

English Summary:

1. Stochastic Processes

1.1 Random variables $X: \tilde{M} \rightarrow M$

(i) $M =$ sample set (complete set of disjoint events $\{A_1, \dots, A_n\}$)
 event realisation
 $\bigcup_{i=1}^n A_i = S$ $A_i \cap A_j = A_i \delta_{ij}$

\subseteq Boolean algebra of (Boolean lattice): union \cup
 intersection \cap
 inclusion \subseteq

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

Conditional probability $P(A|B) := \frac{P(A \cap B)}{P(B)}$ joint probability

A_1, A_2 uncorrelated $\Leftrightarrow P(A_1 \cap A_2) = P(A_1) \cdot P(A_2)$

continuous events: probability density fct. (PDF) $g(x)$

$x \in \mathbb{R}^d$: normaliz. $\int dx g(x) = 1$, mean value $\langle x \rangle = \int dx g(x) x$

x_1, x_2 uncorrelated $\Leftrightarrow g(x_1, x_2) = g_1(x_1) g_2(x_2)$

$$\Rightarrow \langle x_1 x_2 \rangle = \langle x_1 \rangle \langle x_2 \rangle$$

Momente einer Wahrscheinlichkeitsverteilung

ν -te Moment $M_\nu := \langle x^\nu \rangle$

Momentenerzeugende $Z(x) = \langle e^{xx} \rangle = \sum_{\nu=0}^{\infty} \frac{x^\nu}{\nu!} M_\nu$
 (charakt. Fkt.)

$$\left. \frac{\partial^\nu}{\partial x^\nu} Z(x) \right|_{x=0} = M_\nu$$

Kenntnis aller Momente ist äquivalent zur Wahrscheinl. verteilung

$\alpha = is$: Fourier-Inverse von $Z(is) = \int dx g(x) e^{isx}$

$$g(x) = \frac{1}{2\pi} \int ds Z(is) e^{-isx}$$

Verallg. auf d Zufallsvar.:

$$M_{\nu_1 \nu_2 \dots \nu_d} = \langle x_1^{\nu_1} x_2^{\nu_2} \dots x_d^{\nu_d} \rangle$$

Momente der Ordnung

$$\nu := \nu_1 + \nu_2 + \dots + \nu_d$$

$$\text{Momentenerzeugende } Z(\underline{x}) = \langle e^{\underline{x}\underline{x}} \rangle = \sum_{\nu_1, \dots, \nu_d} \frac{x_1^{\nu_1} \dots x_d^{\nu_d}}{\nu_1! \dots \nu_d!} M_{\nu_1 \dots \nu_d}$$

$$\underline{x} = (x_1, x_2, \dots, x_d)$$

$$\underline{x} = (x_1, x_2, \dots, x_d)$$

Kumulante $C_{\nu_1, \dots, \nu_d} = \langle x_1^{\nu_1} x_2^{\nu_2} \dots x_d^{\nu_d} \rangle_c$ ist definiert durch die

Kumulanten erzeugende $\Gamma(\underline{x}) = \ln \langle e^{\underline{x} \cdot \underline{x}} \rangle = \sum_{\nu_1, \dots, \nu_d} \frac{x_1^{\nu_1} \dots x_d^{\nu_d}}{\nu_1! \dots \nu_d!} C_{\nu_1, \dots, \nu_d}$

Eigenschaft:

Kumulanten sind additiv für unkorrelierte Zufallsvar.

(gilt nicht für Momente!! $\langle (x_1+x_2)^2 \rangle = \langle x_1^2 \rangle + \langle x_2^2 \rangle + 2\langle x_1 \rangle \langle x_2 \rangle$)

Beweis: Seien x_1, x_2 unkorreliert $\underline{x} = (x_1, x_2)$
 $\underline{x} = (x_1, x_2)$

$$\Rightarrow Z(\underline{x}) = \langle e^{\underline{x} \cdot \underline{x}} \rangle = \int dx_1 dx_2 p(x_1) p(x_2) e^{x_1^2} e^{x_2^2}$$

$$= \langle e^{x_1^2} \rangle \langle e^{x_2^2} \rangle$$

$$\Rightarrow \Gamma(\underline{x}) = \ln Z(\underline{x}) = \ln \langle e^{x_1^2} \rangle + \ln \langle e^{x_2^2} \rangle = \Gamma(x_1) + \Gamma(x_2)$$

$$\alpha_1 = \alpha_2 = \alpha : \Gamma(\alpha, \alpha) = \ln \langle e^{\frac{\alpha(x_1+x_2)}{x}} \rangle = \sum_{\nu} \frac{\alpha^\nu}{\nu!} \langle (x_1+x_2)^\nu \rangle_c$$

$$= \sum_{\nu} \frac{\alpha^\nu}{\nu!} \langle x_1^\nu \rangle_c + \sum_{\nu} \frac{\alpha^\nu}{\nu!} \langle x_2^\nu \rangle_c$$

$$\Rightarrow \langle (x_1+x_2)^\nu \rangle_c = \langle x_1^\nu \rangle_c + \langle x_2^\nu \rangle_c$$

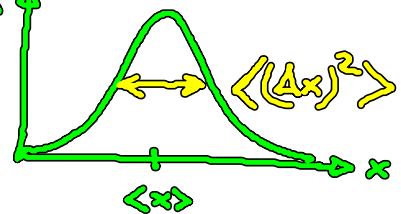
□

Fluktuation $\Delta x := x - \langle x \rangle$

Es gilt $\langle \Delta x \rangle = 0$

Varianz: $\langle (\Delta x)^2 \rangle = \langle (x - \langle x \rangle)^2 \rangle = \langle x^2 \rangle - 2\langle x \rangle \langle x \rangle + \langle x \rangle^2$
 $= \langle x^2 \rangle - \langle x \rangle^2$

Maß für die Breite einer Verteilung $p \uparrow$



Korrelationsmatrix (Kovarianzmatrix)

$$\langle \Delta x_1 \Delta x_2 \rangle = \langle x_1 x_2 \rangle - \langle x_1 \rangle \langle x_2 \rangle$$

Nichtdiagonalelemente verschwinden für unkorr. Zufallsvar.!

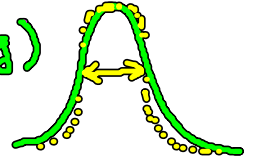
Zusammenhang zwischen Kumulanten u. Momenten:

$$\langle x \rangle_c = \langle x \rangle \quad \text{mean}$$

$$\langle x^2 \rangle_c = \langle (\Delta x)^2 \rangle \quad \text{variance (Breite)}$$

$$\langle x^3 \rangle_c = \langle (\Delta x)^3 \rangle \quad \text{skewness (Schiefe: Maß für Asymmetrie)}$$

$$\langle x^4 \rangle_c = \langle (\Delta x)^4 \rangle - 3 \langle (\Delta x)^2 \rangle^2 \quad \text{kurtosis (Wölbung)}$$



Zentraler Grenzwertsatz:

Seien X_1, \dots, X_n unkorrelierte Zufallsvar. mit $\langle X_i \rangle = 0$

(z.B. random walk = Brown'sche Bewegung mit Zeitschritt Δt) $\langle (\Delta X_i)^2 \rangle = b_i^2$

Dann konvergiert die Verteilung für $n \rightarrow \infty$ gegen

Gaussverteilung $f(x) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-\langle x \rangle)^2}{2\sigma^2}\right) \quad \sigma^2 = \sum_i b_i^2$
(Normalverteilung)

$$\sigma^2 = \langle x^2 \rangle_c, \quad \langle x^k \rangle_c = 0 \quad \text{für } k > 2$$

1.2 Markov-Prozesse

Stochastischer Prozess:

Zeitentwicklung einer Zufallsvar. $X(t)$

zeitabhängige Verbundwahrscheinl. $p(x_1, t_1; x_2, t_2; x_3, t_3; \dots)$

mit Realisierungen x_1, x_2, x_3, \dots von $X(t)$

bedingte Wahrscheinlichkeit

$$p(x_1, t_1 | x_2, t_2; x_3, t_3; \dots) = \frac{p(x_1, t_1; x_2, t_2; \dots)}{p(x_2, t_2; x_3, t_3; \dots)}$$

$(t_1 \geq t_2 \geq t_3 \geq \dots)$

Markov-Prozess:

$$p(x_1, t_1 | x_2, t_2; x_3, t_3; \dots) = p(x_1, t_1 | \underline{x_2, t_2})$$

weiß die ganze Vergangenheit (t_2, t_3, t_4, \dots)

bestimmt die Zukunft (t_1) , sondern nur die Gegenwart (t_2)

→ stochast. Prozess „ohne Gedächtnis“

also: $p(x_1, t_1; x_2, t_2; x_3, t_3; \dots) = p(x_1, t_1 | \underline{x_2, t_2}) p(x_2, t_2; x_3, t_3; \dots)$

$$= p(x_1, t_1 | \underline{x_2, t_2}) p(x_2, t_2 | x_3, t_3) p(x_3, t_3; \dots)$$

$$= P(x_1, t_1 | x_2, t_2) P(x_2, t_2 | x_3, t_3) \dots P(x_{n-1}, t_{n-1} | x_n, t_n) P(x_n, t_n)$$

$$t_1 \leftarrow t_2 \leftarrow t_3 \dots \leftarrow t_{n-1} \leftarrow t_n$$

(Markov-Kette)

Für Verbundwahrsch. unkorrelierter Ereignisse gilt:

$$\sum_B P(A \cap B \cap C) = \sum_B P(B) P(A \cap C) = P(A \cap C)$$

Also gilt immer (auch nicht-Markov):

$$P(x_1, t_1) = \int dx_2 P(x_1, t_1; x_2, t_2)$$

(Def. bed. W.)

$$= \int dx_2 P(x_1, t_1 | x_2, t_2) P(x_2, t_2)$$

$$\text{kurz: } P(1) = \int dx_2 P(1|2) P(2) \quad (1)$$

$$P(1|3) = \int dx_2 P(1, 2 | 3)$$

$$= \int dx_2 \frac{P(1, 2, 3)}{P(3)} = \int dx_2 \frac{P(1, 2, 3)}{P(2, 3)} \frac{P(2, 3)}{P(3)}$$

$$= \int dx_2 P(1|2, 3) P(2|3) \quad (2)$$

Markov-Annahme: $P(1|2, 3) = P(1|2)$

$$\Rightarrow P(1|3) = \int dx_2 P(1|2) P(2|3) \quad (3)$$

$$P(x_1, t_1 | x_3, t_3) = \int dx_2 P(x_1, t_1 | x_2, t_2) P(x_2, t_2 | x_3, t_3)$$

Chapman-Kolmogorov-Gleichung

(Funktionalgl. für bedingte Wahrsch.)

diskrete Ereignisse:

$$P(n_1, t_1 | n_3, t_3) = \sum_{n_2} P(n_1, t_1 | n_2, t_2) P(n_2, t_2 | n_3, t_3)$$

stationärer stoch. Prozess:

$$P(x_1, t_1; x_2, t_2; x_3, t_3; \dots) = P(x_1, t_1 + \epsilon; x_2, t_2 + \epsilon; x_3, t_3 + \epsilon; \dots)$$

(Zeittranslationsinvarianz)

⇒ $p(x, t) = p(x)$ zeitunabh. (⇒ $\langle x \rangle$ zeitunabh.)

$$p(x_1, t_1; x_2, t_2) = p(x_1, t_1 - t_2; x_2, 0) \quad \textcircled{1}$$

$$p(x_1, t_1 | x_2, t_2) = p(x_1, t_1 - t_2 | x_2, 0)$$

(notw. + lin. für stationären Markov-Prozess)

⊙

⇒ Autokorrelationsfkt. $\langle x(t)x(t+\tau) \rangle =: G(\tau) = G(-\tau)$