

1. (a) Mit $\sum_{y=0}^2 P(Y = y|X = \text{const.}) = 1$ folgt

$$\begin{aligned}
 P(Y = 0|X = 0) &= 1 - P(Y = 1|X = 0) \\
 P(Y = 0|X = 0) &= \frac{1}{2}
 \end{aligned} \tag{1}$$

$$\begin{aligned}
 P(Y = 2|X = 1) &= 1 - [P(Y = 1|X = 1) + P(Y = 0|X = 1)] \\
 P(Y = 2|X = 1) &= \frac{1}{2}
 \end{aligned} \tag{2}$$

$$\begin{aligned}
 P(Y = 1|X = 2) &= 1 - [P(Y = 0|X = 2) + P(Y = 2|X = 2)] \\
 P(Y = 1|X = 2) &= \frac{1}{4}
 \end{aligned} \tag{3}$$

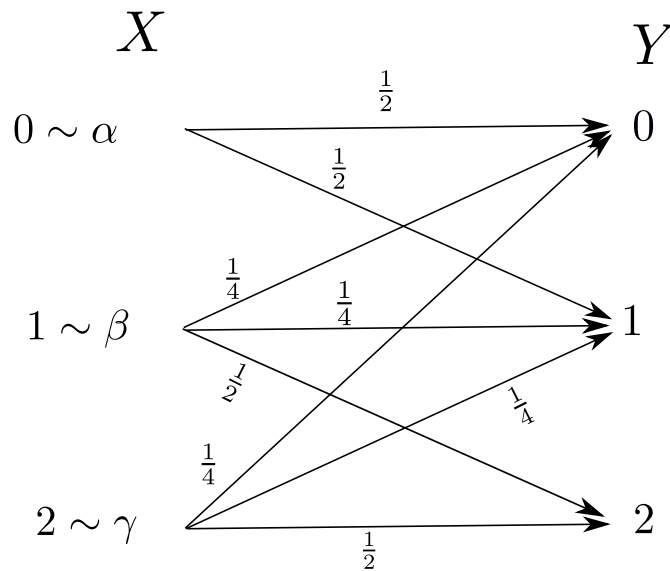


Abbildung 1

Mit

$$H(Y|X = x) = \sum_{y=0}^2 P(Y = y|X = x) \log \frac{1}{P(Y = y|X = x)}$$

folgt

$$\begin{aligned} H(Y|X=0) &= \frac{1}{2} \log 2 + \frac{1}{2} \log 2 \\ &= 1 \end{aligned} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} H(Y|X=1) &= \frac{1}{4} \log 4 + \frac{1}{4} \log 4 + \frac{1}{2} \log 2 \\ &= \frac{3}{2} \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} H(Y|X=2) &= \frac{1}{4} \log 4 + \frac{1}{4} \log 4 + \frac{1}{2} \log 2 \\ &= \frac{3}{2} \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} H(Y|X) &= \sum_{x=0}^2 P(X=x) H(Y|X=x) \\ &= \alpha \cdot 1 + \beta \cdot \frac{3}{2} + \gamma \cdot \frac{3}{2} \\ &= \alpha + \frac{3}{2}(\beta + \gamma) \end{aligned} \quad (7)$$

Es sei $S = \beta + \gamma$. Mit $S = 1 - \alpha$ folgt

$$\begin{aligned} H(Y|X) &= \alpha + \frac{3}{2}(1 - \alpha) \\ &= \frac{3}{2} - \frac{1}{2}\alpha \end{aligned}$$

Da die Funktion $H(Y|X)$ eine monoton fallende Funktion mit α darstellt, ist das Maximum von $H(Y|X)$ erreicht, wenn α minimal ist. Daher folgt $\alpha = 0$ und $\beta + \gamma = 1$. Somit erhalten wir im Maximum $H(Y|X) = \frac{3}{2}$.

(b) Mit $P(Y=y) = \sum_{x=0}^2 P(Y=y|X=x)$ gilt:

$$P(Y=0) = \frac{1}{2}\alpha + \frac{1}{4}\beta + \frac{1}{4}\gamma \quad (8)$$

$$P(Y=1) = \frac{1}{2}\alpha + \frac{1}{4}\beta + \frac{1}{4}\gamma \quad (9)$$

$$P(Y=2) = \frac{1}{2}\beta + \frac{1}{2}\gamma \quad (10)$$

Somit folgt

$$\begin{aligned} H(Y) &= \sum_{y=0}^2 P(Y=y) \log \frac{1}{P(Y=y)} \\ &= -2 \left(\frac{1}{2}\alpha + \frac{1}{4}(\beta + \gamma) \right) \log \left(\frac{1}{2}\alpha + \frac{1}{4}(\beta + \gamma) \right) - \left(\frac{1}{2}\beta + \frac{1}{2}\gamma \right) \log \left(\frac{1}{2}\beta + \frac{1}{2}\gamma \right) \end{aligned}$$

(c)

$$C = \max_{P_X(x)} I(X;Y) \quad (11)$$

Aufgrund der Symmetrie des Kanals hinsichtlich der Eingänge $X = 1$ und $X = 2$ hat nur die Summe der Auftretswahrscheinlichkeiten von $X = 1$ und $X = 2$ Einfluss auf die Transinformation $I(X;Y)$. Somit können wir auch $\gamma = \beta$ annehmen.

$$\gamma = \beta = \frac{1 - \alpha}{2} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} H(Y)|_{\gamma=\beta} &= \frac{1}{2}(\alpha + 1) \log \frac{4}{\alpha + 1} + \frac{1 - \alpha}{2} \log \frac{2}{1 - \alpha} \\ H(Y|X)|_{\gamma=\beta} &= -\frac{1}{2}\alpha + \frac{3}{2} \end{aligned} \quad (13)$$

Da die Transinformation eine konkave Funktion hinsichtlich P_X mit festen $P_{Y|X}$ darstellt lässt sich mit

$$\frac{d}{d\alpha} I(X;Y) = \frac{d}{d\alpha} H(Y) - \frac{d}{d\alpha} H(Y|X) \stackrel{!}{=} 0 \quad (14)$$

das Maximum bestimmen. Es gilt

$$\begin{aligned} \frac{d}{d\alpha} H(Y) &= \frac{1}{2} \log \frac{4}{\alpha + 1} + \frac{1}{2}(\alpha + 1) \underbrace{\frac{\alpha + 1}{4} \frac{-4}{(\alpha + 1)^2 \ln 2}}_{-\frac{1}{2 \ln 2}} \\ &+ \frac{-1}{2} \log \frac{2}{1 - \alpha} + \frac{1 - \alpha}{2} \underbrace{\frac{1 - \alpha}{2} \frac{2}{(1 - \alpha)^2 \ln 2}}_{\frac{1}{2 \ln 2}} \\ &= \frac{1}{2} \log \frac{4}{\alpha + 1} - \frac{1}{2} \log \frac{2}{1 - \alpha} \end{aligned} \quad (15)$$

Weiterhin folgt

$$\frac{d}{d\alpha} H(Y|X) = \frac{-1}{2} \quad (16)$$

Es folgt

$$\frac{d}{d\alpha} I(X;Y) = \frac{1}{2} \log \frac{4}{\alpha + 1} - \frac{1}{2} \log \frac{2}{1 - \alpha} + \frac{1}{2} \stackrel{!}{=} 0 \quad (17)$$

$$\begin{aligned}\frac{1}{2} \log \left(\frac{\frac{4}{\alpha+1}}{\frac{2}{1-\alpha}} \right) &\stackrel{!}{=} -\frac{1}{2} \\ \log \left(\frac{2(1-\alpha)}{1+\alpha} \right) &\stackrel{!}{=} -1 \\ \frac{2(1-\alpha)}{1+\alpha} &\stackrel{!}{=} \frac{1}{2} \\ \alpha_{opt} &= \frac{3}{5} \\ \beta_{opt} + \gamma_{opt} &= \frac{2}{5}\end{aligned}$$

Eine mögliche Lösung ist daher $\beta_{opt} = \gamma_{opt} = \frac{1}{5}$.

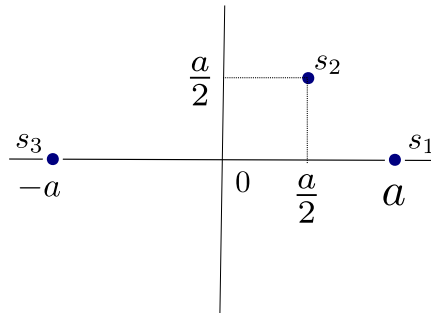


Abbildung 2

2. (a) Abbildung 3

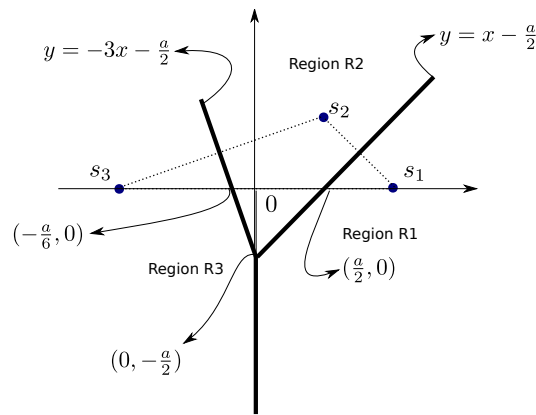


Abbildung 3

(b)

$$\bar{P}_e \leq \sum_{i=1}^3 \underbrace{\sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^3 p(A_{i,k})}_{P_e(s_i)} p(s_i),$$

wobei für AWGN mit der Varianz $\frac{N_0}{2}$, $P(A_{i,k}) = \frac{1}{2} \operatorname{erfc} \left(\frac{d_{i,k}}{2\sqrt{N_0}} \right)$

Da $d_{i,k} = d_{k,i}$, die Distanzen zwischen den Signalpunkte ergeben sich wie folgt

$$P(A_{1,2}) = P(A_{2,1}) \tag{18}$$

$$P(A_{1,3}) = P(A_{3,1}) \tag{19}$$

$$P(A_{2,3}) = P(A_{3,2}) \tag{20}$$

$$\tag{21}$$

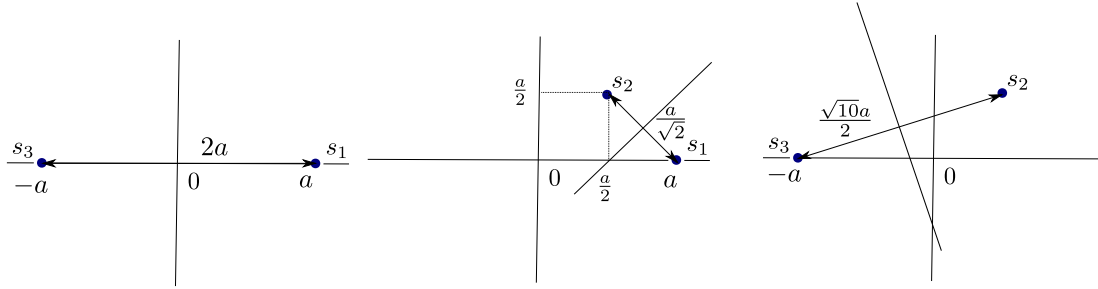


Abbildung 4

$$d_{1,2} = \frac{a}{\sqrt{2}} \quad (22)$$

$$d_{1,3} = 2a \quad (23)$$

$$d_{2,3} = \frac{\sqrt{10}a}{2} \quad (24)$$

$$(25)$$

Erhalten wir

$$P(A_{1,2}) = P(A_{2,1}) = \frac{1}{2} \operatorname{erfc} \left(\frac{a}{2\sqrt{2N_0}} \right)$$

$$P(A_{1,3}) = P(A_{3,1}) = \frac{1}{2} \operatorname{erfc} \left(\frac{a}{\sqrt{N_0}} \right)$$

$$P(A_{2,3}) = P(A_{3,2}) = \frac{1}{2} \operatorname{erfc} \left(\frac{\sqrt{10}a}{4\sqrt{N_0}} \right)$$

Mit $p(s_1) = p(s_2) = p(s_3) = \frac{1}{3}$ gilt

$$\begin{aligned} \bar{P}_e &\leq \frac{1}{3} [P(A_{1,2}) + P(A_{1,3}) + P(A_{2,1}) + P(A_{2,3}) + P(A_{3,1}) + P(A_{3,2})] \\ &= \frac{1}{3} \left[\operatorname{erfc} \left(\frac{a}{2\sqrt{2N_0}} \right) + \operatorname{erfc} \left(\frac{a}{\sqrt{N_0}} \right) + \operatorname{erfc} \left(\frac{\sqrt{10}a}{4\sqrt{N_0}} \right) \right] \end{aligned} \quad (26)$$

3. (a) Es gilt

$$\phi_i(t) = \frac{g_i(t)}{\sqrt{\int_0^T |g_i(t)|^2 dt}}$$

$$g_i(t) = s_i(t) - \sum_{j=1}^{i-1} c_{i,j} \phi_j(t)$$

$$c_{i,j} = \int_0^T s_i(t) \phi_j(t) dt$$

Somit folgt für $i = 1$

$$\phi_1(t) = \frac{s_1(t)}{\sqrt{\int_0^T |s_1(t)|^2 dt}}$$

$$= \frac{s_1(t)}{\sqrt{T}}$$

Die Funktion $\phi_1(t)$ ist in Abbildung 5 dargestellt

$$c_{1,1} = \int_0^T s_1(t) \phi_1(t) dt = \sqrt{T}$$

Weiterhin folgt

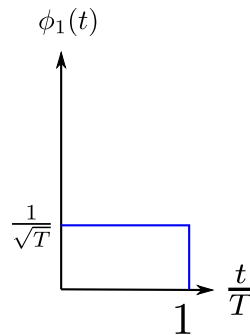


Abbildung 5

$$c_{2,1} = \int_0^T s_2(t) \phi_1(t) dt = -\sqrt{T}$$

$$g_2(t) = 0$$

Weiterhin folgt

$$c_{3,1} = \int_0^T s_3(t) \phi_1(t) dt = \sqrt{T}$$

Für das in Abbildung 6 ermittelte $g_3(t)$ gilt:

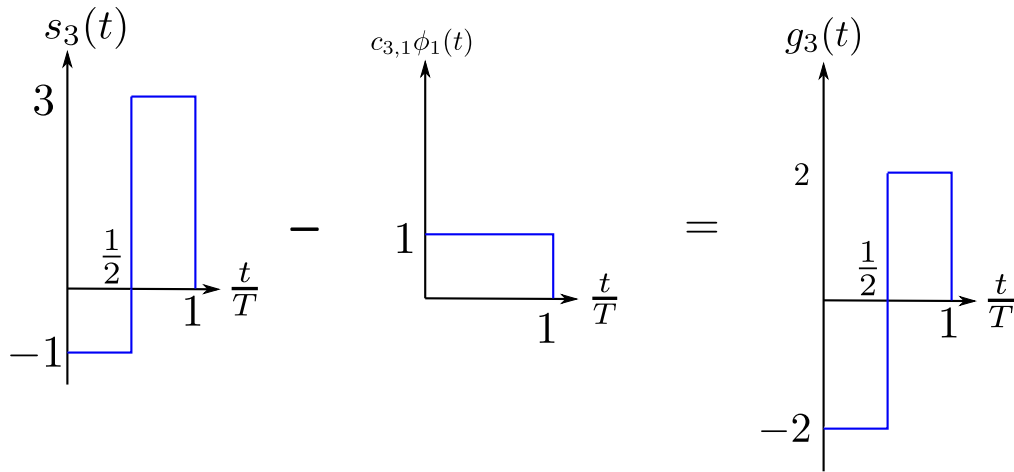


Abbildung 6

$$\|g_3(t)\| = \sqrt{\int_0^T |g_3(t)|^2 dt} = 2\sqrt{T}$$

$$\phi_2(t) = \frac{g_3(t)}{2\sqrt{T}} \quad (27)$$

$\phi_2(t)$ ist in Abbildung 7 dargestellt.

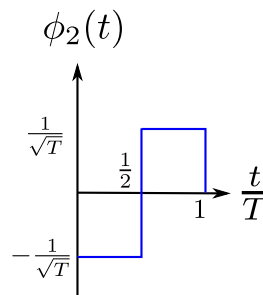


Abbildung 7

$$c_{3,2} = \int_0^T s_3(t)\phi_2(t)dt = 2\sqrt{T}$$

$$c_{4,1} = \int_0^T s_4(t)\phi_1(t)dt = -\sqrt{T}$$

$$c_{4,2} = \int_0^T s_4(t)\phi_2(t)dt = 2\sqrt{T}$$

$$g_4(t) = 0$$

(b) Da $s_1(t)$ und $s_2(t)$ kollinear zu $\phi_1(t)$ sind (und damit orthogonal zu $\phi_2(t)$), folgt $c_{1,2} = c_{2,2} = 0$.

Somit erhalten wir $\mathbf{s}_1 = \begin{pmatrix} \sqrt{T} \\ 0 \end{pmatrix}$, $\mathbf{s}_2 = \begin{pmatrix} -\sqrt{T} \\ 0 \end{pmatrix}$, $\mathbf{s}_3 = \begin{pmatrix} \sqrt{T} \\ 2\sqrt{T} \end{pmatrix}$, $\mathbf{s}_4 = \begin{pmatrix} -\sqrt{T} \\ 2\sqrt{T} \end{pmatrix}$

Abbildung 8

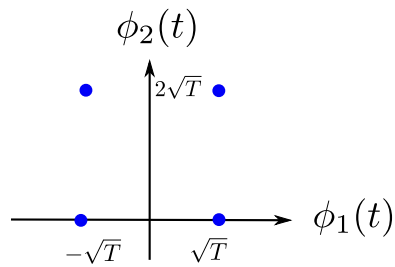


Abbildung 8

- (c) Eine Verschiebung ändert nicht die mittlere Fehlerwahrscheinlichkeit. Wir verschieben die Signalraumkonstellation so, dass es punktsymmetrisch ist. Die euklidische Distanz zwischen Signalpunkten soll jeweils gleich bleiben. Die Signalenergie wird minimal, wenn die Signale mittelwertsfrei sind.

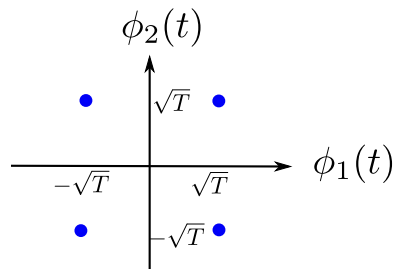


Abbildung 9

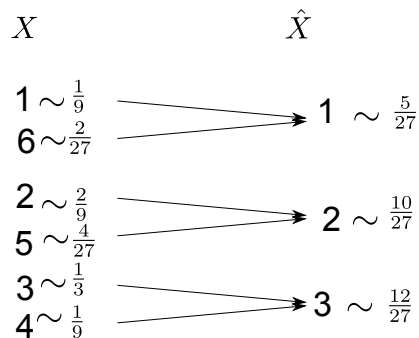


Abbildung 11

Somit gilt
Es folgt

$P(x, \hat{x})$	x=1	x=2	x=3	x=4	x=5	x=6
$\hat{x} = 1$	$\frac{1}{9}$	0	0	0	0	$\frac{2}{27}$
$\hat{x} = 2$	0	$\frac{2}{9}$	0	0	$\frac{4}{27}$	0
$\hat{x} = 3$	0	0	$\frac{1}{3}$	$\frac{1}{9}$	0	0

$$\begin{aligned}
 E[d_H(x, \hat{x})] &= \sum P(x, \hat{x}) d_H(x, \hat{x}) \\
 &= \frac{1}{9} + \frac{4}{27} + \frac{2}{27} \\
 &= \frac{1}{3}
 \end{aligned} \tag{30}$$

(f)

$$\begin{aligned}
 I(X; \hat{X}) &= H(\hat{X}) - \underbrace{H(\hat{X}|X)}_0 \\
 &= H(\hat{X}) \\
 &= H\left(\frac{5}{27}, \frac{10}{27}, \frac{12}{27}\right)
 \end{aligned} \tag{31}$$