Stochastische Signale und Systeme

Zusammenfassung Formeln

Autor: Daniel Thiem - studium@daniel-thiem.de

Version 0.7 - 20.09.2012

TECHNISCHE UNIVERSITÄT DARMSTADT

Inhaltsverzeichnis

Vorwort

Fehler und Verbesserungen bitte an studium@daniel-thiem.de senden oder als Issue bei `https://github.com/Tyde/stosigsysfs/issues` melden. Der Quelltext dieser Formelsammlung ist auf `https://github.com/Tyde/stosigsysfs` und darf gerne erweitert werden.

1 Kombinatorik & reine Stochastik

1.1 Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion

Sei $F_X(x)$ die Verteilungsfunktion der Zufallsvariablen X

$$f(x) = \frac{dF_X(x)}{dx} \tag{1.1}$$

1.1.1 Eigenschaften der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion

$$f_X(x) \geq 0 \tag{1.2a}$$

$$f_X(x) = P(X = x) \tag{1.2b}$$

1.1.2 Berechnung bei Abhängigkeit zu anderer Zufallsvariablen

Sei $Y = g(X)$ und die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion von Y, $f_y(t)$, sei gesucht, während die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion $f_x(t)$ gegeben ist,

$$f_y(t) = f_x(g^{-1}(t)) \left| \frac{d}{dy} g^{-1} \right| \tag{1.3}$$

1.2 Verteilungsfunktion

$f(t)$ sei die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion der Zufallsvariablen X

$$F(x) = P(X \leq x) = \int_{-\infty}^{x} f(t)dt \tag{1.4}$$

1.2.1 Eigenschaften der Verteilungsfunktion

$$0 \leq F_X(x) \leq 1 \tag{1.5a}$$

$$F_X(\infty) = 1 \tag{1.5b}$$

$$F_X(-\infty) = 0 \tag{1.5c}$$

$F_X(x)$ist rechtsstetig, d.h.

$$\lim_{\epsilon \to 0} F_X(x+\epsilon) = F_X(x) \tag{1.5d}$$

1.2.2 Wahrscheinlichkeitsrechnung mittels der Verteilungsfunktion

$$F(a-) = \lim_{\epsilon \to 0} F_X(x-\epsilon) \tag{1.6a}$$

$$P(X = a) = F(a) - F(a-) \tag{1.6b}$$

$$P(a < X \leq b) = F(b) - F(a) \tag{1.6c}$$

$$P(a \leq X < b) = F(b-) - F(a-) \tag{1.6d}$$

$$P(a \leq X \leq b) = F(b) - F(a-) \tag{1.6e}$$

$$P(X > a) = 1 - F(a) \tag{1.6f}$$

1.3 Verteilungen

1.3.1 Normalverteilung

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{t-\mu}{\sigma}\right)^2} \tag{1.7}$$

1.3.2 Rechteckverteilung

$$f(t) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} & a < t < b \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \tag{1.8}$$

$$F(x) = \begin{cases} 0 & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a} & x \in (a, b] \\ 1 & x > b \end{cases} \tag{1.9}$$

1.3.3 Exponentialverteilung

$$f(t) = \begin{cases} 0 & t < 0 \\ \lambda e^{-\lambda t} & t \geq 0 \end{cases} \tag{1.10}$$

$$F(x) = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ 1 - e^{-\lambda t} & x \geq 0 \end{cases} \tag{1.11}$$

1.4 Formel von Bayes

$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)} \Rightarrow P(A_k|B) = \frac{P(A_k \cdot P(B|A_k))}{\sum_{i=1}^{n} P(B|A_i) \cdot P(A_i)} \tag{1.12}$$

1.5 Erwartungswerte

1.5.1 Erwartungswertberechnung

Allgemein

Sei $f(x)$ die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion von X

$$\mathrm{E}(X) = \int_{-\infty}^{\infty} x \cdot f(x) dx \tag{1.13}$$

Erweitert

Sei $Y = g(X)$ und $f(x)$ die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion von X

$$\mathrm{E}[Y] = \mathrm{E}[g(X)] = \int_{-\infty}^{\infty} g(x) \cdot f(x) dx \tag{1.14}$$

1.5.2 Rechenregeln für Erwartungswerte

Sei A eine von B unabhängige Zufallsvariable

$$\mathrm{E}[A \cdot B] = \mathrm{E}[A] \cdot \mathrm{E}[B] \tag{1.15}$$

Sei X eine Zufallsvariable und a, b jeweils Konstanten

$$\mathrm{E}[aX + b] = a\mathrm{E}[X] + b \tag{1.16}$$

Seien X_i Zufallsvariablen

$$\mathrm{E}\left[\sum_{i=0}^{n} X_i\right] = \sum_{i=0}^{n} \mathrm{E}[X_i] \tag{1.17}$$

1.6 Varianz

1.6.1 Berechnung der Varianz

$$\mathrm{Var}(X) = \mathrm{E}(X^2) - \mathrm{E}(X)^2 \tag{1.18}$$

1.6.2 Rechenregeln für Varianzen

$$\mathrm{Var}(aX + b) = a^2 \mathrm{Var}(x) \tag{1.19}$$

Seien X_i Zufallsvariablen

$$\mathrm{Var}\left[\sum_{i=0}^{n} X_i\right] = \sum_{i=0}^{n} \mathrm{Var}[X_i] \tag{1.20}$$

1.7 Konvergenz

Es wird eine Konvergenz von Zufallsvariablen X_k mit $k = 0, 1, 2\ldots$ betrachtet:

1.7.1 Konvergenz mit Wahrscheinlichkeit eins (Convergence with probability one)

$$P\left(\lim_{k\to\infty} |X_k - X| = 0\right) = 1 \tag{1.21}$$

1.7.2 Konvergenz im "Mean Square Sense"

$$\lim_{k\to\infty} \mathrm{E}\left[|X_k - X|^2\right] = 0 \tag{1.22}$$

1.7.3 Convergence in Pobability

$$\lim_{k\to\infty} P\left(|X_k - X| > \epsilon\right) = 0 \tag{1.23}$$

1.7.4 Convergence in Distribution

$$\lim_{k\to\infty} F_{X_k}(x) = F_X(x) \quad \text{Für alle stetigen punkte } x \text{ aus } F_X \tag{1.24}$$

1.7.5 Gewichtung der Konvergenzen

- Convergence with probability 1 (1.7.1) implies convergence in probability (1.7.3)
- Convergence with probability 1 (1.7.1) implies convergence in the MSS (1.7.2), provided second order moments exist.
- Convergence in the MSS (1.7.2) implies convergence in probability (1.7.3).
- Convergence in probability (1.7.3) implies convergence in distribution (1.7.4).

2 Discrete-Time-Fourier-Transformation

2.1 Abtastung

2.1.1 Im Zeitbereich

Sei $x_c(t)$ das zu abtastende Signal und $T_s = \frac{1}{f_s}$ die Abtastdauer bzw. Abtastfrequenz

$$x_s(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x_c(nT_s)\delta(t - nT_s) \tag{2.1}$$

2.1.2 Im Frequenzbereich

$$\begin{aligned} X_s(j\Omega) &= \frac{1}{T_s} \sum_{k=-\infty}^{\infty} X_c(j(\Omega - \frac{2\pi k}{T_s})) \\ &= \frac{1}{T_s} \sum_{k=-\infty}^{\infty} X_c(j\Omega - kj\Omega_s) \quad \text{mit} \quad \Omega_s = \frac{2\pi}{T_s} \qquad (2.2) \\ & \qquad (2.3) \end{aligned}$$

2.2 Transformation

2.2.1 Rücktransformation

$$x[n] = \int_{-\pi}^{\pi} X^{j\omega n} d\omega \tag{2.4}$$

2.2.2 Zusammenhang Ω und n

ACHTUNG: Dieser zusammenhang ist in SSS etwas anders im gegensatz zu dem Hilfsblatt von DSS

$$\omega = \Omega T_s \tag{2.5}$$

2.2.3 Berechnen einer Übertragungsfunktion im zeitdiskreten Fall

1. Zeitkontinuierliches $H(e^{j\omega}), = \frac{Y(e^{j\omega}),}{X(e^{j\omega}),}$ berechnen
2. Formel aus (2.2.2) einsetzen, um $H(j\Omega)$ zu erreichen

3 Prozesse

3.1 Strikte Stationarität

$$F_x(x_1, \dots, x_N; n_1, \dots, n_N) = F_x(x_1, \dots, x_N; n_1 + n_0, \dots, n_N + n_0) \quad \text{mit } N \to \infty \tag{3.1}$$

3.2 Second order moment function(SOMF)

$$r_{XX}(n_1, n_2) = \mathrm{E}\left[X(n_1)X(n_2)\right] \tag{3.2}$$

3.2.1 Stationär im weiteren Sinne

$$\mathrm{E}\left[X(n)\right] = \text{const.} \tag{3.3a}$$

$$r_{XX}(n_1, n_2) = r_{XX}(\kappa) = \mathrm{E}\left[X(n+\kappa) \cdot X(n)\right] \quad \text{mit} \quad \kappa = |n_2 - n_1| \tag{3.3b}$$

3.2.2 Eigenschaften der SOMF

$$r_{XX}(0) = \mathrm{E}\left[X(n)^2\right] = \sigma_X^2 + \mu_x^2 \tag{3.4a}$$

$$r_{XX}(\kappa) = r_{XX}(-\kappa) \tag{3.4b}$$

$$r_{XX}(0) \geq |r_{XX}(\kappa)| \quad , |\kappa| > 0 \tag{3.4c}$$

3.3 Cross-SOMF

$$r_{XY}(n_1, n_2) = \mathrm{E}\left[X(n_1) \cdot Y(n_2)\right] \tag{3.5}$$

3.3.1 Gemeinsame Statonarität (joint stationary)

$$r_{XY} = r_{XY}(n_1 - n_2) = r_{XY}(\kappa) \quad \text{mit} \quad \kappa = n_1 - n_2 \tag{3.6}$$

3.3.2 Eigenschaften der Cross-SOMF

$$r_{XY}(-\kappa) = r_{YX}(\kappa) \tag{3.7a}$$

$$|r_{XY}(\kappa)| \leq \sqrt{r_{XX}(0) \cdot r_{YY}(0)} \tag{3.7b}$$

$$|r_{XY}(\kappa)| \leq \frac{1}{2}(r_{XX}(0) + r_{YY}(0)) \tag{3.7c}$$

3.3.3 Unkorreliertheit (uncorrelated) anhand der Cross-SOMF

$$r_{XY}(\kappa) = \mu_x \cdot \mu_y = \mathrm{E}\left[X(n+\kappa)\right]\mathrm{E}\left[Y(n)\right] \tag{3.8}$$

3.3.4 Orthogonalität

$$r_{XY}(\kappa) = 0 \tag{3.9}$$

3.4 Kovarianz (Covariance,Central-SOMF)

$$c_{XX}(n+\kappa, n) = \mathrm{E}\left[(X(n+\kappa) - \mathrm{E}\left[X(n+\kappa)\right]) \cdot (X(n) - \mathrm{E}\left[X(n)\right])\right] \tag{3.10a}$$

$$c_{XX}(n+\kappa, n) = r_{XX}(n+\kappa, n) - \mathrm{E}\left[X(n+k)\right]\mathrm{E}\left[X(n)\right] \tag{3.10b}$$

3.4.1 Eigenschaften der Kovarianz

Falls X zumindest *stationär im weiteren Sinne*(3.2.1) ist, gilt

$$c_{XX}(\kappa) = r_{XX}(\kappa) - (\mathrm{E}\left[X(n)\right])^2 \tag{3.11}$$

3.4.2 Überführung der Central-SOMF in die Varianz

$$c_{XX}(0) = \mathrm{Var}(X) \tag{3.12}$$

3.5 Kreuz-Kovarianz (Cross-covariance)

$$c_{XY}(n+\kappa, n) = \mathrm{E}\left[(X(n+\kappa) - \mathrm{E}\left[X(n+\kappa)\right]) \cdot (Y(n) - \mathrm{E}\left[Y(n)\right])\right] \tag{3.13a}$$
$$c_{XY}(n+\kappa, n) = r_{XY}(n+\kappa, n) - \mathrm{E}\left[X(n+k)\right]\mathrm{E}\left[Y(n)\right] \tag{3.13b}$$

3.5.1 Eigenschaften der Kreuzkovarianz

Falls X und Y zumindest *gemeinsam stationär im weiteren Sinne* (3.3.1) sind, gilt:

$$c_{XY}(\kappa) = r_{XY}(\kappa) - \mathrm{E}\left[X(n)\right]\mathrm{E}\left[Y(n)\right] \tag{3.14}$$

3.5.2 Unkorreliertheit (uncorrelated) anhand der Kreuzkovarianz

$$c_{XY}(\kappa) = 0 \tag{3.15}$$

3.6 Komplexe Prozesse

Seien $X(n)$ und $Y(n)$ reale Zufallsprozesse, so ist

$$Z(n) \hat{=} X(n) + jY(n) \tag{3.16}$$

ein Komplexer Zufallsprozess

3.6.1 Erwartungswert eines Komplexen Zufallsprozess

$$\mathrm{E}\left[Z(n)\right] = \mathrm{E}\left[X(n)\right] + j\mathrm{E}\left[Y(n)\right] \tag{3.17}$$

3.6.2 SOMF eines Komplexen Zufallsprozess

$$r_{ZZ}(n_1, n_2) = \mathrm{E}\left[Z(n_1) \cdot Z(n_2)^*\right] \tag{3.18}$$

Besondere Eigenschaften

Für einen komplexen Zufallsprozess, welcher *stationär im weiteren Sinne*(3.2.1) ist, gilt

$$r_{ZZ}(-\kappa) = r_{ZZ}(\kappa)^* \tag{3.19}$$

3.6.3 cross-SOMF komplexer Zufallsprozesse

$$r_{Z_1 Z_2}(n_1, n_2) = \mathrm{E}\left[Z_1(n_1) \cdot Z_2(n_2)^*\right] \tag{3.20}$$

3.6.4 Kovarianz (Covariance) eines komplexen Zufallsprozess

$$c_{ZZ}(n+\kappa, n) = \mathrm{E}\left[(Z(n+\kappa) - \mathrm{E}\left[Z(n+\kappa)\right]) \cdot (Z(n) - \mathrm{E}\left[Z(n)\right])^*\right] \tag{3.21}$$

3.6.5 Kreuzkovarianz(cross-covariance) komplexer Zufallsprozesse

$$c_{Z_1 Z_2}(n+\kappa, n) = \mathrm{E}\left[(Z_1(n+\kappa) - \mathrm{E}\left[Z_1(n+\kappa)\right]) \cdot (Z_2(n) - \mathrm{E}\left[Z_2(n)\right])^*\right] \tag{3.22}$$

3.6.6 Eigenschaften komplexer Zufallsprozesse

Unkorreliertheit verhält sich wie (3.5.2), genauso wie *Orthogonalität* (3.3.4)

4 Spektraldichten (Power Spectral Density)

4.1 Leistungsdichte

4.1.1 Leistungsspektraldichte (Power Spectral Density,PSD)

$$S_{XX}(e^{j\omega},\xi) = \lim_{M\to\infty} \frac{\mathrm{E}\left[\left|X_N\left(e^{j\omega},\xi\right)\right|^2\right]}{2M+1} \tag{4.1}$$

mit

$$X_N(e^{j\omega},\xi) = \sum_{n=-M}^{M} x_N(n,\xi)e^{-j\omega n} \tag{4.2}$$

Eigenschaften der Leistungsspektraldichte

$$S_{XX}(e^{j\omega})^* = S_{XX}(e^{j\omega}) \quad \text{mit} \quad X(n) \in \mathbb{C} \tag{4.3a}$$

$$S_{XX}(e^{j\omega}) \geq 0 \quad \text{mit} \quad X(n) \in \mathbb{C} \tag{4.3b}$$

$$S_{XX}(e^{-j\omega}) = S_{XX}(e^{j\omega}) \quad \text{mit} \quad X(n) \in \mathbb{R} \tag{4.3c}$$

4.1.2 Durchschnittliche Leistung eines Zufallsprozesses

$$P_{XX} = \int_{-\pi}^{\pi} S_{XX}(e^{j\omega}), \frac{d\omega}{2\pi} = r_{XX}(0) \tag{4.4a}$$

$$= \lim_{M\to\infty} \int_{-\pi}^{\pi} \frac{\mathrm{E}\left[\left|X_N\left(e^{j\omega},\xi\right)\right|^2\right]}{2M+1} \frac{d\omega}{2\pi} \tag{4.4b}$$

4.1.3 Kreuzleistungsdichte (cross-power density)

$$S_{XY}(e^{j\omega},\xi) = \lim_{M\to\infty} \frac{\mathrm{E}\left[X_N\left(e^{j\omega},\xi\right) Y_N\left(e^{j\omega},\xi\right)^*\right]}{2M+1} \tag{4.5}$$

Eigenschaften der Kreuzleistungsdichte

$$S_{XY}(e^{j\omega})^* = S_{YX}(e^{j\omega}) \qquad \text{mit} \quad X(n), Y(n) \in \mathbb{C} \tag{4.6a}$$

$$S_{XY}(e^{j\omega})^* = S_{YX}(-e^{j\omega}) \qquad \text{mit} \quad X(n), Y(n) \in \mathbb{R} \tag{4.6b}$$

$$\mathfrak{Re}\{S_{XY}(e^{j\omega})\} \text{ und } \mathfrak{Re}\{S_{YX}(e^{j\omega})\} \qquad \text{sind gerade, wenn } X(n), Y(n) \in \mathbb{R} \tag{4.6c}$$

$$\mathfrak{Im}\{S_{XY}(e^{j\omega})\} \text{ und } \mathfrak{Im}\{S_{YX}(e^{j\omega})\} \qquad \text{sind ungerade, wenn } X(n), Y(n) \in \mathbb{R} \tag{4.6d}$$

$$S_{XY}(e^{j\omega}) = S_{YX}(e^{j\omega}) = 0 \qquad \text{wenn } X(n) \text{ und } Y(n) \text{ orthogonal (3.3.4)} \tag{4.6e}$$

4.1.4 Durchschnittliche Kreuzleistung zweier Zufallsprozesse

$$P_{XY} = \int_{-\pi}^{\pi} S_{XY}(e^{j\omega}), \frac{d\omega}{2\pi} \tag{4.7}$$

4.1.5 Wiener-Khinchine theorem

Ist $X(n)$ ein *im weiteren Sinne stationärer*(3.2.1) Zufallsprozess, do kann die *Leistungsspektraldichte* (4.1.1) aus der Fourier-Transformation der *Momentenfunktion zweiter Ordnung(SOMF)* (3.2) gewonnen werden:

$$S_{XX}(e^{j\omega}), = \mathscr{F}\{r_{XX}(\kappa)\} = \sum_{k=-\infty}^{\infty} r_{XX}(\kappa)e^{-k\omega\kappa} \tag{4.8a}$$

und invers

$$r_{XX}(\kappa) = \mathscr{F}^{-1}\{S_{XX}(e^{j\omega}),\} = \int_{-\pi}^{\pi} S_{XY}(e^{j\omega\kappa})\frac{d\omega}{2\pi} \tag{4.8b}$$

4.1.6 Kreuzleistungsdichte durch Cross-SOMF

$$S_{XY}(e^{j\omega}), = \mathscr{F}\{r_{XY}(\kappa)\} = \sum_{k=-\infty}^{\infty} r_{XY}(\kappa)e^{-k\omega\kappa} \tag{4.9}$$

4.2 Kohärenz (coherence)

$$\mathrm{Coh_{XY}(e^{j\omega}),} = \frac{\left|\mathrm{S_{XY}(e^{j\omega}),}\right|^2}{\mathrm{S_{XXYY}(e^{j\omega}),}} \tag{4.10}$$

4.2.1 Eigenschaften der Kohärenz

Die Kohärenz zwischen den Zufallsprozessen $X(n)$ und $Y(n)$ besagt, wie gut X zu Y bei einer gegebenen Frequenz ω korrespondiert.

$$0 \leq \mathrm{Coh_{XY}(e^{j\omega}),} \leq 1 \tag{4.11}$$

4.3 Root Mean Square (RMS) und Gleichsstrom (DC) Werte

4.3.1 DC-Values

$$X_{dc} = \lim_{M\to\infty} \frac{1}{2M+1} \sum_{n=-M}^{M} X(n) = \mathrm{E}\left[X(n)\right] = \mu_X \tag{4.12}$$

4.3.2 Normalisierte DC-Leistung

$$P_{dc} = \left[\lim_{M\to\infty} \frac{1}{2M+1} \sum_{n=-M}^{M} X(n)\right]^2 = \mathrm{E}\left[X(n)\right]^2 = X_{dc}^2 \tag{4.13}$$

4.3.3 RMS-Value

$$X_{RMS} = \sqrt{\lim_{M\to\infty} \frac{1}{2M+1} \sum_{n=-M}^{M} X(n)^2} = \sqrt{r_{XX}(0)} = \sqrt{\int_{-\pi}^{\pi} S_{XX}(e^{j\omega}), \frac{d\omega}{2\pi}} \tag{4.14}$$

4.4 Spektrum

4.4.1 Spektrum eines stationären Zufallsprozesses

Ist $X(n)$ ein *stationärer* (3.1) Zufallsprozess, so ist sein Spektrum die Fouriertransformierte der *Kovarianzfunktion* (3.4)

$$C_{XX}(e^{j\omega}) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} c_{xx}(n) e^{-j\omega n} \tag{4.15}$$

Eigenschaften des Spektrums

1. Wenn $\sum_n |c_{XX}(n)| < \infty$, dann existiert C_{XX} und ist begrenzt und stetig
2. C_{XX} ist Real, 2π-Periodisch und $C_{XX} \geq 0$
3. $$c_{XX}(n) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} C_{XX}(e^{j\omega}) e^{j\omega n} d\omega \tag{4.16}$$

4.4.2 Kreuzspektrum zweier gemeinsam stationärer Zufallsprozesse

Ist $X(n)$ und $Y(n)$ *gemeinsam stationär* (3.3.1), dann ist das Kreuzspektrum definiert durch

$$C_{XY}(e^{j\omega}) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} c_{XY}(n) e^{-j\omega n} \tag{4.17}$$

Eigenschaften der Kreuzspektrums

Das Spektrum eines Realen Zufallsprozesses ist komplett im Intervall $[0, \pi]$ bestimmt

$$C_{XY}(e^{j\omega}) = C_{YX}(e^{j\omega})^* \tag{4.18a}$$

$$c_{XY}(n) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} C_{XY}(e^{j\omega}) e^{j\omega n} d\omega \tag{4.18b}$$

Wenn $X(n), Y(n) \in \mathbb{R}$ dann

$$C_{XX}(e^{j\omega}) = C_{XX}(e^{-j\omega}) \tag{4.18c}$$

$$C_{XY}(e^{j\omega}) = C_{XY}(e^{-j\omega})^* = C_{YX}(e^{-j\omega}) = C_{YX}(e^{j\omega})^* \tag{4.18d}$$

5 Filter

5.1 Lineare Filter

Wenn $X(n)$ und $Y(n)$ *stationär* (3.1) sind, $h(n)$ eine Impulsantwort eines LTI-Systems ist und das Filter *stabil* (5.1.1) ist, existiert mit *Wahrscheinlichkeit 1* (1.7.1)

$$Y(n) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} h(k)X(n-k) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} h(n-k)X(k) \tag{5.1}$$

5.1.1 Stabilität

Die Stabilität eines Filters ist gegeben, wenn:

$$\sum |h(n)| < \infty \tag{5.2}$$

5.1.2 Eigenschaften eines Linearen Filters

- Ist $X(n)$ *stationär* (3.1) und $\mathrm{E}[|X(n)|] < \infty$, dann ist $Y(n)$ *stationär*
- $Y(n)$ wird linearer Prozess genannt (linear process)

5.1.3 Instabiler linearer Filter

Ist das Filter nicht *stabil* (5.1.1), aber $\int |H(e^{j\omega}|d\omega < \infty)$ trifft zu und für $X(n)$ $\sum |c_{XX}(n) < \infty$, sodann existiert im *Mean-Square-Sense* (1.7.2) die Formel (5.1) und $Y(n)$ ist *stationär im weiteren Sinne* (3.2.1) mit

$$\mu_Y = \mathrm{E}[Y(n)] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} h(k)\mathrm{E}[X(n-k)] = \mu_X H(e^{j0}) \tag{5.3}$$

5.1.4 Kreukovarianz des Ausgangs des Filters

$$c_{YX} = \sum_{k=-\infty}^{\infty} h(k) c_{XX}(\kappa - k) \tag{5.4a}$$

$$C_{YX}(e^{j\omega}), = H_{XX}(e^{j\omega}), \tag{5.4b}$$

$$c_{YX} = \int_{-\pi}^{\pi} H_{XX}^{-j\omega\kappa} \frac{d\omega}{2\pi} \tag{5.4c}$$

5.1.5 Kreukovarianz des Ausgangs zweier Filter

$$c_{Y_1Y_2}(\kappa) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{l=-\infty}^{\infty} h_1(k) h_2(l) \cdot c_{X_1X_2}(\kappa - k + l) \tag{5.5a}$$

$$c_{Y_1Y_2}(\kappa) = h_1(\kappa) \star h_2(\kappa)^* \star c_{X_1X_2}(\kappa) \tag{5.5b}$$

$$C_{Y_1Y_2}(e^{j\omega}), = H_{12}(e^{j\omega}),^* C_{X_1X_2}(e^{j\omega}), \tag{5.5c}$$

5.1.6 Kaskade linearer Filter

$$H(e^{j\omega}), = \prod_{i=1}^{L} H_i(e^{j\omega}), \tag{5.6a}$$

$$C_{YY}(e^{j\omega}), = C_{XX}(e^{j\omega}), \prod_{i=1}^{L} \left| H_i(e^{j\omega}), \right|^2 \tag{5.6b}$$

$$C_{YX}(e^{j\omega}), = C_{XX}(e^{j\omega}), \prod_{i=1}^{L} H_i(e^{j\omega}), \tag{5.6c}$$

5.2 Matched Filter

5.2.1 Annahmen

- Das eingehende Signal $X(n)$ besteht entweder aus einem Signal mit Rauschen oder nur Rauschen:

$$X(n) = \begin{cases} s(n) + V(n) \\ V(n) \end{cases} \tag{5.7}$$

- Dabei ist $s(n)$ reelwertig, deterministisch und betrachtet in $n \in [0, N)$
- $E[V(n)] = 0$ und $C_{VV}(e^{j\omega})$, bekannt

5.3 Wiener Filter

6 Sonstiges

6.1 Spezielle Funktionen

6.1.1 Gaussian white noise process

GauSSsches weiSSes Rauschen ist immer *stationär* (3.1)

$$\mathrm{E}\left[W(n)\right] = 0 r_{WW}(\kappa) = \sigma_W^2 \delta(\kappa) \tag{6.1a}$$

$$S_{WW}(e^{j\omega}) = \sigma_W^2 \tag{6.1b}$$

6.1.2 Kronecker delta function

$$\delta(\kappa) = \begin{cases} 1 & \kappa = 0 \\ 0 & \kappa \neq 0 \end{cases} \tag{6.2}$$