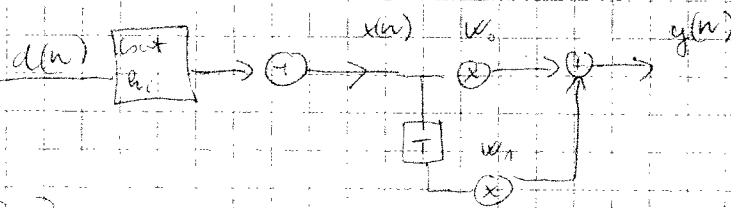


11.3)



$$w(0) = \begin{bmatrix} 1 \\ 0.4 \end{bmatrix}$$

$$\Delta = 1$$

$$d(k) = \begin{bmatrix} 1 & -1 & -1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$x(n) = [0 \quad 0.53 \quad 0.15 \quad -0.82 \quad -0.42 \quad 0.77]$$

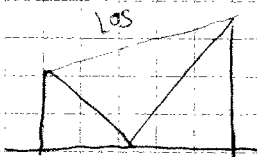
a) $\tau(k)$

b) $w_p(k+1) = w_p(k) - \Delta(k) \left\{ \sum_{p=0}^J w_p(k) x_{e,p} - d_k \right\} \cdot x_{e,k-1}$

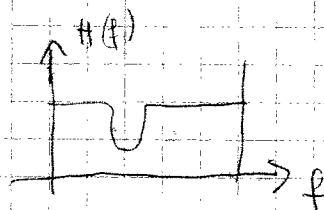
$$12. ea$$

20.11.05.13

ACE - Adaptive Channel Equalization



$$H(f) = 1 + j e^{-j2\pi\tau}$$

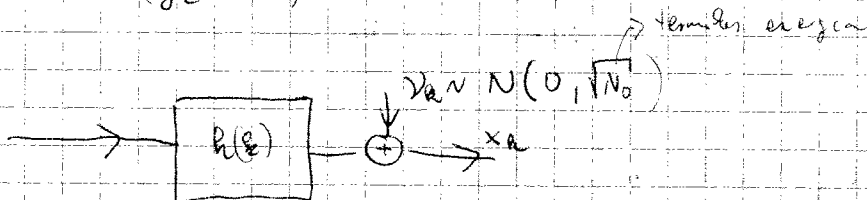


Spectral efficiency $\left[\frac{\text{bits/sec}}{\text{Hz}} \right]$

Adaptive Signal Processing $\rightarrow$ ovladávacia úloha a adaptácia

$$y_k \in \{-1, 1\}$$

$$P(y_k=1) = P(y_k=-1) = 0.5$$



x_k je súčet signálu a vetelného šumu

$$x_k = \sum_n h_{kn} y_n + v_k \rightarrow \hat{y}_k$$

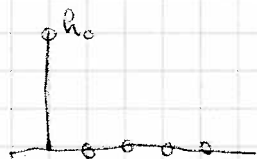
PELAG	7	JEL	22
CCS	10	DB	24, 25
STROH	14		

$$\min P_b \sim \min P(\hat{y}_k \neq y_k)$$

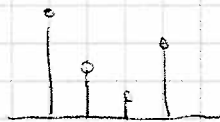
$\Leftarrow$ QoS
quality of service

Kihívás

$$x_k = h_0 y_k + \underbrace{\sum_{n, n \neq k} h_{k-n} y_n}_{\text{ISI intersymbol interference}} + v_k$$

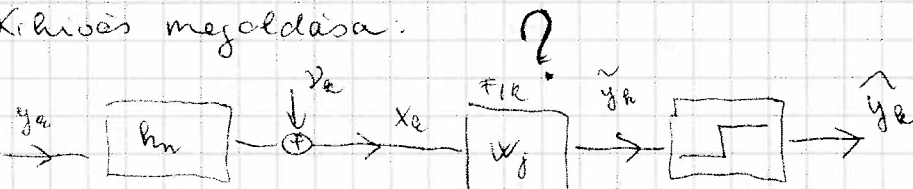


→ ez káros az ideális



- valójában ilyen

Kihívás megoldása:



$$\tilde{y}_k = \sum_{j=0}^J w_j x_{k-j} \quad ; \quad \hat{y}_k = \text{sgn}(\tilde{y}_k)$$

$\tilde{y}_k$ leggyakoribb becslése az y_k -nak → káros az az a minimális károsítást
amely a

$$E(y_k - \sum_{j=0}^J w_j x_{k-j})^2 \quad \text{összetes hibát minimalizálva}$$

$$w_{\text{opt}} = \min_w E(\quad)^2$$

y_k = desired signal (előtte d_k -vel jelöltük)

x_{k-j} = vett (amplifikált) jel

$$\bar{w}_{\text{opt}} = \bar{r} \bar{w} = \bar{r}$$

$$R_{ij} = E(x_{k-i} x_{k-j})$$

$$r_i = E(y_k x_{k-i})$$

$$R_{ij} = E(x_{k-i} x_{k-j}) = E\left(\left(\sum_n h_{k-i-n} y_n + v_{k-i}\right)\left(\sum_m h_{k-j-m} y_m + v_{k-j}\right)\right)$$

$$= \sum_n \sum_m h_{k-i-n} h_{k-j-m} \underbrace{E(y_n y_m)}_{\text{sum}} + \underbrace{E(v_{k-i} v_{k-j})}_{N_0 S_{ij}} =$$

↑
többi tag kiesett
mert függetlenek, korrelálatlanok

$$= \sum_n h_{k-i-n} h_{k-j-n} + N_0 S_{ij}$$

$$\bar{r} \leftarrow h_n$$

$$\bar{r} \rightarrow r_i = E(y_k (\sum_n h_{k-i-n} y_n + v_{k-i})) =$$

$$= \sum_n h_{k-i-n} \underbrace{E(y_k y_n)}_{\delta_{kn}} + \cancel{E(y_k v_{k-i})} = h_{-i}$$

tölkéntes teljesítéssel foglalkozóan valószínű idők

$$\mathcal{C}^{(k)} = \{(y_k, x_k), k=1, \dots, K\}$$

Robbins - Monro stochastic approx.

$$w_k(k+1) = w_k(k) - \Delta \left\{ y_k - \sum_j w_j(k) x_{k-j} \right\} x_{k-k} \quad k=0, \dots, T$$

komplexitási lineáris algoritmus

Blind signal processing

ha nincs más jelek társítására, azaz y_k -ra



a vevő a ~ 22%-át

y_k val nemolva, mert feltételezve

döntésvisszatölt

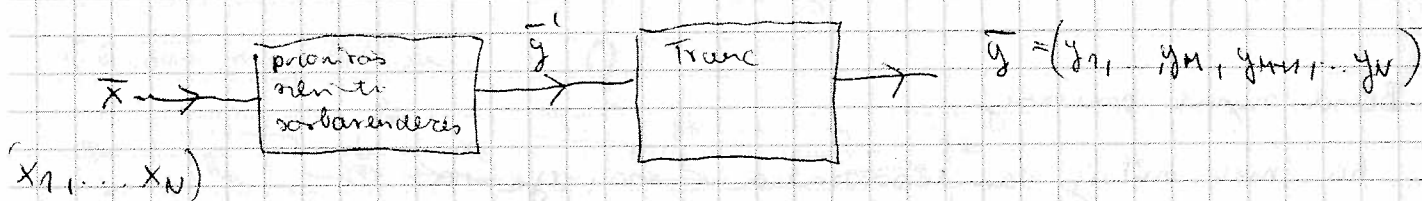
Keplerni

Képfőntés algoritmus

tőntés alg

- ventegés algoritmus

- hogy lehet a nagy dim. képfőntés kétdimenzios vektorai alakítani



nagy dim. vektorok komponenseit eldobjuk

DCT

tehetően főbb alapjai ezeken. prioritás sorba

alacsonyabb tehetően kompresszió érdekében a nemind $\rightarrow$ ezek nem leggyakrabban

JPEG MPEG

PCA alapú főkomponens

principal component analysis

$$\bar{R} = E(\bar{x} \bar{x}^T), \quad R_{ij} = E(x_i x_j), \quad \bar{R} \bar{s}_i = \lambda_i \bar{s}_i, \quad i = 1, \dots, N$$

$$\dim(\bar{x}) = N$$

$$\bar{s}_i^T \cdot \bar{s}_j = \delta_{ij}$$

$$\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_M > \dots > \lambda_N$$

$$\bar{s}_1 \quad \bar{s}_2 \quad \dots \quad \bar{s}_M \quad \dots \quad \bar{s}_N$$

$$\bar{x} = \sum_{i=1}^N y_i \bar{s}_i, \quad y_i = \bar{s}_i^T \bar{x} \quad \forall i = 1, \dots, N$$

$$\bar{y} = (y_1, \dots, y_N)$$

$\downarrow$ főkomponens

$$\bar{y} = (y_1, \dots, y_M) \rightarrow \dim(\bar{y}) = M$$

$$\bar{x}' = \sum_{i=1}^M y_i \bar{s}_i$$

$$E\|\bar{x} - \bar{x}'\|^2 = ?$$

orthogonal

$$E(y_i y_j) = E(\bar{s}_i^T \bar{x} \bar{x}^T \bar{s}_j) = \bar{s}_i^T E(\bar{x} \bar{x}^T) \bar{s}_j = \bar{s}_i^T \bar{R} \bar{s}_j = \lambda_j \bar{s}_i^T \bar{s}_j = \lambda_i \delta_{ij}$$

$$E(\bar{x} y_i) = E(\bar{x} \bar{x}^T \bar{s}_i) = E(\bar{x} \bar{x}^T) \bar{s}_i = \bar{R} \bar{s}_i = \lambda_i \bar{s}_i$$

$$E\|\bar{x}\|^2 = \sum_{i=1}^N E(x_i^2) = \sum_{i=1}^N \lambda_i = \sum_{i=1}^N \lambda_i$$

$$E\|\bar{x} - \bar{x}'\|^2 = E\left\|\bar{x} - \sum_{i=1}^M y_i \bar{s}_i\right\|^2 =$$

$$= E\|\bar{x}\|^2 - 2 \sum_{i=1}^M \underbrace{E(\bar{x} y_i)}_{\lambda_i \bar{s}_i^T} \bar{s}_i + \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M E(y_i y_j) \bar{s}_i^T \bar{s}_j$$

$$= \sum_{i=1}^N \lambda_i - 2 \sum_{i=1}^M \lambda_i + \sum_{i=1}^M \lambda_i = \sum_{i=1}^N \lambda_i - \sum_{i=1}^M \lambda_i = \sum_{i=M+1}^N \lambda_i \neq \min$$

Algorithm:

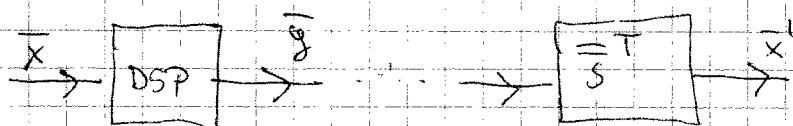
Adapt $\bar{R}, \varepsilon > 0$

Offline: $\bar{R} \bar{s}_i = \lambda_i \bar{s}_i$

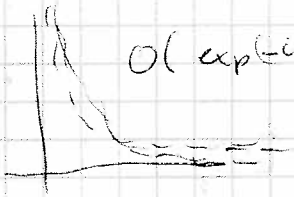
$$M: \sum_{i=M+1}^N \lambda_i < \varepsilon \Rightarrow E\|\bar{x} - \bar{x}'\|^2 < \varepsilon$$

$$\bar{S}_{M \times N} = \begin{pmatrix} \bar{s}_1 \\ \bar{s}_2 \\ \vdots \\ \bar{s}_M \end{pmatrix}$$

$$\bar{S}^T = \begin{pmatrix} \bar{s}_1^T & \bar{s}_2^T & \vdots & \bar{s}_M^T \end{pmatrix}$$



$\overline{R}$ pozitív spektrum bármely λ esetén azonos tulajdonságot mutat
 $\overline{R} \rightarrow \lambda_i \sim O(\exp(-i^2))$ egyre csökken



$O(\exp(-i^2))$

exponenciálisan történő el

szaki

spektrum nagyon gyorsan konvergál a 0-hoz

$\overline{R}$ -t persze ill. sem is megvár, pozitívul, s.é. spektrum negatív