

Stochastische Signale

1. Mengenalgebra

1.1. Mengen- und Boolsche Algebra

and Doolsene Algebra	
$A \cap B = B \cap A$	$A \uplus B = B \uplus A$
$(A \cap B) \cap C = A \cap (A \cap B)$	$B \cap C$)
$(A \uplus B) \uplus C = A \uplus$	$(B \uplus C)$
$A \cap (B \uplus C) = (A \cap$	$B) \uplus (A \cap C)$
$A\uplus (B\cap C)=(A\uplus$	$B)\cap (A\uplus C)$
$A \cap A = A$	$A \uplus A = A$
$A \cap (A \uplus B) = A$	$A \uplus (A \cap B) = A$
$A \cap \Omega = A$	$A \uplus \emptyset = A$
$A \cap \emptyset = \emptyset$	$A \uplus \Omega = \Omega$
$A \cap \overline{A} = \emptyset$	$A \uplus \overline{A} = \Omega$
$\overline{\overline{A}} = A$	$\overline{\Omega} = \emptyset$
$\overline{A \cap B} = \overline{A} \uplus \overline{B}$	$\overline{A \uplus B} = \overline{A} \cap \overline{B}$
	$A \cap B = B \cap A$ $(A \cap B) \cap C = A \cap (A \cup B) \cup C = A \cup A \cap A$ $(A \cup B) \cup C = A \cup A \cup A \cap A \cup A \cup A \cap A \cup A \cup A \cup A \cup$

1.2. Kombinatorik

Mögliche Variationen/Kombinationen um k Elemente von maximal n Elementen zu wählen bzw. k Elemente auf n Felder zu verteilen:

	Mit Reihenfolge	Reihenfolge egal
Mit Wiederholung Ohne Wiederholung	$\frac{n^k}{\frac{n!}{(n-k)!}}$	$\binom{n+k-1}{k} \binom{n}{k}$

Permutation von n mit jeweils k gleichen Elementen: $\frac{n!}{k_1! \cdot k_2! \cdot \dots}$

$$\binom{n}{k} = \binom{n}{n-k} = \frac{n!}{k! \cdot (n-k)!} \qquad \binom{4}{2} = 6 \qquad \binom{5}{2} = 10$$

1.3. Grundbegriffe

	Tupel	$(i,j) \neq (j,i)$ für $i \neq j$
	Ungeordnetes Paar	$\{i,j\} = \{j,i\}$
	Potenzmenge	$P(\Omega)$ ist Menge aller Teilmengen von Ω

1.4. Integralarten

F(x)	f(x)	f'(x)
$\frac{1}{q+1}x^{q+1}$	x^q	qx^{q-1}
$\frac{2\sqrt{ax^3}}{3}$	\sqrt{ax}	$\frac{a}{2\sqrt{ax}}$
$x \ln(ax) - x$	$\ln(ax)$	$\frac{1}{x}$
$\frac{1}{a^2}e^{ax}(ax-1)$	$x \cdot e^{ax}$	$e^{ax}(ax+1)$
$\frac{a^x}{\ln(a)}$	a^x	$a^x \ln(a)$
$\int \frac{\mathrm{d}t}{\sqrt{at+b}} = \frac{2\sqrt{at+b}}{a}$	$\int t^2 e^{at} dt$	$dt = \frac{(ax-1)^2 + 1}{a^3} e^{at}$
$\int t e^{at} \mathrm{d}t = \frac{at-1}{a^2} e^{at}$	$\int xe^{ax}$	$\mathrm{d}x = \frac{1}{2a}e^{ax^2}$

1.5. Binome, Trinome

$$(a \pm b)^2 = a^2 \pm 2ab + b^2 \qquad a^2 - b^2 = (a - b)(a + b)$$
$$(a \pm b)^3 = a^3 \pm 3a^2b + 3ab^2 \pm b^3$$
$$(a + b + c)^2 = a^2 + b^2 + c^2 + 2ab + 2ac + 2bc$$

2. Wahrscheinlichkeitsräume (Ω, \mathbb{F}, P)

Ein Wahrscheinlichkeitsraum (Ω, \mathbb{F}, P) besteht aus • Ergebnismenge $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, ...\}$: Menge aller möglichen **Ergebnisse** ω_i

 \bullet Ereignisalgebra $\mathbb{F} = \{A_1, A_2, ...\}$: Menge von Ereignisen $A_i \subset \Omega$

Wahrscheinlichkeitsmaß P

2.1. Ereignisalgebra $\mathbb{F} \subseteq \mathsf{P}(\Omega)$

- $A_i \in \mathbb{F} \Rightarrow A_i^{\mathbf{C}} \in \mathbb{F}$
- $A_1,...,A_k \in \mathbb{F} \Rightarrow \bigcup_{i=1}^k A_i \in \mathbb{F}$

Daraus folgt:

- $\emptyset \in \mathbb{F}$
- $A_i \backslash A_i \in \mathbb{F}$
- $\bigcap_{i=1}^k A_i \in \mathbb{F}$

 $|\mathbb{F}| = 2^{\text{Anzahl disjunkter Teilmengen}}$ (muss endlich sein)

2.1.1. σ -Algebra Entwicklung $k \to \infty$. Unendlich viele Ergebnisse, aber jedes A_i besteht aus abzählbar vielen Ergebnissen. Besitzt mindestens 2 Ereignisse.

2.2. Wahrscheinlichkeitsmaß P

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

$$P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(A \cap B)$$

2.2.1. Axiome von Kolmogorow

Nichtnegativität: $P(A) \ge 0 \Rightarrow P : \mathbb{F} \mapsto [0, 1]$ Normiertheit:

$$\begin{split} \mathbf{P}\left(\bigcup_{i=1}^{\infty}A_{i}\right) &= \sum_{i=1}^{\infty}\mathbf{P}(A_{i}),\\ \text{wenn } A_{i} \cap A_{j} &= \emptyset, \, \forall i \neq j \end{split}$$
Additivität:

2.2.2. Weitere Eigenschaften $\bullet \ \mathsf{P}(A^c) = 1 - \mathsf{P}(A)$

- $P(\emptyset) = 0$ $P(\Omega) = 1$
- $P(A \backslash B) = P(A \cap B^c) = P(A) P(A \cap B)$
- $P(A \cup B) = P(A) + P(B) P(A \cap B)$
- $P(A \cap B) = P(A) + P(B) P(A \cup B)$
- $A \subset B \Rightarrow P(A) \leq P(B)$
- $P(\bigcup_{i=1}^k A_i) \leq \sum_{i=1}^k P(A_i)$

3. Bedingte Wahrscheinlichkeit und Unabhängigkeit

3.1. Bedingte Wahrscheinlichkeit

Bedingte Wahrscheinlichkeit für A falls B bereits eingetreten ist: $P_B(A) = P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}$

3.1.1. Totale Wahrscheinlichkeit und Satz von Bayes Es muss gelten: $\bigcup\limits_{i\in I}B_i=\Omega$ für $B_i\cap B_j=\emptyset$, $\forall i\neq j$

 $\begin{array}{ll} \text{Totale Wahrscheinlichkeit:} & & \mathsf{P}(A) = \sum\limits_{i \in I} \mathsf{P}(A|B_i) \, \mathsf{P}(B_i) \\ \\ \text{Satz von Bayes:} & & \mathsf{P}(B_k|A) = \frac{\mathsf{P}(A|B_k) \, \mathsf{P}(B_k)}{\sum\limits_{i \in I} \mathsf{P}(A|B_i) \, \mathsf{P}(B_i)} \end{array}$

3.1.2. Multiplikationssatz $P(A \cap B) = P(A|B) P(B) = P(B|A) P(A)$

Beliebig viele Ereignisse: $P(A_1 \cap A_2 \cap \cdots \cap A_h)$

$$= \mathsf{P}\left(A_{\pi(1)}\right) \mathsf{P}\left(A_{\pi(2)}|A_{\pi(1)}\right) \mathsf{P}\left(A_{\pi(3)}|A_{\pi(2)} \cap A_{\pi(1)}\right) \times \\ \cdots \times \mathsf{P}\left(A_{\pi(k)}|A_{\pi(k-1)} \cap \cdots \cap A_{\pi(1)}\right)$$

3.2. Stochastische Unabhängigkeit Ereignise A und B sind unabhängig falls:

 $P(A \cap B) = P(A) P(B) \Rightarrow P(B|A) = P(B)$

 $\mathsf{P}\left(\bigcap_{i\in J}A_i\right) = \prod_{i\in J}\mathsf{P}\left(A_i\right) \text{ mit Indexmenge } I \text{ und } \emptyset \neq J \subseteq I$

4. Zufallsvariablen

4.1. Definition

 $X: \Omega \mapsto \Omega'$ ist Zufallsvariable, wenn für jedes Ereignis $A' \in \mathbb{F}'$ im Bildraum ein Ereignis A im Urbildraum F existiert, sodass $\{\omega \in \Omega | X(\omega) \in A'\} \in \mathbb{F}$

4.2. Unabhängigkeit von Zufallsvariablen

4.2. Ordoniangkeit von Zuransvarlablen Zufallsvariablen X $_1, \cdots, X_n$ sind stochastisch unabhängig, wenn für jedes $\vec{x} = [x_1, \cdots, x_n] + \in \mathbb{R}^n$ gilt:

$$| \mathsf{P}(\{\mathsf{X}_1 \leq x_1, \cdots, \mathsf{X}_n \leq x_n\}) = \prod_{i=1}^n \mathsf{P}(\{\mathsf{X}_i \leq x_i\})$$

$$F_{X_1,\cdots,X_n}(x_1,\cdots,x_n) = \prod_{i=1}^n F_{X_i}(x_i)$$
 Gleichbedeutend:
$$p_{X_1,\cdots,X_n}(x_1,\cdots,x_n) = \prod_{i=1}^n p_{X_i}(x_i)$$

$$f_{X_1,\cdots,X_n}(x_1,\cdots,x_n) = \prod_{i=1}^{n-1} f_{X_i}(x_i)$$

4.3. Bedingte Zufallsvariablen

Bedingte Wahrscheinlichkeit für Zufallsvariablen:

Ereignis A gegeben: $F_{X \mid A}(x \mid A) = P(\{X \leq x\} \mid A)$ $F_{X|Y}(x|y) = P(\{X \le x\} | \{Y = y\})$ $P_{X \mid Y}(x \mid y) = \frac{P_{X \mid Y}(x, y)}{P_{Y}(y)}$ $f_{X \mid Y}(x \mid y) = \frac{f_{X \mid Y}(x, y)}{P_{Y}(y)} = \frac{dF_{X \mid Y}(x \mid y)}{dx}$

5. Wahrscheinlichkeitsverteilungen

5.0.1. Definition

 $P_X(A') = P(\{\omega \in \Omega | X(\omega) \in A'\}) = P(\{X \in A'\}) \quad \forall A' \in \mathbb{F}'$ 5.0.2. Kumulative Verteilungsfunktion (KVF bzw. CDF)

$F_X(x) = \mathsf{P}(\{X \le x\})$

Eigenschaften

- F_X(x) ist monoton wachsend
- $F_X(x) \geq 0$
- F_X(x) ist rechtsseitig stetig:
- $\forall h > 0 : \lim_{h \to 0} F_X(x+h) = F_X(x) \quad \forall x \in \mathbb{R}$
- $\lim_{x \to \infty} F_X(x) = 0$; $\lim_{x \to \infty} F_X(x) = 1$
- $P(\{a < X \le b\}) = F_X(b) F_X(a)$
- $P(\{X > c\}) = 1 F_X(c)$
- 5.0.3. Verteilung diskreter Zufallsvariablen

Bezeichnung	Abk.	Zusammenhang
Wahrscheinlichkeitsmassenfkt. Kumulative Verteilungsfkt.	pmf cdf	$p_X(x) = P(\{X = x\})$ $F_X(x) = \sum_{x \in X} p_X(\xi)$
Kumulative Vertellungsikt.	cai	$F_X(x) = \sum_{\xi \in \Omega' : \xi \le x} p_X(\xi)$

5.0.4. Verteilung stetiger Zufallsvariablen

Bezeichnung	Abk.	Zusammenhang
Wahrscheinlichkeitsdichtefkt.	pdf	$f_X(x) = \frac{\mathrm{d}F_X(x)}{\mathrm{d}x}$
Kumulative Verteilungsfkt.	cdf	$F_X(x) = \int_{-\infty}^{x} f_X(\xi) d\xi$
		$-\infty$

Berechnung von $f_{X}(x)$:

$$f_X(x) = \lim_{\epsilon \to 0} \frac{1}{\epsilon} \int_{x}^{x+\epsilon} f_X(\xi) d\xi = \lim_{\epsilon \to 0} \frac{1}{\epsilon} P(x \le X \le x + \epsilon)$$

$$\sum p(x) + \int_{\mathbb{R}} f_X(x) \, \mathrm{d}x \stackrel{!}{=} 1$$

5.1. Mehrdimensionale Verteilungen

5.1.1. Mehrdimensionale Zufallsvariable:

 $\vec{X} = [X_1, \dots, X_n]^T$ mit X_i Zufallsvariablen

5.1.2. Gemeinsame kumulative Verteilungsfunktion:

$$\begin{array}{l} F_{X_1, \cdots, X_n}\left(x_1, \cdots, x_n\right) = \boxed{F_{\overrightarrow{X}}(\vec{x}) = \mathsf{P}(\{\vec{X} \leq \vec{x}\})} = \\ \mathsf{P}(\{X_1 \leq x_1, \cdots, X_n \leq x_n\}) \\ \mathsf{Eigenschaften:} \end{array}$$

- in jeder Koordinate Monoton wachsend
- rechtsseitig Stetig: $\forall h > 0 : \lim_{h \to 0} F_{X_1, \dots, X_n}(x_1 + h, \dots, x_n + h)$ $h) = F_{X_1,...,X_n}(x_1,...,x_n), \forall (x_1,...,x_n) \in \mathbb{R}^n$
- $\lim_{x \to -\infty} (x_1, ..., x_n) = 0 \ \forall i = 1, ..., n,$

$$\lim_{x_1 \to \infty} \cdots \lim_{x_n \to \infty} F_{X_1, ..., X_n}(x_1, ..., x_n) = 1$$

5.1.3. Diskrete Zufallsvariablen:

 $p_{X_1,\cdots,X_n}(x_1,\cdots,x_n) = P(\{\vec{X}=\vec{x}\})$ (joint probability mass function) 5.1.4. Stetige Zufallsvariablen:

$$\begin{array}{ll} \text{5.1.4. Stedge Zuians variablen:} \\ F_{X_1, \cdots, X_n}(x_1, \cdots, x_n) = \int\limits_{-\infty}^{x_1} \int\limits_{-\infty}^{x_n} f_{X_1, \cdots, X_n}(\xi_1, \cdots, \xi_n) \, \mathrm{d}\xi_n \cdots \mathrm{d}\xi_1 \\ f_{X_1, \cdots, X_n}(x_1, \cdots, x_n) = \frac{\partial^n F_{\overrightarrow{X}}(x_1, \cdots, x_n)}{\partial x_1 \cdots \partial x_n} \\ \text{(joint probability density function)} \end{array} \qquad f_{X,Y} = f_{Y,X} \\ \text{(joint probability density function)} \end{array}$$

5.1.5. Marginalisierung Prinzip: Lasse alle vernachlässigbaren ZV gegen unendlich gehen

 $F_{X_1,\dots,X_m}(x_1,\dots,x_m) = F_{X_1,\dots,X_n}(x_1,\dots,x_m,\infty,\dots,\infty)$ Randverteilung: Spezialfall der Marginalisierung um aus der mehrdimensionalen KVF die

KVF für eine ZV zu erhalten.

$$p_{X_{1}}(x_{1}) = \sum_{x_{2}, \dots, x_{n}} p_{X_{1}, \dots, X_{n}}(x_{1}, \dots, x_{n})$$

Randverteilung der Wahrscheinlichkeitsdichte (WDF) (für stetige ZV)

$$f_{X_1}(x_1) = \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} f_{X_1, \dots, X_n}(x_1, \dots, x_n) dx_n \cdot dx_2$$

6. Funktionen von Zufallsvariablen

 $\begin{array}{l} X:\Omega \to \Omega' = \mathbb{R} \text{ und jetzt } g:\Omega' \to \Omega'' = \mathbb{R} \\ \mathsf{P}(A'') = \mathsf{P}(Y \in A'') = \mathsf{P}(\left\{X \in \Omega' \mid g(X) \in A''\right\} = \mathsf{P}(\left\{\omega \in A''\right\}) \end{array}$ $\Omega \mid g(X(\omega)) \in A^{\prime\prime} \}$

6.1. Transformation von Zufallsvariablen

Berechnung von $f_Y(y)$ aus $f_X(x)$

q(x) streng monoton & differenzierbar:

 $g^{-1}(y)$ - Umkehrfunktion

$$\begin{cases} f_Y(y) = f_X\left(g^{-1}(y)\right) \left[\left|\frac{\mathrm{d}g(x)}{\mathrm{d}x}\right|_{x=g^{-1}(y)}\right]^{-1} \\ g(x) \text{ nur differenzierbar:} \end{cases}$$

$$f_{Y}(y) = \sum_{i=1}^{N} f_{X}(x_{i}) \left[\left| \frac{\mathrm{d}g(x)}{\mathrm{d}x} \right|_{x=x_{i}} \right]^{-1} \text{ mit } i \in \{1, \dots, N\}$$

 x_i sind Nullstellen von y - g(x) = 0

6.1.1. Beispiel: lineare Funktion $Y=aX+b \Leftrightarrow g(x)=ax+b \text{ mit } a\in \mathbb{R}\backslash 0,\ b\in \mathbb{R}:$

$$\Rightarrow f_Y(y) = \frac{1}{|a|} f_X\left(\frac{y-b}{a}\right)$$

$$F_Y(y) = \begin{cases} F_X\left(\frac{y-b}{a}\right) & a > 0\\ 1 - F_X\left(\frac{y-b}{a}\right) & a < 0 \end{cases}$$

6.2. Summe unabhängiger Zufallsvariablen Z = X + Y mit X und Y unabhängig.

$$\Rightarrow f_{Z=X+Y}(z) = (f_X * f_Y)(z) = \int_{-\infty}^{\infty} f_X(z-y) f_Y dy$$

7. Stochastische Standardmodelle

7.1. Begriffe Gedächtnislos

Eine Zufallsvariable X ist gedächtnislos, falls:

 $P(\{X > a + b\} | \{X > a\}) = P(\{X > b\}),$ a, b > 0

7.2. Gleichverteilung

7.2.1. Diskret

 $p_X(x) = \frac{1}{|\Omega|}, \quad x \in \{1, \dots, |\Omega|\}$

Beispiele: Wurf einer fairen Münze, Lottozahlen

7.2.2. Stetig
$$(a, b : -\infty < a < b < \infty)$$

$$f_X(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} & x \in [a,b] \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \qquad F_X(x) = \begin{cases} 0 & x < a \\ \frac{x-a}{b-a} & x \in [a,b] \\ 1 & x > b \end{cases}$$

$$E[X] = \frac{a + \frac{1}{2}}{2}$$
Erwartungswert

$$Var[X] = \frac{(b - 12)}{Varianz}$$

$$\mathrm{Var}[\mathrm{X}] = \frac{(b-a)^2}{12} \qquad \varphi_\mathrm{X}(s) = \frac{e^{j\omega b} - e^{j\omega a}}{j\omega(b-a)}$$

$$\qquad \qquad \mathrm{Charakt. \ Funktion}$$

Beispiele: Winkel beim Flaschendrehen, Phase einer empf. Sinusschwingung

7.3. Bernoulliverteilung ($p \in [0,1]$) Wahrscheinlichkeitsmasse

2 Ereignisse: Erfolg und Misserfolg

p: Wahrscheinlichkeit

$$p_X(k) = \begin{cases} p, & k = 1\\ 1 - p & k = 0\\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \qquad F_X(k) = \begin{cases} 0, & k < 0\\ 1 - p & 0 \le k < 1\\ 1 & k \ge 1 \end{cases}$$

E[X] = p

 $\mathsf{Var}[X] = p(1-p)$

 $G_X(z) = pz + 1 - p$

Beispiele: Einmaliger Wurf einer (unfairen) Münze

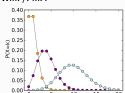
7.4. Binomial verteilung $\mathcal{B}(n,p)$ ($p \in [0,1], n \in \mathbb{N}$) Folge von n Bernoulli-Experimenter

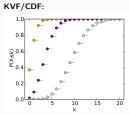
p: Wahrscheinlichkeit für Erfolg

k: Anzahl der Erfolge

Wahrscheinlichkeitsmasse
$$p_X(k) = B_{n,p}(k) = \begin{cases} \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k} & k \in \{0,\dots,n\} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$$

WMF/PMF:





E[X] = npFrwartungswert Var[X] = np(1-p)

 $G_X(z) = (pz + 1 - p)^n$ Wahrscheinlichkeitserz. Funktion

Charakteristische Funktion

$$\varphi_X(s) = (1 - p + pe^s)^n$$

Beispiele: Anzahl der Übertragungsfehler in einem Datenblock endlicher Länge, Wiederholtes Werfen einer Münze

7.5. Poisson-Verteilung ($\lambda \geq 0$) Asymptotischer Grenzfall der Binomialverteilung

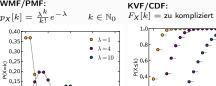
Asymptotischer Grenzfall der Binomialverteilung
$$n \to \infty, p \to 0, np \to \lambda$$
 $p_X(k) = \lim_{n \to \infty} B_{n, \underline{\lambda}}(k)$

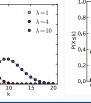
 λ : mittlere Wahscheinlichkeit des Eintreten des Ereignisses von p

WMF/PMF:

0.10

0.05





 $E[X] = \lambda$ $Var[X] = \lambda$ Erwartungswert

 $G_X(z) = e^{\lambda(z-1)}$ Wahrscheinlichkeitserz, Funktion

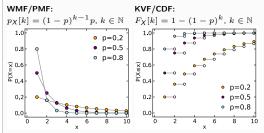
λ = 1

λ = 4

λ = 10

Charakteristische Funktion $\varphi_X(s) = \exp(\lambda(e^s - 1))$ Beispiele: Zahl der Phänomene in einem Zeitintervall, Google-Anfragen in einer Stunde, Schadensmeldungen an Versicherungen in einem Monat

7.6. Geometrische Verteilung ($p \in [0,1]$ **)** Erster Erfolg eines Bernoulli-Experiments beim k-ten Versuch, Gedächtnislos



E[X] =Erwartungswert

1 - pVarianz

1-z+pzWahrscheinlichkeitserz. Funktion

Charakteristische Funktion

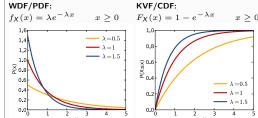
$$\varphi_X(s) = \frac{pe^{1s}}{1 - (1 - p)e^{1s}}$$

Beispiele: diskrete Dauer bis ein technisches Gerät zum ersten Mal ausfällt, Anzahl der Würfe bis man eine "6" würfelt

7.7. Exponentialverteilung ($\lambda > 0$) Wie geometrische Verteilung für stetige Zufallsvariablen ("Lebensdauer")

= Wartezeit bis zum ersten Auftreten eines Ereignisses

WDF/PDF:



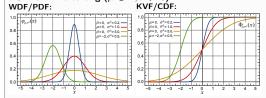
Erwartungswert

Var(X) =

 $\varphi_X(\omega) = -$ Charakt. Funktion

Beispiele: Lebensdauer von el. Bauteilen, Zeitdauer zwischen zwei Anrufer in einem Call-Center

7.8. Normalverteilung ($\mu \in \mathbb{R}, \sigma > 0$)





 $E(X) = \mu$

 $Var(X) = \sigma^2$

 $\varphi_X(\omega) = e^{j\omega\mu - \frac{\omega^2\sigma^2}{2}}$

Schreibweise $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$

Beispiele: Rauschen, Ort eines Teilchens relativ zu seiner Anfangsposition bei brownscher Molekularbewegung, abgefahrene Sachen, die man nicht genauer bestimmen will oder kann

7.8.1. Standartnormalverteilung ist der Spezialfall $X \sim \mathcal{N}(0, 1)$

 $\phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}}e^{-\frac{x^2}{2}}$ Es gilt außerdem:

- $Y \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2) \Rightarrow X = \frac{1}{2}(Y \mu) \sim \mathcal{N}(0, 1)$
- $X \sim \mathcal{N}(0,1) \Rightarrow Y = \sigma X + \mu \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$

8. Erwartungswert

8.1. Erwartungswert

gibt den mittleren Wert einer Zufallsvariablen an

$$\begin{aligned} \mathsf{E}[X] &= \sum_{x \in \Omega'} x \cdot \mathsf{P}_X(x) & \stackrel{\triangle}{=} & \int\limits_{\mathbb{R}} x \cdot f_X(x) \, \mathrm{d}x \\ & \text{diskrete } X : \Omega \! \to \! \Omega' & \text{stetige } X : \Omega \! \to \! \mathbb{R} \end{aligned}$$

Voraussetzung:

 $\sum |x|P(\{X=x\}) < \infty$ Eigenschaften:

EW von Konstante:

Linearität: $E[\alpha X + \beta Y] = \alpha E[X] + \beta E[Y]$

 $E[\alpha] = \alpha$

 $\Rightarrow E[X - E[X]] = 0$ Monotonie: $X < Y \Rightarrow E[X] < E[Y]$

Beweis mit der Definition und der Linearität des Integrals bzw. der Summe

E[X Y] = E[X] E[Y], falls X und Y stochastisch unabhängig

$$\mathsf{E}[\mathsf{X}\,\mathsf{Y}] = \iint\limits_{\mathbb{R}} \mathsf{x} y \cdot f_{X,Y}(x,y) \,\mathrm{d}x \,\mathrm{d}y$$

$$\mathrm{E}[X] = \int\limits_0^\infty \mathrm{P}(X>t) \,\mathrm{d}t$$
 (stetig) $\mathrm{E}[X] = \sum\limits_{k=0}^\infty \mathrm{P}(X>k)$ (diskret)
8.1.1. Für Funktionen von Zufallsvariablen $g: \mathbb{R} \to \mathbb{R}$

 $\mathsf{E}[g(\mathsf{X})] = \sum_{x} g(x) \mathsf{P}_{\mathsf{X}}(x) \stackrel{\wedge}{=} \int_{x} g(x) f_{\mathsf{X}}(x) \, \mathrm{d}x$

9. Varianz und Kovarianz

9.1. Varianz

ist ein Maß für die Stärke der Abweichung vom Erwartungswert

$$\mathsf{Var}[X] = \mathsf{E}\left[(\mathsf{X} - \mathsf{E}[\mathsf{X}])^2 \right] = \mathsf{E}[\mathsf{X}^2] - \mathsf{E}[\mathsf{X}]^2$$

Var[X] = Cov[X, X]

 $Var[\alpha X + \beta] = \alpha^2 Var[X]$

$$\mathsf{Var}\left[\sum_{i=1}^n X_i\right] = \sum_{i=1}^n \mathsf{Var}[X_i] + \sum_{j \neq i} \mathsf{Cov}[X_i, X_j]$$

9.1.1. Standard Abweichung $\sigma = \sqrt{\operatorname{Var}[X]}$

9.2. Kovarianz

Maß für den linearen Zusammenhang zweier Variablen

$$\begin{aligned} \mathsf{Cov}[X,Y] &= \mathsf{E}[(X-\mathsf{E}[X])(Y-\mathsf{E}[Y])] = \mathsf{Cov}[Y,X] \\ \mathsf{Cov}[X,Y] &= \mathsf{E}[X\,Y] - \mathsf{E}[X]\,\mathsf{E}[Y] = \mathsf{Cov}[Y,X] \end{aligned}$$

Voraussetzung: $\exists E[X], E[Y], E[XY]$ oder $\exists E[X^2], E[Y^2]$ $Cov[\alpha X + \beta, \gamma Y + \delta] = \alpha \gamma Cov[X, Y]$ Cov[X + U, Y + V] = Cov[X, Y] + Cov[X, V] + Cov[U, Y] + Cov[U, V]

9.3. Unkorreliertheit

wenn gilt:

$$\mathsf{Cov}[\mathsf{X},\mathsf{Y}] = 0 \Leftrightarrow \mathsf{E}[\mathsf{X}\;\mathsf{Y}] = \mathsf{E}[\mathsf{X}]\,\mathsf{E}[\mathsf{Y}]$$

Stoch. Unabhängig ⇒ Unkorrelliertheit

wenn ZV normalverteilt (sonst nicht!): Unkorreliertheit ⇒ stoch. Unabhängigkeit

bei paarweisen unkorrellierten Zufallsvariablen:

$$\operatorname{Var}[\sum_{i=1}^n X_i] = \sum_{i=1}^n \operatorname{Var}[X_i]$$

9.4. Orthogonalität

$$E[X Y] = 0$$

mit dem Korrelationswert $r_{X Y} = E[X Y]$

9.5. Korrelationskoeffizient

$$\chi_{X,Y} = \frac{\text{Cov}[X,Y]}{\sqrt{\text{Var}[X]}\sqrt{\text{Var}[Y]}} = \frac{c_{X,Y}}{\sigma_X\sigma_Y} \text{ mit } \rho_{X,Y} \in [-1,1]$$

Korrelationskoeffizient von X und Y

negativ korreliert $\rho_{XY} \in [-1, 0)$ Es gilt: $\begin{cases} \text{unkorreliert} & \rho_{X,Y} = 0 \end{cases}$ positiv korreliert $\rho_{XY} \in (0,1]$

9.6. Lineare Regression

affine Abbildung $\hat{Y} = \alpha X + \beta$ mit Fehler $\varepsilon = \hat{Y} - Y$ Optimierungsproblem:

$$\min_{\alpha,\beta} E[\varepsilon^2] = \min_{\alpha,\beta} E\left[\left(\hat{Y} - Y \right)^2 \right]$$

Losung:
$$\alpha = \frac{E[X\,Y] - E[X]E[Y]}{E[X^2] - E[X]^2} = \frac{c_{X,Y}}{\sigma_X^2} = \frac{c_{X,Y}}{\sigma_X^2} \frac{\sigma_Y}{\sigma_Y} = \rho_{X,Y} \frac{\sigma_Y}{\sigma_X}$$

$$\beta = E[Y] - \alpha E[X] = E[Y] - \rho_{X,Y} \frac{\sigma_Y}{\sigma_X} E[X]$$

$$\Rightarrow \hat{Y} = \rho_{X,Y} \frac{\sigma_Y}{\sigma_X} (X - E[X]) + E[Y]$$
 Kleinster mittlerer quadratischer Fehler:
$$E[\varepsilon^2] = \sigma_Y^2 - c_{Y,X} \sigma_X^{-2} c_{X,Y} = \sigma_Y^2 - c_{X,Y}^2 \sigma_X^{-2} = \sigma_Y^2 (1 - \rho_{X,Y}^2)$$

$$\mathsf{E}[\varepsilon^{2}] = \sigma_{\mathsf{Y}}^{2} - c_{\mathsf{Y},\mathsf{X}} \sigma_{\mathsf{X}}^{-2} c_{\mathsf{X},\mathsf{Y}} = \sigma_{\mathsf{Y}}^{2} - c_{\mathsf{X},\mathsf{Y}}^{2} \sigma_{\mathsf{X}}^{-2} = \sigma_{\mathsf{Y}}^{2} (1 - \rho_{\mathsf{X},\mathsf{Y}}^{2})$$

10. Erzeugende und charakter. Funktionen

10.1. Wahrscheinlichkeitserzeugende Funktion

$$G_X(z) = \mathsf{E}[z^X] = \sum_{k=0}^{\infty} p_X(k) z^k, \quad |z| \le 1$$

Anwendungen

$$\begin{split} p_X(n) &= \mathsf{P}(\left\{X=n\right\}) = \frac{1}{n!} [\frac{\mathrm{d}^n}{\mathrm{d}z^n} G_X(z)]_{z=0}, \quad \forall n \in \mathbb{N}_0 \\ & \qquad \qquad \mathsf{E}[X] = [\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}z} G_X(z)]_{z=1} \\ & \qquad \qquad \mathsf{E}[X^2] - \mathsf{E}[X] = [\frac{\mathrm{d}^2}{\mathrm{d}z^2} G_X(z)]_{z=1} \\ & \qquad \qquad \mathsf{Var}[X] = [\frac{\mathrm{d}^2}{\mathrm{d}z^2} G_X(z)]_{z=1} - \mathsf{E}[X]^2 + \mathsf{E}[X] \end{split}$$

Für $X_i:\Omega\to\mathbb{N}_0$, $i\in\{1,\ldots,n\}$ stochastisch unabhängige, diskrete, nichtnegative ZV und $Z=\sum_{i=1}^nX_i$

$$G_{\mathcal{Z}}(z) = \prod_{i=1}^{n} G_{X_i}(z)$$

10.2. Momenterzeugende Funktion

Mit $X : \Omega \to \mathbb{R}$ eine reelle ZV:

$$M_X(s) = \mathsf{E}[e^{s\,X}], \quad s \in \mathbb{D} = \left\{s \in \mathbb{R}\right\} \mathsf{E}[e^{s\,X} < \infty]$$

Potenzreihenentwicklung (mit $s \in]-a,a[$):

$$M_X(s) = \mathsf{E}[e^{s\,X}] = \mathsf{E}\left[\sum_{k=0}^{\infty} \frac{s^k}{k!} \, \mathsf{X}^k\right] = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{s^k}{k!} \, \mathsf{E}\left[\mathsf{X}^k\right]$$

$$\text{Erwartungswert: E}[\textbf{\textit{X}}^n] = \left[\frac{\mathrm{d}^n}{\mathrm{d}s^n}\,M_{\textbf{\textit{X}}}(s)\right]_{s=0}\,,\quad\forall n\in\mathbb{N}_0$$

Summe von ZV:
$$M_{Z}(s) = \prod_{i=1}^{n} M_{X_i}(s)$$

10.3. Charakteristische Funktion

Erwartungswert:

$$\mathsf{E}[X^n] = \frac{1}{\mathbf{1}^n} \left[\frac{\mathrm{d}^n}{\mathrm{d}\omega^n} \varphi_X(\omega) \right]_{\omega=0}$$

Summe von ZV: $Z = \sum_{i=1}^{n} X_i$

$$\varphi_{Z}(\omega) = \prod_{i=1}^{n} \varphi_{X_{i}}(\omega)$$

10.4. Der zentrale Grenzwertsatz Definition: Seien X_i , $i \in 1, ..., n$, stochastisch unabhängige und identisch verteilte reelle Zufallsvariablen und gelte $E[X_i] = \mu < \infty$ und $Var[X_i] = \sigma^2 < \infty$. Dann konvergiert die Verteilung der standardi-

$$Z_n = \sum_{i=1}^n \frac{(X-\mu)}{\sigma\sqrt{n}}$$

 $Z_n=\sum_{i=1}^n\frac{(X-\mu)}{\sigma\sqrt{n}}$ d.h $E[Z_n]=0$ und $Var[Z_n]=1$, für $n\to\infty$ gegen die Standartnormalverteilung. Es gilt also:

$$\lim_{n\to\infty} \mathsf{P}(\mathsf{Z}_n \le z) = \Phi(z)$$

11. Reelle Zufallsfolgen

Eine reelle Zufallsfolge ist ganz einfach eine Folge reeller Zufallsvariablen. $X_n:\Omega\Rightarrow\mathbb{R},\quad n\in\mathbb{N}$

ω variabel		ω gegeben	
n variabel	$X = (X_n : n \in \mathbb{N})$ (Zufallsfolge)	$x = X(\omega) = (X_n(\omega) : n \in \mathbb{N})$ (Musterfolge)	
n gegeben	X _n (Zufallsvariable zum Folgenindex n)	$x_n = X(\omega)$ (Realisierung zum Folgenindex n)	

$$\begin{array}{l} \mathbf{S}_n:\Omega_n\times\Omega_{n-1}\times\cdots\times\Omega_1\to\mathbb{R}\\ (\omega_n,\omega_{n-1},\ldots,\omega_1)\mapsto s_n(\omega_n,\omega_{n-1},\ldots,\omega_1),\quad n\in\mathbb{N}\\ \text{Erkl\"arung:} \ \ \text{Jede} \ \ \text{Realisierung} \ \ \text{von}\ \ \mathbf{S}_n \ \ \text{wird} \ \ \text{erzeugt} \ \ \text{durch} \ \ \text{die} \end{array}$$

Erklärung: Jede Realisierung von S_n wird erzeugt durch die Menge (das Ensemble) aufeinanderfolgender Realisierungen X_k mit $k \in \{1, \ldots, n\}.$

$$\label{eq:sigma_n} \begin{split} \vec{\mathsf{S}}_n &= (\mathsf{S}_n, \mathsf{S}_{n-1}, \dots, \mathsf{S}_1) : \Omega^{(n)} \to \mathbb{R}^n \\ \vec{\omega}_n \mapsto \vec{s}_n(\vec{\omega}_n) &= (s_n(\vec{\omega}_n), s_{n-1}(\vec{\omega}_n), \dots, s_1(\vec{\omega}_n)), \quad n \in \mathbb{N} \\ \text{Erklärung: Die Abfolge der Realisierungen von S}_1 \text{ bis S}_n \text{ (also der Pfad von S) und somit auch jedes einzelne S}_k \text{ kann als Ergebnis des Ereignisses } \\ \vec{\omega}_n \text{ angesehen werden.} \end{split}$$

11.1. Verteilungen und Momente

Erwartungswert $\mu_X(n) = E[X_n]$

 $\sigma_{\mathbf{X}}^{2}(n) = Var[X_{n}] = E[X_{n}^{2}] - E[X_{n}]^{2}$

Autokorrelation $r_X(k, l) = E[X_k X_l]$

Autokovarianz $c_X(k, l) = Cov[X_k, X_l] = r_X(k, l) - \mu_X(k)\mu_X(l)$

11.2. Random Walk

 $n \in \mathbb{N}$ Schritte mit 2 möglichen Bewegungsrichtungen $X \in \{+\delta, -\delta\}$ $P(\{X_i = +\delta\}) = p$ $P\left(\left\{X_{i}=-\delta\right\}\right)=1-p$ symmetrisch $\Leftrightarrow p=\frac{1}{2},\ \mu_{S}(n)=0$

$$\begin{split} E[S] &= \mu_{\mathsf{S}}(n) = n(2p-1)\delta \\ Var[S] &= \sigma_{\mathsf{S}}^2(n) = 4np(1-p)\delta^2 \end{split} \qquad \begin{aligned} E[X_i] &= (2p-1)\delta \\ Var[X_i] &= 4p(1-p)\delta^2 \end{aligned}$$

11.3. Stationarität

Eine Zufallsfolge ist stationär, wenn um ein beliebiges k ($k \in \mathbb{N}$) zueinander verschobene Zufallsvektoren die selbe Verteilung besitzen: $F_{X_{i_1},...,X_{i_n}}(x_1,...,x_n) = F_{X_{i_1+k},...,X_{i_n+k}}(x_1,...,x_n)$ Im weiteren Sinne stationär (W.S.S.), wenn:

$$\begin{array}{l} \mu_X(i)=\mu_X(i+k)\\ r_X(i_1,i_2)=r_X(i_1+k,i_2+k)=r_X(i_1-i_2)\\ \text{(verschiebungsinvariant)} \end{array}$$

stationär ⇒ WSS (aber nicht anders herum!)

11.4. Konvergenz Fast sicher (almost surely):

 $X_n \xrightarrow{\text{a.s.}} X \Leftrightarrow P\left(\left\{\omega: \lim_{n \to \infty} X_n(\omega) = X(\omega)\right\}\right) = 1$ in Wahrscheinlichkeit (in probability):

 $X_n \xrightarrow{p} X \Leftrightarrow \lim P(\{\omega : |X_n(\omega) - X(\omega)| > \varepsilon\}) = 0$ im quadratischen Mittel (in the mean square sense):

 $X_n \xrightarrow{\text{m.s.}} X \Leftrightarrow \lim_{n \to \infty} E\left[(X_n(\omega) - X(\omega))^2 \right] = 0$

in Verteilung (in distribution):

 $X \xrightarrow{d} X \Leftrightarrow \lim_{n \to \infty} F_{X_n}(x) = F_X(x)$

Zusammenhänge

- $X_n \xrightarrow{a.s.} X \Rightarrow X_n \xrightarrow{p.} X$
- $X_n \xrightarrow{\text{m.s.}} X \Rightarrow X_n \xrightarrow{\text{p.}} X$
- $P(\{|X_n| \le Y\}) = 1 \forall n \land E[Y^2] < \infty \land X_n \xrightarrow{p} X$ $\Rightarrow X_n \xrightarrow{\mathsf{m.s.}} X$
- $X_n \xrightarrow{p} X \Rightarrow X_n \xrightarrow{d} X$
- $X_n \xrightarrow{\text{a.s./p./m.s.}} X \wedge X_n \xrightarrow{\text{a.s./p./m.s.}} Y \Rightarrow P(\{X = Y\}) = 1$
- $X_n \xrightarrow{d} X \wedge X_n \xrightarrow{d} Y \Rightarrow X$ und Y haben die gleiche Verteilung

11.5. Markow-Ungleichung

$$| \mathsf{P}(\{|X| \ge a\}) \le \frac{\mathsf{E}[|X|]}{a}$$

11.6. Tschebyschow-Ungleichung

11.7. Das schwache Gesetz der großen Zahlen

Sei $(X_i:i\in\mathbb{N})$ eine Folge reeller, paarweise unkorrelierter Zufallsvariablen mit beschränkter Varianz:

$$\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(X_i - \mathsf{E}[X_i]) \to 0$$

Für stochastisch unabhängige und identisch verteilte Folgenelemente mit $E[X_i] = E[X]$ und $Var[X_i] = Var[X] < \infty$ gilt: $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (X_i) \to \mathsf{E}[X_i]$

12. Markowketten

(bedingte Unabhängigkeit: Abschnitt 14)

12.1. Markowketten

12.1.1. Allgemein Eine Zufallsfolge ($X_n:n\in\mathbb{N}$) heißt Markowkette, falls $\forall~n_i\in\mathbb{N},$ $i \in 1, \ldots k \text{ mit } n_1 < \cdots < n_k \text{ gilt:}$

 $(X_{n_1}, X_{n_2}, \dots X_{n_{k-2}}) \to X_{n_{k-1}} \to X_{n_k}$

⇒ Die Verteilung eines Folgeelements hängt nur vom direkten Vorgänge

$$\begin{aligned} & p_{X_{n_k} \mid X_{n_{k-1}}, X_{n_{k-2}}, ..., X_{n_1}}(x_{n_k} | x_{n_{k-1}}, x_{n_{k-2}}, ..., x_{n_1}) \\ &= p_{X_{n_k} \mid X_{n_{k-1}}}(x_{n_k} | x_{n_{k-1}}) \end{aligned}$$

$$\begin{split} & f_{\mathsf{X}_{n_k} \mid \mathsf{X}_{n_{k-1}}, \mathsf{X}_{n_{k-2}}, ..., \mathsf{X}_{n_1}}(x_{n_k} | x_{n_{k-1}}, x_{n_{k-2}}, ..., x_{n_1})} \\ & = f_{\mathsf{X}_{n_k} \mid \mathsf{X}_{n_{k-1}}}(x_{n_k} | x_{n_{k-1}}) \end{split}$$

12.1.2. Zustandsübergang Zustandsübergangswahrscheinlichkeit:

$$p_{X_n \mid X_{n-1}}(x_n | x_{n-1})$$

$$p_{X_1,...,X_n}(x_1,...,x_n) = p_{X_1}(x_1) \prod_{i=2}^n p_{X_i \mid X_{i-1}}(x_i \mid x_{i-1})$$

Zustandsübergangsdicht:

$$f_{X_n | X_{n-1}}(x_n | x_{n-1})$$

Verbund-WDF:

$$f_{X_1,...,X_n}(x_1,...,x_n) = f_{X_1}(x_1) \prod_{i=2}^n f_{X_i \mid X_{i-1}}(x_i | x_{i-1})$$

Eine Markowkette heißt homogen, wenn die Übergangswahrscheinlichkeit

$$\begin{aligned} p_{X_{n+1} \mid X_n}(x_{n+1} | x_n) &= p_{X_{n+1+k} \mid X_{n+k}}(x_{n+1} | x_n) \\ f_{X_{n+1} \mid X_n}(x_{n+1} | x_n) &= f_{X_{n+1+k} \mid X_{n+k}}(x_{n+1} | x_n) \end{aligned}$$

12.1.3. Chapman-Kologorow Gleichung

2-Schritt-Übergangswahrscheinlichkeit:

$$\begin{array}{l} p_{X_{n+2} \mid X_{n}}(x_{n+2} \mid x_{n}) = \\ \sum\limits_{\xi \in \mathbb{X}} p_{X_{n+2} \mid X_{n+1}}(x_{n+2} \mid \xi) p_{X_{n+1} \mid X_{n}}(\xi \mid x_{n}) \end{array}$$

m+I-Schritt-Übergangswahrscheinlichkeit:

$$p_{X_{n+m+l}\mid X_n}(x_{n+m+l}|x_n) =$$

$$\sum_{\mathcal{E} \in \mathbb{X}} p_{X_{n+m+l} \mid X_{n+m}} (x_{n+m+l} \mid x_{n+m}) p_{X_{n+m} \mid X_n} (x_{n+m} \mid x_n)$$

12.1.4. Markowketten im endlichen Zustandsraum

$$\vec{p}_n \triangleq \begin{bmatrix} p_{X_n}(x_1) \\ p_{X_n}(x_2) \\ \vdots \\ p_{X_n}(x_N) \end{bmatrix} \quad \in [0,1]^N \text{ mit } [\vec{p}_n]_i = p_{X_n}(x_i)$$

$$\ddot{\mathbf{U}} \mathbf{bergangsmatrix:} \ \Pi = \begin{bmatrix} p_{11} & \cdots & p_{1N} \\ \vdots & \ddots & \\ p_{N1} & & p_{NN} \end{bmatrix} \quad \in [0,1]^{N \times N}$$

Übergangswahrscheinlichkeit: $p_{ij} = p_{X_{n+1} \mid X_n}(\xi_i | \xi_j)$ Spaltensumme muss immer 1 ergeben!

$$\vec{p}_{n+1} = \Pi \vec{p}_n \quad n \in \mathbb{N}$$

$$\vec{p}_{n+m} = \Pi^m \vec{p}_n \quad n, m \in \mathbb{N}$$

Eine Verteilung heißt stationär, wenn gilt:

$$\vec{p}_{\infty} = \Pi \vec{p}_{\infty}$$

13. Reelle Zufallsprozesse

13.1. Ensemble und Musterfunktion

- Ein Zufallsprozess kann als Ensemble einer nicht abzählbaren Menge von Zufallsvariablen X_t mit $t \in \mathbb{R}$ interpretiert werden
- Ein Zufallsprozess kann als Schar von Musterfunktionen $X_t(\omega): \mathbb{R} \to \mathbb{R}$, mit $X(\omega)$ als deterministische Funktion von t, mit einem gegebenen Ereignis $\omega \in \Omega$ interpretiert werden.

13.2. Verteilungen und Momente

Zeitlich, Kontinuierlich veränderliche Zufallsvariable X+

Erwartungswertfunktion:

 $\mu_X(t) = E[X_t]$

Autokorrelationsfunktion:

 $r_X(s,t) = E[X_s X_t]$

Autokovarianzfunktion:

$$c_X(s,t) = \mathsf{Cov}(X_s, X_t) = r_X(s,t) - \mu_X(s)\mu_X(t)$$

Hinweis: Bei Integration über r_X immer darauf achten, dass s-t>0. Bei Bedarf Integral aufteilen und Grenzen anpassen.

13.3. Stationarität

Ein Zufallsprozess ist stationär, wenn um ein beliebiges s $(s \in \mathbb{R})$ zueinander verschobene Zufallsvektoren die selbe Verteilung besitzen.

$$F_{X_{t_1},...,X_{t_n}}(x_1,...x_n) = F_{X_{t_1+s},...,X_{t_n+s}}(x_1,...x_n)$$

Im weiteren Sinne stationär (WSS), wenn:

$$\mu_X(i) = \mu_X(i+k) = \mu_X$$

$$r_X(i_1, i_2) = r_X(i_1 + k, i_2 + k) = r_X(i_1 - i_2)$$

Daraus folgt mit $s = t + \tau$

$$r_X(s,t) = E[X_s X_t] = E[X_{t+\tau} X_t] = r_X(s-t) = r_X(\tau)$$

Im weiteren Sinne zyklisch stationär, wenn:

$$\mu_X(t) = \mu_X(t+T)$$
 \wedge $r_X(t_1, t_2) = r_X(t_1 + T, t_2 + T)$

stationär \Rightarrow WSS \Rightarrow im weiteren Sinne zyklisch stationär (aber nicht anders herum!)

13.4. Mehrere Zufallsvariablen auf dem selben Wahrscheinlichkeitsraum

Kreuzkorrelationsfunktion:

 $r_{X,Y}(s,t) = \mathbb{E}[X_s Y_t] = r_{Y,X}(t,s)$

Kreuzkovarianzfunktion:

$$c_{X,Y}(s,t) = r_{X,Y}(s,t) - \mu_X(s)\mu_Y(t) = c_{Y,X}(t,s)$$

13.4.1. Gemeinsame Stationarität

Zwei Zufallsprozesse auf demselben Wahrscheinlichkeitsraum sind gemeinsam stationär, wenn die einzelnen ZPs jeweils selbst stationär sind und ihre gemeinsamen Verteilungen verschiebungsinvariant sind.

13.4.2. Gemeinsam im weiteren Sinne stationär

Voraussetzung: X_t und Y_t sind gemeinsam WSS wenn,

 X_t und Y_t einzelnd WSS und

$$r_{X,Y}(t_1, t_2) = r_{X,Y}(t_1 + s, t_2 + s)$$

gemeinsam stationär ⇒ gemeinsam WSS (aber nicht umgekehrt!)

Daraus folgt mit $s = t + \tau$

$$r_X(s,t)=\mathsf{E}[X_{t+\tau}\,X_t]=r_X(\tau)=r_X(-\tau)\qquad r_X(\tau)\leq r_X(0)$$
 $r_{X,Y}(\tau)=\mathsf{E}[X_{t+\tau}\,Y_t]=\mathsf{E}[Y_t\,X_{t+\tau}]=r_{Y,X}(-\tau)$ 13.4.3. Stochastische Unkorreliertheit

 $c_{X,Y}(s,t) = 0 \Leftrightarrow r_{X,Y}(s,t) = \mu(s)\mu(t), \quad \forall s,t \in \mathbb{R}$ 13.4.4. Orthogonalität

 $r_{X,Y}(s,t) = 0, \quad \forall s, t \in \mathbb{R}$

13.5. Wiener-Prozess ($\sigma > 0$)

Als Basis benutzen wir den Random Walk. Durch Multiplikation mit einer Heaviside-Funktion wird der Random Walk zeitkontinuierlich:

$$S_n = \sum_{i=1}^n X_i$$

$$\Rightarrow$$
 $S_t = \sum_{i=1}^n X_i u(t-iT)$ $T > 0$

Für n $\rightarrow \infty$ und T \rightarrow 0, mit Schrittweite $\delta = \sqrt{\sigma^2 T}$ folgt der Wiener Prozess: Wt.

$$f_{W_t}(w) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2 t}} \exp\left(-\frac{w^2}{2\sigma^2 t}\right)$$

Varianz

- Eigenschaften

 Kein Zählprozess!
- $P(\{W_0 = 0\}) = 1$
- hat unabhängige Inkremente $\rightarrow r_{xy}(s,t) = 0$
- $W_t \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2 t), \forall 0 \leq t$
- $W_t W_s \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2(t-s)), \forall 0 < s < t$
- $W_t(\omega)$ ist eine stetige Musterfunktion mit Wahrscheinlichkeit 1

Erwartungswertfunktion.

 $\sigma_W^2(t) = \sigma^2 t$

Autokorrelationsfunktion

 $r_W(s,t) = \sigma^2 min\{s,t\}$

 $c_W(s,t) = \sigma^2 min\{s,t\}$ Autokovarianzfunktion

13.6. Poisson-Prozess ($N_t: t \in \mathbb{R}_+$)

Der Poisson-Prozess ist ein Zählprozess, bei dem der Zeitpunkt der Sprünge durch ZV modelliert wird, nicht die Amplitude.

$$N_t = \sum\limits_{i=1}^\infty u(t-T_i), \quad T_i = \sum\limits_{j=1}^i \mathsf{X}_j$$
 X_j ist exponentiell verteilt, T_i ist Gamma-verteilt

$$\begin{split} &f_{T_i}(t) = \frac{\lambda^i}{(i-1)!} t^{i-1} e^{-\lambda t}, \quad t \geq 0 \\ &\mathsf{P}\left(\{N_t = n\}\right) = \frac{(\lambda t)^n}{n!} e^{-(\lambda t)}, \quad \forall n \in \mathbb{N}_0, t \in \mathbb{R}_+ \end{split}$$

Eigenschaften

- ist ein Zählprozess ($\mathbb{N}_t \in \mathbb{N}_0$, monoton steigend und stetig)
- hat unabhängige Inkremente
- \bullet $N_t N_s$ ist Poisson-verteilt mit Parameter $(\lambda(t-s)$ für alle 0 < s < t
- hat eine Rate λ
- Zeitintervalle zwischen den Inkremetierungen sind unabhängig und identisch exponentialverteilt mit Parameter $\lambda \stackrel{\triangle}{=} \mathbf{ged} \mathbf{\ddot{a}} \mathbf{chtnislos}$

Erwartungswertfunktion Varianz

Autokorrelationsfunktion

 $r_N(s,t) = \lambda \min\{s,t\} + \lambda^2 st$ $c_N(s,t) = \lambda \min\{s,t\}$

 $\mu_N(t) = \lambda t$

 $\sigma_N^2(t) = \lambda t$

Autokovarianzfunktion

14. Bedingte Unabhängigkeit

14.1. Bedingte Unabhängigkeit

A und C heißen bedingt unabhängig gegeben B, wenn gilt: $P(A \cap C|B) = P(A|B) P(C|B)$ bzw. $P(A|B \cap C) = P(A|B)$

$$p_{Z \mid Y,X}(y|y,x) = p_{Z \mid Y}(z|y)$$

 $f_{Z\mid Y,X}(z|y,x)=f_{Z\mid Y}(z|y)$ X,Z sind bedingt unabhängig gegeben Y, kurz: $X\to Y\to Z$

15. Zufallsprozesse(ZP) und lineare Systeme

15.1. Allgemeines Im Zeitbereich:

$$\mathbf{w}(t) = (h * v)(t) = \int_{-\infty}^{\infty} h(t - \tau)v(\tau) d\tau$$

Erwartungswert: $\mu_W = (\mu_V * h)(t)$ (nicht WSS)

Im Frequenzbereich:

$$W(f) = H(f)V(f)$$



W_t Ausgang Eingang h(s,t) Impulsantwort

Falls Zufallsprozesse WSS:

Erwartungswert:
$$\mu_{W} = \mu_{V} \int_{-\infty}^{\infty} h(t) dt$$

Kreuzkorrelationsfkt:
$$r_{W,V}(\tau) = \mathbb{E}[\mathbb{W}_s \mathbb{V}_t] = (h*r_V)(\tau)$$

Autokorrelationsfkt: $r_W(\tau) = \mathbb{E}[\mathbb{W}_s \mathbb{W}_t] = (\tilde{h}*h*r_V)(\tau)$

 $mit \ \tilde{h}(\tau) = h(-\tau)$

15.2. Leistungsdichtespektrum (LDS)

Nicht WSS \Rightarrow Kein LDS

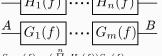
$$S_{\mathsf{V}}(f) = \int\limits_{-\infty}^{\infty} r_{\mathsf{V}}(\tau) e^{-j2\pi f \tau} \, \mathrm{d}\tau \qquad \begin{array}{c} r_{\mathsf{V}}(\tau) & \circ \longrightarrow \bullet S_{\mathsf{V}}(f) \\ r_{\mathsf{V},\mathsf{W}}(\tau) & \circ \longrightarrow \bullet S_{\mathsf{V},\mathsf{W}}(f) \\ r_{\mathsf{V},\mathsf{W}}(-\tau) & \circ \longrightarrow \bullet S_{\mathsf{V},\mathsf{W}}^*(f) \end{array}$$

Auf Frequenz bezogene Signalleistung für infitisimales Frequenzband

$$S_{\mathsf{Y}}(f) = |H(f)|^2 S_{\mathsf{X}}(f)$$

$$S_{\mathsf{Y},\mathsf{X}}(f) = H(f) S_{\mathsf{X}}(f)$$

$$S_{\mathsf{X},\mathsf{Y}}(f) = H^*(f) S_{\mathsf{X}}(f)$$



$$S_{Y,X}(f) = \left(\prod_{i=1}^{n} H_i(f)\right) S_X(f)$$

$$S_{X,Y}(f) = \left(\prod_{i=1}^{n} H_i^*(f)\right) S_X(f)$$

$$n$$

$$m$$

$$S_{Y,B}(f) = (\prod_{i=1}^{n} H_i(f))(\prod_{j=1}^{m} G_j(f))^* S_{X,A}(f)$$

$$\begin{split} S_X(f) &= S_X^*(f) \quad \& \quad S_{X,Y}(f) = S_{Y,X}^*(f), \quad \forall f \in \mathbb{R} \\ S_X(f) &= S_X(-f), \quad \forall f \in \mathbb{R} \\ \int\limits_{-\infty}^{\infty} S_X(f) \, \mathrm{d}f = r_X(0) = \mathsf{Var}[X] + \mathsf{E}[X]^2 = \sigma_X^2 + \mu_X^2 \end{split}$$

 $S_X(f) \ge 0, \quad \forall f \in \mathbb{R}$

Momenterzeugende Funktion, Multivariate Normalverteilung, Multivariate reelle Zufallsvariablen und Komplexe Zufallsvariablen waren im WS 2015/16 nicht prüfungsrelevant und werden hier deshalb nicht behandelt. P.S. Stochastik ♥ dich.