(A_3 \mid A_2 \cap A_1)$

## 1.16 Stochastische Unabhängigkeit

$A_1$ und $A_2$ heißen paarweise stochastisch unabhängig, falls $P(A_i \cup A_j) = P(A_1) \cdot P(A_2)$. $A_1, A_2, \ldots$ heißen (gemeinsam) stochastisch unabhängig, falls für jede endliche Auswahl von Indizes $\{i_1, \ldots, i_s\}$ gilt: $P(A_{i_1} \cap \ldots \cap A_{i_s}) = P(A_{i_1}) \cdot \ldots \cdot P(A_{i_s})$.

## 1.17 Produktraum

Für diskrete Wahrscheinlichkeitsräume $(\Omega_i, \mathfrak{P}_i, P_i)$ heißt $(\Omega, \mathfrak{P}, P)$ mit $\Omega = \{(\omega_i, \ldots, \omega_n \mid \omega_i \in \Omega_i)\}$, $\mathfrak{P} = Pot(\Omega)$ und $P(\{\omega\}) = \prod_{i=1}^{n} P_i(\{\omega_i\}), \omega = (\omega_1, \ldots, \omega_n) \in \Omega$ heißt Produktraum.

$$(\Omega, \mathfrak{P}, P) = (\Omega_1, \mathfrak{P}_1, P_1) \times \ldots \times (\Omega_n, \mathfrak{P}_n, P_n)$$

# 2 Zufallsvariablen und Wahrscheinlichkeitsmaße

Zufallsvorgänge hier wieder beschrieben durch den Wahrscheinlichkeitsraum $(\Omega, \mathfrak{P}, P)$, wobei der Ausgang des Vorgangs $\omega \in \Omega$ ist. Dabei ist häufig nicht $\omega$ von Interesse sondern ein Funktionswert $X(\omega)$, wobei $X$ eine Abbildung auf $X : \omega \to \mathbb{R}^n$ ist.

$$P(X = k) = P(\{\omega \in \Omega \mid X(\omega) = k\}) = P^X(\{k\})$$

und

$$P^X : \mathcal{B} \to [0, 1]$$

$X$ heißt Zufallsvariable (falls $n = 1$), sonst Zufallsvektor. Eine Zufallsvariable erzeugt im Wertebreich der Funktion eine neue Wahrscheinlichkeitsverteilung.

## 2.1 Indikatorfunktion

$\mathfrak{I}_A : \Omega \to \mathbb{R} = 1$, falls $\omega \in A$, sonst 0, heißt Indikatorfunktion von A. Und es gilt $\mathfrak{I}_A$ ist $bin(1, p)$ verteilt, $p = P(A)$.

## 2.2 Stochastische Unabhängigkeit von Zufallsvariablen

Die Zufallsvariablen $X_i : (\Omega, \mathfrak{P}, P) \to (\Omega_i, \mathfrak{P}_i, P^{X_i})$ heißen stochastisch unabhängig, falls

$$P(\bigcap_i \{X_i \mid X_i \in A_i\}) = \prod_i P(X_i \in A_i)), \forall A_i \in \mathfrak{P}_i$$

## 2.3 Summe unabhängiger Zufallsvariablen, Faltung

Für stochastisch unabhängige Zufallsvariablen $X, Y$ auf $\mathbb{Z}$ mit Zähldichten $f, g$ gilt, die Zähldichte von $X + Y = h$:

$$h(k) = \sum_{j \in \mathbb{Z}} f(j) \cdot g(k - j) = \sum_{j \in \mathbb{Z}} f(k - j) \cdot g(j) = P(X + Y = k)$$

$h = f * g$ ist Faltung der Dichten $f$ und $g$. In $\mathbb{R}$ ergibt sich die Zähldichte als Integral statt als Summe über obige Funktion.

## 2.4 Quantilfunktion

Die Umkehrfunktion $F^{-1}(y) = inf\{x \in \mathbb{R} \mid F(x) \geq y\}$ der Verteilungsfunktion $F$ heißt Quantilfunktion oder Pseudoinverse von $F$ (existiert nur, falls $F$ bijektiv, also streng monoton (wachsend)).

## 2.5 Multivariate/Mehrdimensionale Verteilungsfunktion

Sei $X = (X_1, \dots, X_n)$ ein n-dimensionaler Zufallsvektor.Dann ist die multivariate/mehrdimensionale Verteilungsfunktion:

$$F^X(x) = P(X_1 \in (-\infty, x_1], \dots, X_n \in (-\infty, x_n]) = P(X_1 \leq x_1, \dots, X_n \leq x_n)$$

mit

$$x = (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$$

## 2.6 Randverteilung, Marginalverteilung, Randdichte

Sei $X = (X_1, \dots, X_n)$ ein Zufallsvektor und $m < n$. Dann heißt $(X_{i_1}, \dots, X_{i_m})$ Rand- oder Marginalverteilung zu $(i_1, \dots, i_m)$. Die Randverteilung wird bestimmt, indem man in die nicht benötigten Komponenten $\mathbb{R}$ einsetzt. Die $i$-te Randdichte wird wie folgt bestimmt:

$$f^{X_i}(t) = \int\limits_{-\infty}^{\infty} \dots \int\limits_{\infty}^{\infty} f^X(x_1, \dots, x_{i-1}, t, x_{i+1}, \dots, x_n) dx_1 \dots dx_{i-1} dx_{i+1} \dots dx_n$$

$X_1, \dots, X_n$ sind genau dann stochastisch unabhängige Zufallsvariablen, wenn

$$f^{(X_1, \dots, X_n)}(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^{n} f^{X_i}(x_i)$$

Zudem sind $(X_1, X_2)$ genau dann stochastisch unabhängig, wenn sie normalverteilt sind, mit Parameter $\rho = 0$.

## 2.7 Erwartungswerte

Sei $X$ eine Zufallsvariable mit Zähldichte $p$ oder Riemann-Dichte $f$. Dann gilt für den Erwartngswert $EX$:

1. Sei $X(\Omega) \subset [0, \infty)$ oder $X(\Omega) \subset (-\infty, 0]$.
   a) $EX = E(X) = \sum\limits_{x \in X(\Omega)} xp(x)$, oder
   b) $EX = E(X) = \int\limits_{\infty}^{\infty} xf(x)dx$
2. Ist $E(max(X, 0)) < \infty$, oder $E(min(X, 0)) > -\infty$, dann heißt $EX$ wie in 1 Erwartungswert von $X$ (unter $P$)

Für Zufallsvariablen mit Werten in $\mathbb{N}_0$ gilt auch:

$$EX = \sum_{n=1}^{\infty} P(X \geq n)$$

## 2.8 Moment

Als (allgemeines Moment) bezeichnet man den Erwartungswert einer Funktion $g(x) = E(g(x))$. Um ihn zu berechnen, berechnet man die Wahrscheinlichkeit des Auftretens jedes Ereignisses und multipliziert dies mit dem Wert von $g$ an dieser Stelle also:

$$E(g(x)) = \sum_{(t_1,\ldots,t_k)\in supp(P^X)} P^X((t_1,\ldots,t_k)) \cdot g(t_1,\ldots t_k))$$

bzw.

$$E(g(x)) = \int\limits_{-\infty}^{\infty} \ldots \int\limits_{\infty}^{\infty} f^X(t_1,\ldots,t_k) \cdot g(t_1,\ldots,t_k) dt_1 \ldots dt_k$$

Für stochastisch unabhängige Zufallsvariablen mit (endlichen) Erwartungswerten gilt:

$$E(\prod_{i=1}^{n} X_i) = \prod_{i=1}^{n} E(X_i)$$

## 2.9 k-tes Moment, Varianz, Kovarianz

1. $m_k(c) = E((X-c)^k)$ heißt $k$-tes Moment von $X$ um $c$ (unter $P$). (zentrales Moment, falls $c = 0$)
2. $VarX = E((X - EX)^2)$ ist die Varianz (Streuung) von $X$
3. $Kov(X,Y) = E((X - EX)(Y - EY))$ ist die Kovarianz von $X$ und $Y$

Zudem ist:

$$Var(\sum_{i=1}^{n} X_i) = \sum_{i=1}^{n} VarX_i + 2 * \sum_{1\leq i<j\leq n} Kov(X_i, X_j)$$

und $Kov(X,Y) = 0$, falls $X, Y$ stochastisch unabhängig.

## 2.10 Verschiebungssatz von Steiner

$$E((X - a)^2) = VarX + (EX - a)^2$$

## 2.11 Unkorreliertheit, Korrelationskoeffizient

1. $X$,$Y$ heißen unkorreliert, falls $Kov(X,Y) = 0$
2. Der Korrelationskoeffizient ist $Korr(X,Y) = \frac{Kov(X,Y)}{\sqrt{VarX}\cdot\sqrt{VarY}} \in [-1, 1]$

Für unkorrelierte Zufallsvariablen gilt:

$$Var(\sum_{i=1}^{n} X_i) = \sum_{i=1}^{n} Var(X_i)$$

Stochastisch unabhängige Variablen sind unkorreliert. (aber nicht andersrum (außer bei Normalverteilungen))).

## 2.12 Ungleichungen mit Momenten

1. Ungleichung von Jensen: Sei $h : \mathbb{R} \to \mathbb{R}$ eine konvexe Funktion (linksgekrümmt), und E(h(X)) und EX existieren und sind endlich. Dann ist $E(h(X)) \geq h(EX)$ (bzw. andersrum im konkaven Fall)

2. Ungleichung von Markov: Sei $g : [0, \infty) \to [0, \infty)$ monoton wachsend. Dann ist:

$$P(|X| > \epsilon) \leq P(|X| \geq \epsilon) \leq \frac{1}{g(\epsilon)} E(g(|X|)), \epsilon > 0$$

3. Ungleichung von Tschebyscheff:

$$P(|X - EX| \geq \epsilon) \leq \frac{VarX}{\epsilon^2}$$

## 2.13 Erwartungswertvektor, Kovarianzmatrix

Hier $X$ nicht Zufallsvariable, sondern Zufallsvektor.

1. $E(X) = (EX_1, \ldots, EX_n)$ ist der Erwartungsvektor von $X$

2. $Kov(X)$ Kovarianzmatrix von $X$ mit $Kov(X)_{i,j} := Kov(X_i, X_j)$

## 2.14 Erzeugende Funktion

$g(t) = Et^X$ (für alle t, für die der Erwartungswert endlich existiert) heißt (wahrscheinlichkeits)erzeugende Funktion von $X$ (bzw. von $P^X$).
Ist $(0, 1 + \epsilon) \subset K$ für ein $\epsilon > 0$, so existieren alle Momente $EX^k, k \in \mathbb{N}$ und es gilt:

$$g^{(k)}(1) = E(\prod_{i=0}^{k-1}(X - i)), k \in \mathbb{N}$$

$$g'(1) = EX$$

$K$ ist hier der Konvergenzbereich von $\sum_{k=0}^{\infty} t^k p_k = Et^X$. Und $X$ eine Zufallsvariable mit diskreter Wahrscheinlichkeitsverteilung auf $\mathbb{N}_0$.
Falls $X, Y$ stochastich unabhängig mit diskreten Wahrscheinlichkeitsverteilungen auf $\mathbb{N}_0$ sind gilt $Et^{X+Y} = Et^X \cdot Et^Y$. $h$ mit:

$$h(t) = Ee^{tX}$$

heißt momenterzeugende Funktion von $X$. Existiere $h(t)$ für $t \in (-\epsilon, \epsilon), \epsilon > 0$. Dann gilt:

1. $h$ bestimmt die zugrundeliegende Wahrscheinlichkeitsverteilung eindeutig.
2. Es existieren alle absoluten Momente $E(|X|^k), k \in \mathbb{N}$ endlich.
3. $h$ ist im Nullpunkt beliebig oft differenzierbar, und es gilt: $h^{(k)}(0) = EX^k, k \in \mathbb{N}$

## 2.15 Bedingte Verteilungen

Sei $(X, Y)$ diskret verteilter Zufallsvektor. Dann heißt

$$p^{Y|X}(y \mid x) = p^{Y|X=x}(y) = P(Y = y) \mid X = x) = \begin{cases} \frac{p^{(X,Y)}(x,y)}{p^X(x)}, & p^X(x) > 0 \\ p^Y(y), & p^X(x) = 0 \end{cases}$$

bedingte Wahrscheinlichkeitsverteilung von $Y$ unter (der Hypothese) $X = x$ und $p^{Y|X}$ heißt bedingte Zähldichte von $Y$ unter $X$. Für Dichte ist die Definition analog.

## 2.16 Bedingter Erwartungswert, bedingte Varianz

Erwartungswerte definiert wie im nicht bedingten Fall, als Wahrscheinlichkeit wird jedoch $p^{Y|X=x}(y)$ bzw. $f^{Y|X=x}(y)$ betrachtet.

## 2.17 Bedingte Erwartung

Analog wird die Bedingte Erwartung von $Y$ unter $X$ $E(Y \mid X)$ definiert.

## 2.18 Eine Version des Schwachen Gesetzes großer Zahlen

Seien $X_1, \dots$ paarweise unkorrelierte Zufallsvariablen mit $EX_i = \mu$ und $VarX_i \leq M < \infty$ für Konstante $M > 0$. Dann ist:

$$P\left(\left|\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} X_i - \mu\right| \geq \epsilon\right) \leq \frac{M}{n\epsilon^2} \xrightarrow{n\to\infty} 0, \epsilon > 0$$

## 2.19 1. Version des starken Gesetzes großer Zahlen

Seien $X_1, \dots$ stochastisch unabhängige Zufallsvariablen auf einem Wahrscheinlichkeitsraum mit endlichen Varianzen und es gelte $\sum_{n=1}^{\infty} \frac{VarX_n}{n^2} < \infty$. Dann ist:

$$P\left(\left\{\omega \in \Omega \mid \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} X_i - \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} EX_i \xrightarrow{n\to\infty} 0\right\}\right) = 1$$

## 2.20 2. Version des starken Gesetzes großer Zahlen

Seien $X_1, \dots$ stochastisch unabhängig und identisch verteilt, mit $EX_1 = \mu$. Dann ist:

$$\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} X_i \xrightarrow{n\to\infty} \mu$$

### 2.21 Eine Version des zentralen Grenzwertsatzes

Scheint mir nicht in der Klausur vorzukommen, da Terme zu lang. Außerdem habe ich dann eine Ausrede um das mir nicht angucken zu müssen.