



Universidade Federal do Ceará
Centro de Tecnologia
Departamento de Engenharia de Teleinformática
Filtragem Adaptativa - TIP7188

Lista de Exercícios

Aluno: Lucas de Souza Abdalah (539567)

Professor: Charles Casimiro Cavalcante e Guilherme de Alencar Barreto

Data de Entrega: 20/07/2022

Fortaleza
2022

Sumário

1	Lista 1: Estatísticas de Segunda Ordem	2
1.1	Média e Autocorrelação	2
1.2	Processos Estacionários	2
1.3	Matriz de Autocorrelação	4
1.4	Matriz Definida Positiva	4
1.5	Covariância e correlação	5
1.6	Função de autocorrelação	5
1.7	Exercícios Propostos	7
2	Lista 2: Filtragem Linear Ótima	9
2.1	Filtragem Ótima	9
2.2	Erro Médio Quadrático Mínimo	10
2.3	Cancelamento de Ruído	10
2.4	Predição Ótima	11
2.5	Superfície de Erro	11
2.6	Exercícios Propostos	13
3	Lista 3: Algoritmos Recursivos	15
3.1	Algoritmo LMF	15
3.2	Algoritmo LMS	16
3.3	Algoritmo LMS Normalizado	18
3.4	Equalização de Canais	19
3.4.1	Equalizado Ótimo e plano Z	19
3.4.2	Filtro de Erro de Predição Direta de Passo Unitário	20
3.4.3	Curvas de MSE e de Nível dos algoritmos	21
3.4.4	Número de condicionamento	24
3.4.5	Modelo de canal para número de condicionamento menor/maior que 5	24
3.5	Identificação de Sistemas	26
3.6	Equalização Adaptativa	31
3.7	Exercícios Propostos	36
4	Implementações em MATLAB	38
4.1	Métodos	39
4.2	Função Main	75

1 Lista 1: Estatísticas de Segunda Ordem

1.1 Média e Autocorrelação

Para obter a média, basta a expressão de acordo com o operador esperança $\mathbb{E}\{\cdot\}$, dado que as variáveis aleatórias tem mesma média, resume-se a expressão:

$$\begin{aligned}\mathbb{E}\{x(n)\} &= \mathbb{E}\{v(n) + 3v(n-1)\} \\ &= \mu + 3\mu \\ &= 4\mu\end{aligned}$$

Já a variância, é obtida aplicando o mesmo operador, "abrindo" o termo ao quadrado, reorganizando em função do termo σ^2 e sabendo que $v(n)$ e $v(n-1)$ são descorrelacionadas:

$$\begin{aligned}\mathbb{E}\{[(x(n) - \mu_X)]^2\} &= \mathbb{E}\{[v(n) - 3v(n-1) - \mu_X]^2\} \\ &= \mathbb{E}\{[v(n) - 3v(n-1) - 4\mu]^2\} \\ &= \mathbb{E}\{[v(n) - \mu + 3v(n-1) - 3\mu]^2\} \\ &= \sigma^2 + 9\sigma^2 + \mathbb{E}\{6[v(n) - \mu][v(n-1) - \mu]\} \\ &= 10\sigma^2\end{aligned}$$

Para afirmar que o processo apresentado é estacionário em sentido amplo, abreviado em inglês para **WSS**, as estatísticas de primeira e de segunda ordem devem ser independentes ao deslocamento no tempo. Isto pode ser observado, assumindo novamente que $x(n)$ e $x(n+\tau)$, via função de correlação, dada por:

$$\begin{aligned}\mathbb{E}\{x(n)x(n+\tau)\} &= \mathbb{E}\{[v(n) + 3v(n-1)][v(n+\tau) + 3v(n-1+\tau)]\}, \\ &= \mathbb{E}\{v(n)v(n+\tau) + 3v(n)v(n-1+\tau) + 3v(n-1)v(n+\tau) + 9v(n-1)v(n-1+\tau)\} \\ &= \mathbb{E}\{\mu^2 + 3\mu^2 + 3\mu^2 + 9\mu^2\} \\ &= 16\mu^2\end{aligned}$$

Visto que os pré-requisitos são cumpridos, pode-se concluir que o processo é de fato WSS. Entretanto, para afirmar algo além disso é necessário conhecer os movimentos de ordem superior do caso estudado.

1.2 Processos Estacionários

Funções de autocorrelação de x e de y

Primeiramente, é conveniente definir o processo de ruído branco, visto que este possui propriedades bastante conveniente para a solução do problema. O processo desta natureza tem média nula e tem todas as suas amostras independentes entre si. Isto permite que seja obtida a média de novos processos resultantes da mistura linear desses ruídos.

Para $x(n)$, obtém-se a média dado:

$$\begin{aligned}\mathbb{E}\{x(n)\} &= \mathbb{E}\{v_1(n) + 3v_2(n-1)\} \\ &= \mu_1 + 3\mu_2 \\ &= 0\end{aligned}$$

Enquanto para a variância, tem-se que (semelhante ao exercício 1.1):

$$\begin{aligned}
\mathbb{E}\{[x(n) - \mu]^2\} &= \mathbb{E}\{[x(n) - 0]^2\} \\
&= \mathbb{E}\{[v_1(n) + 3v_2(n-1)]^2\} \\
&= \mathbb{E}\{[v_1^2(n)] + 6[v_1(n)v_2(n-1)] + 9[v_2^2(n-1)]\} \\
&= 1\sigma_1^2 + 9\sigma_2^2 \\
&= 5
\end{aligned}$$

O mesmo procedimento é aplicado para $y(n)$:

$$\begin{aligned}
\mathbb{E}\{y(n)\} &= \mathbb{E}\{v_2(n+1) + 3v_1(n-1)\} \\
&= \mu_2 + 3\mu_1 \\
&= 0
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\mathbb{E}\{[y(n) - \mu]^2\} &= \mathbb{E}\{[y(n) - 0]^2\} \\
&= \mathbb{E}\{[v_2(n+1) + 3v_1(n-1)]^2\} \\
&= \mathbb{E}\{[v_2^2(n)] + 6[v_2(n+1)v_1(n-1)] + 9[v_1^2(n-1)]\} \\
&= 9\sigma_1^2 + 1\sigma_2^2 \\
&= 5
\end{aligned}$$

Para função de autocorrelação de $x(n)$, sabe-se que as amostras são descorrelacionadas e o processo é de média nula, então o produto de diversos termos igual a zero também é zero. Temos que:

$$\begin{aligned}
r_x(\tau) &= \mathbb{E}\{x(n)x(n+\tau)\} = \mathbb{E}\{[v_1(n) + 3v_2(n-1)][v_1(n+\tau) + 3v_2(n-1+\tau)]\}, \\
&= \mathbb{E}\{v_1(n)v_1(n+\tau) + 3v_1(n)v_2(n-1+\tau) + 3v_2(n-1)v_1(n+\tau) + 9v_2(n-1)v_2(n-1+\tau)\} \\
&= \vdots \quad (\text{Mesmo passo a passo do problema 1.1}) \\
&= 0
\end{aligned}$$

Para $y(n)$, o processo é o mesmo, consequentemente $r_y(\tau) = 0$.

Finalmente, observa-se que estatísticas de primeira e de segunda ordem são independentes do tempo para ambos, i.e, os dois processos são **WSS**.

Função de correlação cruzada

Para obter a função de correlação cruzada, basta aplicar as premissas utilizadas anteriormente: I) Processo de ruído branco é descorrelacionado; II) Média nula.

$$\begin{aligned}
r_{x,y}(n_1, n_0) &= \mathbb{E}\{[x(n_1)y^*(n_0)]\} \\
&= \mathbb{E}\{[v_1(n_1) + 3v_2(n_1-1)][v_2(n_0+1) + 3v_1(n_0-1)]^*\}, \\
&= \mathbb{E}\{v_1(n_1)v_2^*(n_0+1) + 3v_1(n_1)v_1^*(n_0-1) + 3v_2(n_1-1)v_2^*(n_0+1) + 9v_2(n_1-1)v_1^*(n_0-1)\} \\
&= 0
\end{aligned}$$

Esta função também é igual a zero, $r_{x,y}(n_1, n_0) = 0$. Isto implica que os processos são conjuntamente estacionários, pois há independência do tempo da função, e por partir de processos de ruído branco, processos WSS individualmente, isto sustenta os desenvolvimento acima.

1.3 Matriz de Autocorrelação

Um vetor aleatório bidimensional

Para garantir a existência da matriz de correlação, deve-se corresponder as seguintes premissas: I) $\mathbf{R}_x = \mathbf{R}_x^H$; II) $\mathbf{a}^H \mathbf{R}_x \mathbf{a} \geq 0$; III) $\mathbf{A} \mathbf{x} = \lambda \mathbf{x}, \forall \lambda \geq 0 | \mathbf{x} \in \mathbb{R}$.

Assumindo um vetor aleatório bidimensional: $\mathbf{X} = (x_1, x_2)$, a existência de \mathbf{R} e sua hermitiana, \mathbf{R}^H .

Os elementos da contra-diagonal da matriz hermitiana deve obdece para são equivalência simétrica: I) $\mathbb{E}\{[x_1 x_2^*]\} = \mathbb{E}\{[x_2 x_1^*]\}$ e II) $\mathbb{E}\{[x_2 x_1^*]\} = \mathbb{E}\{[x_1 x_2^*]\}$

Além disso, a vantagem de $\mathbb{E}\{\cdot\}$ ser um operador linear, garante que os resultados são de fato iguais, independente da ordem dos vetores.

Já a limitação dos autovalores está diretamente ao determinante da matriz, sendo esse maior que zero, o critério imposto é atingido, i.e, para o caso 2×2 , o produto dos elementos da diagonal principal é maior que o produto dos elementos da contra-diagonal.

Processo estocástico estacionário escalar

Em processo semelhante ao exemplo anterior, assume-se um processo estocástico estacionário escalar do tipo $\mathbf{X}_{(t)} = x(t)$ e sua versão atrasada $\mathbf{X}_{(t+\tau)} = x(t + \tau)$. Dado a matriz \mathbf{R} e sua hermitiana, \mathbf{R}^H .

Os elementos da contra-diagonal da matriz hermitiana deve obdece para são equivalência simétrica: I) $\mathbb{E}\{[x(t)x^*(t+\tau)]\} = \mathbb{E}\{[x(t+\tau)x^*(t)]\}$ e II) $\mathbb{E}\{[x(t+\tau)x^*(t)]\} = \mathbb{E}\{[x(t)x^*(t+\tau)]\}$.

Novamente, a vantagem do operador linear é conveniente para que independente da ordem, e igualdade na contra-diagonal, i.e, simetria.

Para os autovalores, o produto dos elementos da diagonal principal é maior que o produto dos elementos da contra-diagonal, i.e:

$$\mathbb{E}\{[x^2(t)]\}\mathbb{E}\{[x^2(t+\tau)]\} > \mathbb{E}\{[x(t)x^*(t+\tau)]\}\mathbb{E}\{[x(t+\tau)x^*(t)]\}$$

1.4 Matriz Definida Positiva

Assumindo a expressão que define matriz de autocorrelação e que existe sua inversa bem,

$$\begin{aligned}\mathbb{E}\{\mathbf{x}\mathbf{x}^H\} &= \mathbf{R}_x \\ \mathbb{E}\{\mathbf{x}\mathbf{x}^H\}\mathbf{R}_x^{-1} &= \mathbf{R}_x\mathbf{R}_x^{-1}\end{aligned}$$

A inversa pode adentrar o operador, enquanto do lado direito obtém-se uma matrix identidade

$$\mathbb{E}\{\mathbf{x}\mathbf{x}^H\mathbf{R}_x^{-1}\} = \mathbf{I}_{N \times N}$$

Isto permite aplicar o traço da matriz e por meio da propriedade de permutação cíclica do operador, tem-se que:

$$\text{Trace}\{\mathbb{E}\{\mathbf{x}\mathbf{x}^H\mathbf{R}_x^{-1}\}\} = \text{Tr}\{\mathbf{I}_{N \times N}\}$$

Observa-se que o traço da matriz identidade $\mathbf{I}_{N \times N}$ é justamente a soma dos elementos da diagonal, N .

$$\begin{aligned}\text{Trace}\{\mathbb{E}\{\mathbf{x}^H\mathbf{R}_x^{-1}\mathbf{x}\}\} &= \sum_{i=1}^N 1 \\ &= N\end{aligned}$$

1.5 Covariância e correlação

Expressão 1 Dado que a matriz de Covariância pode ser obtida por:

$$\begin{aligned} C_X &= \mathbb{E}\{(x - \mu)(x - \mu)^H\} \\ &= \mathbb{E}\{xx^H\} - \mathbb{E}\{x\mu^H\} - \mathbb{E}\{\mu x^H\} + \mathbb{E}\{\mu\mu^H\} \end{aligned}$$

Considerando que a matriz de correlação pode ser escrita como demonstrado no exercício 1.4:

$$\begin{aligned} C_X &= R_X - \mu^H \mathbb{E}\{[x]\} - \mu \mathbb{E}\{[x^H]\} + \mu\mu^H, \\ &= R_X - \mu\mu^H - \mu\mu^H + \mu\mu^H, \\ &= R_X - \mu\mu^H, \end{aligned}$$

Por fim, obtém-se que:

$$R_X = C_X + \mu\mu^H.$$

Expressão 2 As expressões de correlação cruzada são obtidos de forma análoga, tal que:

$$\mathbf{C}_{xy} = \mathbb{E}\{[x - \mu_x][y - \mu_y]\}, \quad (1.1)$$

$$= \mathbb{E}\{[xy]\} - \mathbb{E}\{[x\mu_y]\} - \mathbb{E}\{[\mu_x y]\} + \mathbb{E}\{[\mu_x \mu_y]\} \quad (1.2)$$

$$= \mathbb{E}\{[xy]\} - \mu_y \mu_x - \mu_x \mu_y + \mu_x \mu_y \quad (1.3)$$

$$= \mathbb{E}\{[xy]\} + \mu_x \mu_y, \quad (1.4)$$

$$= \mu_x \mu_y \quad (1.5)$$

$$(1.6)$$

De forma análoga, obtém que $\mathbf{C}_{yx} = -\mu_x \mu_y$, consequentemente

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_{xy} + \mathbf{C}_{yx} &= \mu_x \mu_y - \mu_x \mu_y \\ &= 0 \end{aligned}$$

1.6 Função de autocorrelação

Função do Processo Como nos problemas anteriores, utiliza-se como premissa que os processos são descorrelacionados e tem média nula. A função é dada por $r_x = \mathbb{E}\{x(n)x^*(n)\}$, tal que

$$\begin{aligned} r_x &= \mathbb{E}\{[v_1(n) + 2v_1(n+1) + 3v_2(n-1)][v_1(n) + 2v_1(n+1) + 3v_2(n-1)]^*(n)\} \\ &= r_v(n, n) + 2r_v(n, n+1) + 2r_v(n+1, n) + 4r_v(n+1, n+1) + 9r_v(n-1, n-1) \end{aligned}$$

Observa-se que apenas termos onde a função degrau está presente permanecem, enquanto o restantes podem ser cancelados, de modo que:

$$\begin{aligned} r_x &= 2r_v(n, n+1) + 2r_v(n+1, n) \\ &= \delta(n - n - 1) + \delta(n + 1 - n) \end{aligned}$$

Isto pode ser reorganizado, sendo $\tau = n_1 - n_2$, de modo que:

$$r_x(n_1, n_2) = \delta(\tau) + \delta(-\tau)$$

Há apenas um deslocamento temporal (τ) atrelado à correlação, logo o processo é WSS.

Matriz de Correlação

Utilizando as relações obtidas anteriormente, é possível observar que os únicos elementos não nulos pertencem à diagonal, onde $n_1 = n_2$, acarretando $\delta(0) + \delta(0) = 2$.

Considerando 8 amostras consecutivas, a matriz de correlação é dada por:

$$\mathbf{R}_{\mathbf{x}} = 2 \times I_{8 \times 8}$$

Isto é, uma matriz 8×8 , onde apenas a diagonal é não nula, preenchida por 2.



Filtragem Adaptativa - TIP 7188

Prof. Dr. Charles Casimiro Cavalcante
Prof. Dr. Guilherme de Alencar Barreto

Período: 2022.2

Lista de Exercícios No. 1: Estatísticas de Segunda Ordem

- 1. (Média e autocorrelação)** Determine a média e a função de autocorrelação para o processo aleatório

$$x(n) = v(n) + 3v(n-1)$$

em que $v(n)$ é uma sequência de variáveis aleatórias independentes com média μ e variância σ^2 . $x(n)$ é estacionário? Justifique.

- 2. (Processos estacionários)** Sejam os processos aleatórios $x(n)$ e $y(n)$ definidos por

$$x(n) = v_1(n) + 3v_2(n-1)$$

e

$$y(n) = v_2(n+1) + 3v_1(n-1)$$

em que $v_1(n)$ e $v_2(n)$ são processos de ruído branco independentes cada um com variância igual a 0,5.

- (a) Quais são as funções de autocorrelação de x e de y ? Os processos são WSS?
- (b) Qual é a função de correlação cruzada $r_{xy}(n_1, n_0)$? Estes processos são conjuntamente estacionários (no sentido amplo)? Justifique.

- 3. (Matriz de autocorrelação)** Quais as condições que os elementos de uma matriz

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix}$$

devem satisfazer tal que \mathbf{R} seja uma matriz de autocorrelação válida de

- (a) Um vetor aleatório bidimensional?
- (b) Um processo estocástico estacionário escalar?

- 4. (Matriz definida positiva)** Assuma que a inversa \mathbf{R}_x^{-1} da matriz de autocorrelação de um vetor coluna N -dimensional exista. Mostre que

$$E \{ \mathbf{x}^H \mathbf{R}_x^{-1} \mathbf{x} \} = N$$

- 5. (Covariância e correlação)** Mostre que as matrizes de correlação e covariância satisfazem as relações abaixo:

- $\mathbf{R}_x = \mathbf{C}_x + \boldsymbol{\mu}_x \boldsymbol{\mu}_x^H$
- $\mathbf{C}_{x+y} = \mathbf{C}_x + \mathbf{C}_{xy} + \mathbf{C}_{yx} + \mathbf{C}_y$, para \mathbf{x} e \mathbf{y} descorrelacionados



- 6. (Função de autocorrelação)** Processos aleatórios $v_1(n)$ e $v_2(n)$ são independentes e têm a mesma função de correlação

$$r_v(n_1, n_0) = 0.5\delta(n_1 - n_0)$$

- (a) Qual é a função de correlação do processo aleatório

$$x(n) = v_1(n) + 2v_1(n + 1) + 3v_2(n - 1)?$$

Este é um processo WSS? Justifique.

- (b) Encontre a a matrix de correlação de um vetor aleatório consistindo de oito amostras consecutivas de $x(n)$.

2 Lista 2: Filtragem Linear Ótima

2.1 Filtragem Ótima

Coeficientes de Wiener

Considerando o problema de filtragem de Wiener, e assumindo conhecimento da matriz de correlação \mathbf{R}_X e do vetor de correlação cruzada \mathbf{p}_{Xd} , pode-se obter os coeficientes de \mathbf{w} .

$$\mathbf{w} = \mathbf{R}_X^{-1} \mathbf{p}_{Xd} \quad (2.1)$$

Aplicando a equação 2.1, obtém-se o vetor de pesos do filtro.

$$\mathbf{R}_X^{-1} = \begin{bmatrix} 1.3333 & -0.6667 \\ -0.6667 & 1.3333 \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{w} &= \begin{bmatrix} 1.3333 & -0.6667 \\ -0.6667 & 1.3333 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.5 \\ 0.25 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 0.5 \\ 0 \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

Erro Médio Quadrático

A partir do vetor de pesos, resultado de 2.1, basta aplicá-lo na equação do erro mínimo.

$$\mathbb{E}\{e^2(n)\} = \sigma_d^2 - 2\mathbf{w}^\top \mathbf{p}_{Xd} + \mathbf{w}^\top \mathbf{R}_X \mathbf{w} \quad (2.2)$$

$$\begin{aligned} e &= \sigma_d^2 - 2 \begin{bmatrix} 0.5 & 0.0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.5 \\ 0.25 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.5 & 0.0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -0.5 \\ -0.5 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.5 \\ 0.0 \end{bmatrix} \\ &= \sigma_d^2 - 2 \times 0.25 + 0.25 \\ &= \sigma_d^2 - 0.25 \end{aligned}$$

Representação em Autovalores

A decomposição em valores singulares (EVD) pode ser aplicada na matriz de correlação

$$\mathbf{R}_X = \mathbf{Q} \mathbf{\Lambda} \mathbf{Q}^{-1} \quad (2.3)$$

Aplicando diretamente o resultado da EVD 2.3 na equação do filtro ótimo 2.1, obtém-se:

$$\mathbf{w} = (\mathbf{Q} \mathbf{\Lambda} \mathbf{Q}^{-1})^{-1} \mathbf{p}_{Xd} \quad (2.4)$$

Finalmente, o resultado é uma expressão que compreende a inversão de matrizes menos custosas computacionalmente. Isto se dá principalmente por $\mathbf{\Lambda}$ ser uma matriz diagonal contendo os autovalores da matriz de autocorrelação, bastando calcular $1/\lambda_i$ para obter a sua inversa.

$$\mathbf{w} = \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{\Lambda}^{-1} \mathbf{Q} \mathbf{p}_{Xd}. \quad (2.5)$$

2.2 Erro Médio Quadrático Mínimo

Para verificar a expressão proposta, é necessário obter a matriz de correlação do vetor aumentado.

$$\begin{aligned}\mathbf{A} &= \mathbb{E} \left\{ \begin{bmatrix} d(n) \\ x(n) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} d(n)^\top & x(n)^\top \end{bmatrix} \right\} \\ &= \begin{bmatrix} \mathbb{E}\{d(n)d(n)^\top\} & \mathbb{E}\{d(n)x(n)^\top\} \\ \mathbb{E}\{x(n)d(n)^\top\} & \mathbb{E}\{x(n)x(n)^\top\} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \sigma_d^2 & \mathbf{p}_{\mathbf{X}d}^\top \\ \mathbf{p}_{\mathbf{X}d} & \mathbf{R}_X \end{bmatrix}\end{aligned}$$

É conveniente observar que ao desenvolver a equação, os elementos resultantes da expressão são todos conhecidos. Multiplicando o resultado obtido pelo vetor $\begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{w} \end{bmatrix}$ à direita e assumindo o modelo nas condições de filtragem ótima, dado filtro de Wiener, onde, $\mathbf{w}_{\text{opt}} = \mathbf{R}_X^{-1} \mathbf{p}_{\mathbf{X}d}$, temos que:

$$\begin{aligned}\mathbf{A} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{w} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \sigma_d^2 & \mathbf{p}_{\mathbf{X}d}^\top \\ \mathbf{p}_{\mathbf{X}d} & \mathbf{R}_X \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{w} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \sigma_d^2 - \mathbf{p}_{\mathbf{X}d}^\top \mathbf{w} \\ \mathbf{p}_{\mathbf{X}d} - \mathbf{R}_X \mathbf{w} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \sigma_d^2 - \mathbf{p}_{\mathbf{X}d}^\top \mathbf{R}_X^{-1} \mathbf{p}_{\mathbf{X}d} \\ \mathbf{p}_{\mathbf{X}d} - \mathbf{R}_X \mathbf{R}_X^{-1} \mathbf{p}_{\mathbf{X}d} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \sigma_d^2 - \mathbf{p}_{\mathbf{X}d}^\top \mathbf{R}_X^{-1} \mathbf{p}_{\mathbf{X}d} \\ \mathbf{p}_{\mathbf{X}d} - \mathbf{I}_X \mathbf{p}_{\mathbf{X}d} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \sigma_d^2 - \mathbf{p}_{\mathbf{X}d}^\top \mathbf{R}_X^{-1} \mathbf{p}_{\mathbf{X}d} \\ 0 \end{bmatrix}\end{aligned}$$

Finalmente, dado a equação obtida, com expressão equivalente à J_{\min} , pode-se escrever a relação proposta.

$$\mathbf{A} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{w} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_{\min} \\ 0 \end{bmatrix}$$

2.3 Cancelamento de Ruído

Formulando a expressão do erro a partir do sistema sugerido:

$$\begin{aligned}e(n) &= x(n) - \hat{v}_1 \\ &= x(n) - \mathbf{w}^T v_2(n)\end{aligned}$$

Dado a equação obtida acima, deve-se aplicar: I) função erro quadrático médio (MSE), II) o operador valor esperado, com o filtro apresentando coeficientes constantes.

$$\begin{aligned}\mathbb{E}\{e^2(n)\} &= \mathbb{E}\{x^2(n)\} - 2\mathbf{w}^T \mathbb{E}\{x(n)v_2(n)\} + \mathbf{w}^T \mathbb{E}\{v_2(n)v_2(n)^T\} \mathbf{w}, \\ &= \sigma_x^2 - 2\mathbf{w}^T \mathbf{p}_{xv_2} + \mathbf{w}^T \mathbf{R}_{v_2} \mathbf{w}.\end{aligned}$$

Isto permite encontrar a equação para calcular o \mathbf{w} que minimiza o MSE via gradiente.

$$\begin{aligned}
\nabla_{\mathbf{w}} \mathbb{E}\{e^2(n)\} &= 0 \\
-2\mathbf{p}_{xv_2} + 2\mathbf{R}_{v_2} \mathbf{w} &= 0 \\
-\mathbf{p}_{xv_2} + \mathbf{R}_{v_2} \mathbf{w} &= 0
\end{aligned}$$

Por fim, temos que $\mathbf{w} = \mathbf{R}_{v_2}^{-1} \mathbf{p}_{xv_2}$ é o vetor de pesos do filtro.

2.4 Predição Ótima

O primeiro passo é definir a matriz de autocorrelação para $x(n)$. Visando a simplicidade, mas sem perda de generalidade, pode-se considerar que o processo S é WSS e tem variância σ_s^2 :

$$\mathbf{R}_x = \begin{bmatrix} \mathbb{E}\{x(n)x^*(n)\} & \mathbb{E}\{x(n-1)x^*(n)\} \\ \mathbb{E}\{x(n)x^*(n-1)\} & \mathbb{E}\{x(n-1)x^*(n-1)\} \end{bmatrix}$$

Dado as premissas assumidas, a matriz pode ser simplificada para uma matriz diagonal preenchido por $2\sigma_s^2$.

Finalmente, considerando média nula para o processo D , a consequencia é que o vetor de correlação cruzada também é nulo.

$$\begin{aligned}
\mathbf{w}_{\text{opt}} &= \mathbf{R}_x^{-1} \mathbf{p}_{xd} \\
&= \begin{bmatrix} 2\sigma_s^2 & 0 \\ 0 & 2\sigma_s^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \\
&= \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}
\end{aligned}$$

Isto implica que o filtro linear ótimo para esse processo seria o próprio vetor nulo.

2.5 Superfície de Erro

Dado os coeficientes, temos que a matriz de correlação \mathbf{R}_x do filtro ótimo é uma matriz identidade de ordem 2×2 .

Aplicando a solução do filtro ótimo de Wiener, obtém-se finalmente o vetor de pesos:

$$\begin{aligned}
\mathbf{w}_{\text{opt}} &= \mathbf{R}_x^{-1} \mathbf{p}_{xd} \\
&= \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 \\ 4.5 \end{bmatrix} \\
&= \begin{bmatrix} 2 \\ 4.5 \end{bmatrix}
\end{aligned}$$

A superfície definida por $J(\mathbf{w})$

Abrindo a equação do erro médio, para obter a expressão que define a superfície.

$$\mathbf{J}(w) = \mathbb{E}\{e^2(n)\} \tag{2.6}$$

$$= \sigma_d^2 - 2\mathbf{w}^T \mathbf{p}_{xd} + w^T \mathbf{R}_x \mathbf{w}. \tag{2.7}$$

Aplicando os valores obtidos na expressão da superfície:

$$\begin{aligned} \mathbf{J}(w_0, w_1) &= 24.40 - 2 [w_0 w_1] \begin{bmatrix} 2 \\ 4.5 \end{bmatrix} + [w_0 w_1] \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \end{bmatrix} \\ &= 24.40 - 4w_0 - 9w_1 + w_0^2 + w_1^2 \end{aligned}$$

Utilizando um MATLAB é possível obter a Figura 2.1 onde é traçada a superfície de erro MSE expressada na Equação (2.7).

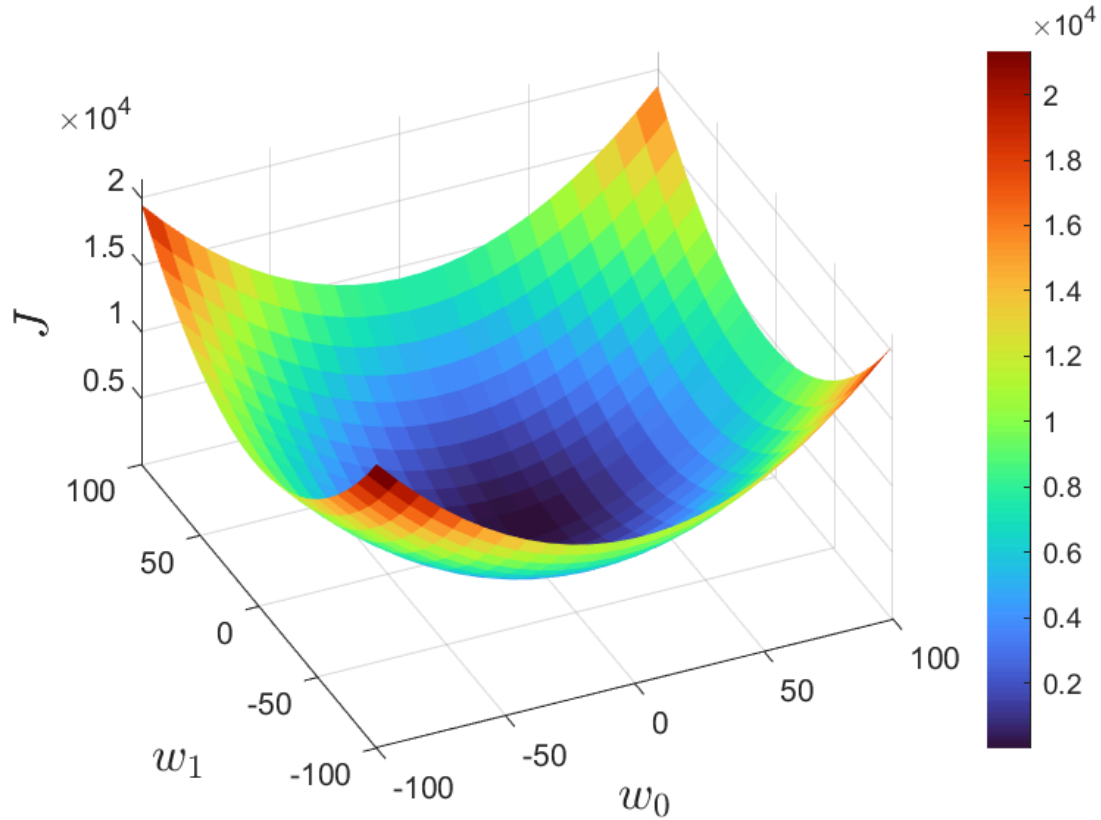


Figura 2.1: Superfície de erro $J(w_0, w_1)$.

Filtragem Adaptativa - TIP 7188

Prof. Dr. Charles Casimiro Cavalcante
Prof. Dr. Guilherme de Alencar Barreto

Período: 2022.2

Lista de Exercícios No. 2: Filtragem Linear Ótima

- 1. (Filtragem ótima)** Considere um problema de filtragem de Wiener conforme caracterizado a seguir. A matriz de correlação \mathbf{R}_x de um vetor de entrada $\mathbf{x}(n)$ é dada por

$$\mathbf{R}_x = \begin{bmatrix} 1 & 0.5 \\ 0.5 & 1 \end{bmatrix}.$$

O vetor de correlação cruzada \mathbf{p}_{xd} entre o vetor de entrada \mathbf{x} e a resposta desejada $d(n)$ é

$$\mathbf{p}_{xd} = \begin{bmatrix} 0.5 \\ 0.25 \end{bmatrix}$$

- (a) Encontre o vetor de coeficientes do filtro de Wiener.
- (b) Qual é o mínimo erro médio quadrático fornecido por este filtro?
- (c) Formule uma representação do filtro de Wiener em termos dos autovalores da matriz \mathbf{R}_x e de seus autovetores associados.

- 2. (Erro médio quadrático mínimo)** Mostre que a equação do erro mínimo pode se escrita da seguinte maneira:

$$\mathbf{A} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{w} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_{\min} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}$$

em que J_{\min} é o mínimo erro médio quadrático, \mathbf{w} é o filtro de Wiener, e \mathbf{A} é a matriz de correlação do vetor aumentado

$$\begin{bmatrix} d(n) \\ \mathbf{x}(n) \end{bmatrix}$$

em que $d(n)$ é o sinal desejado e $\mathbf{x}(n)$ é o sinal de entrada do filtro de Wiener.

- 3. (Cancelamento de ruído)** Em várias aplicações práticas há uma necessidade de cancelar ruído que foi adicionado a um sinal. Por exemplo, se estamos usando o telefone celular dentro de um ruído e o ruído do carro ou rádio é adicionado à mensagem que estamos tentando transmitir. A Figura 1 ilustra as situações de contaminação de ruído. Calcule o filtro de Wiener (filtro ótimo) de tal configuração em relação às estatísticas dos sinais envolvidos que você dispõe (conhece).

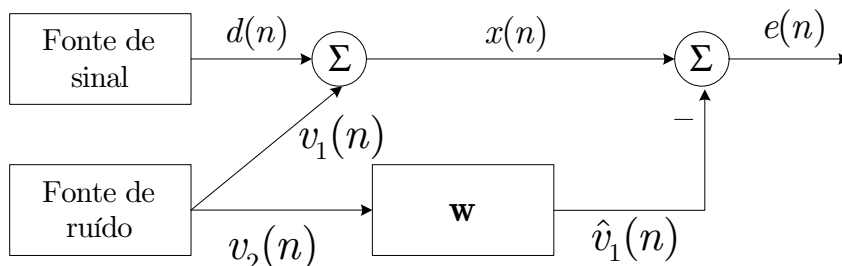


Figure 1: Esquema de cancelamento de ruído.



4. (Predição ótima) Seja um processo estocástico dado por

$$x(n) = s(n+a) + s(n-4a),$$

em que $S(n)$ é um processo estocástico WSS dado e a é uma constante.

Deseja-se filtrar o processo de tal forma obter-se um processo $D(s) = s(n-a)$, o qual também sabe-se que é um processo WSS. Suponha que o sinal $d(n)$ possua média nula e variância unitária.

- (a) Calcule o filtro, com dois coeficientes, que fornece a solução ótima em relação ao erro médio quadrático.
- (b) Calcule o preditor direto ótimo de passo unitário, com dois coeficientes, que fornece a solução ótima em relação ao erro médio quadrático.
- (c) Compare as soluções dos dois.

5. (Superfície de erro) Suponha que foram encontrados os seguintes coeficientes de autocorrelação: $r_x(0) = 1$ e $r_x(1) = 0$. Tais coeficientes foram obtidos de amostras corrompidas com ruído. Além disso, a variância do sinal desejado é $\sigma_d^2 = 24.40$ e o vetor de correlação cruzada é $\mathbf{p}_{xd} = [2 \ 4.5]^T$. Encontre:

- (a) O valor dos coeficientes do filtro de Wiener.
- (b) A superfície definida por $J(\mathbf{w})$. Faça um gráfico da mesma.

3 Lista 3: Algoritmos Recursivos

3.1 Algoritmo LMF

O algoritmo é apresentado e debatido no trabalho *The Least Mean Square Fourth (LMF) Algorithm and Its Family* (Widrow, 1984), que foi utilizado de inspiração para solução desse problema.

Escrevendo a definição de erro em função do sinal desejado e da saída, obtemos:

$$\begin{aligned}e(n) &= d(n) - y(n), \\e(n) &= d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n),\end{aligned}$$

Utilizando o gradiente do erro elevado a quarta ordem, é possível obter a expressão de recursão através de derivação implícita:

$$\begin{aligned}\nabla_{\mathbf{w}}\mathbb{E}\{e^4(n)\} &= \frac{\partial\mathbb{E}\{e^4(n)\}}{\partial\mathbf{w}} \\&= \mathbb{E}\left\{\frac{\partial e^4(n)}{\partial\mathbf{w}}\right\} \\&= \mathbb{E}\left\{\frac{\partial e^4(n)}{\partial e(n)} \cdot \frac{\partial e(n)}{\partial\mathbf{w}}\right\}\end{aligned}$$

Abrindo a expressão da derivação implícita, temos que:

$$\begin{aligned}\nabla_{\mathbf{w}}\mathbb{E}\{e^4(n)\} &= \mathbb{E}\left\{4e^3(n)\frac{\partial(d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n))}{\partial\mathbf{w}}\right\} \\&= \mathbb{E}\{4e^3(n)(0 - \mathbf{x}(n))\} \\&= -4\mathbb{E}\{e^3(n)\mathbf{x}(n)\}\end{aligned}$$

Dado o resultado obtido em função de $\mathbb{E}\{e^4(n)\}$, visando minimizá-lo é necessário que $x(n)$ seja ortogonal à $e(n)$. Isto implica que:

$$\mathbb{E}\{(d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n))^3\mathbf{x}(n)\} = 0$$

Ela permite demonstrar que a expressão converge em média, dado os seguintes parâmetros: σ_z^2 e λ_{\max} , respectivamente, variância do ruído e o maior autovalor λ_{\max} da matriz \mathbf{R}_x . Se o passo de aprendizado (μ_{LMF}) for definido tal que:

$$1 < \mu_{\text{LMF}} < \frac{1}{6\sigma_z^2\lambda_{\max}},$$

O algoritmo recursivo do LMF é obtido a partir das expressões acima, reproduzindo a expressão semelhante ao do gradiente descendente, utilizando em problemas seguintes, de modo que:

$$\begin{aligned}\mathbf{w}(n+1) &= \mathbf{w}(n) - \mu_{\text{LMF}}\mathbf{g}_w(n) \\&= \mathbf{w}(n) + 4\mu_{\text{LMF}}e^3(n)\mathbf{x}(n)\end{aligned}$$

3.2 Algoritmo LMS

Condição para convergência do algoritmo

O erro nos coeficientes do filtro à cada iteração está associado à condição de convergência. Relacionando o erro dos coeficientes em um iteração qualquer com o filtro ótimo: $\Delta \mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n) - \mathbf{w}_{\text{opt}}$.

E isso permite aplicar a função de recursão do LMS, de modo que:

$$\begin{aligned}\Delta \mathbf{w}(n+1) &= \Delta \mathbf{w}(n) + 2\mu e(n)\mathbf{x}(n) \\ &= \Delta \mathbf{w}(n) + 2\mu \mathbf{x}(n) [e_{\text{opt}}(n) - \mathbf{x}^T(n)\Delta \mathbf{w}(n)] \\ &= [\mathbf{I} - 2\mu \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)] \Delta \mathbf{w}(n) + 2\mu e_{\text{opt}}(n)\mathbf{x}(n)\end{aligned}$$

Aplicando o operador esperança em ambos os lados da expressão e reescrevendo o lado direito, partindo das relações $e(n) = e^T(n)$.

$$\begin{aligned}\mathbb{E}\{\Delta \mathbf{w}(n+1)\} &= \mathbb{E}\{[\mathbf{I} - 2\mu \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)] \Delta \mathbf{w}(n) + 2\mu e_{\text{opt}}(n)\mathbf{x}(n)\} \\ &= \mathbb{E}\{[\mathbf{I} - 2\mu \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)] \Delta \mathbf{w}(n)\} + 2\mu \mathbb{E}\{e_{\text{opt}}(n)\mathbf{x}(n)\}\end{aligned}$$

Como em problemas anteriores, utilizamos novamente a vantagem do operador esperança ser um operador linear. Então, se temos simultaneamente que: $\mathbf{x}(n)$ é ortogonal a $e_{\text{opt}}(n)$ e $\Delta \mathbf{w}(n)$, logo:

$$\begin{aligned}\mathbb{E}\{\Delta \mathbf{w}(n+1)\} &= [\mathbf{I} - 2\mu \mathbb{E}\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\}] \mathbb{E}\{\Delta \mathbf{w}(n)\} \\ &= (\mathbf{I} - 2\mu \mathbf{R}_x) \mathbb{E}\{\Delta \mathbf{w}(n)\}\end{aligned}$$

Visando obter uma matriz diagonal para facilitar a análise de condicionamento do algoritmo, assume-se a existência uma matriz unitária que diagonaliza \mathbf{R}_x , \mathbf{Q} , onde:

$$\begin{aligned}\mathbb{E}\{\mathbf{Q}^T \Delta \mathbf{w}(n+1)\} &= (\mathbf{I} - 2\mu \mathbf{Q}^T \mathbf{R}_x \mathbf{Q}) \mathbb{E}\{\Delta \mathbf{w}(n)\} \\ &= (\mathbf{I} - 2\mu \mathbf{Q}^T \mathbf{R}_x \mathbf{Q}) \mathbf{Q} \mathbf{Q}^T \mathbb{E}\{\Delta \mathbf{w}(n)\} \\ &= (\mathbf{I} - 2\mu \mathbf{Q}^T \mathbf{R}_x \mathbf{Q}) \mathbb{E}\{\mathbf{Q}^T \Delta \mathbf{w}(n)\}\end{aligned}$$

Reorganizando, tem-se que:

$$\mathbb{E}\{\Delta \mathbf{w}'(n+1)\} = (\mathbf{I} - 2\mu \mathbf{\Lambda}) \mathbb{E}\{\Delta \mathbf{w}'(n)\}$$

A expressão anterior, pode ser expandida à esquerda para a análise de convergência do filtro, de modo que:

$$\begin{aligned}\mathbb{E}\{\Delta \mathbf{w}'(n+1)\} &= (\mathbf{I} - 2\mu \mathbf{\Lambda})^{n+1} \mathbb{E}\{\Delta \mathbf{w}'(0)\} \\ &= \text{diag}[(1 - 2\mu \lambda_1)^{n+1}, (1 - 2\mu \lambda_2)^{n+1}, \dots, (1 - 2\mu \lambda_N)^{n+1}] \mathbb{E}\{\Delta \mathbf{w}'(0)\}\end{aligned}$$

Onde $\text{diag}(\cdot)$ é uma matriz diagonal contendo cada autovalor da matriz de autocorrelação, $\lambda_n \forall n \in \{1, \dots, N\}$. Isso permite avaliar a condição de estabilidade apenas com propriedades relacionadas à λ .

Finalmente, de acordo com a expressão anterior, temos que para garantir estabilidade na convergência, é necessário que o passo de aprendizado do algoritmo μ esteja contido entre 0 e o maior autovalor. Desta forma é possível garantir que a medida que as dimensões dessa matriz aumenta, os valores vão reduzir, tendendo a zero:

$$0 < \mu < \frac{1}{\lambda_{\text{max}}}$$

Erro em excesso em média quadrática

Organizar

3.3 Algoritmo LMS Normalizado

Organizar

Em acórdância com o livro texto da disciplina a expressão de atualização dos coeficientes de filtro para o algoritmo NLMS é dada por

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \frac{\mu_{norm}}{\gamma + \mathbf{x}^T(k)\mathbf{x}(k)} \mathbf{e}(k)\mathbf{x}(k), \quad (3.1)$$

e considerando que o valor médio do passo de aprendizado aplicado na direção LMS $2\mathbf{e}(k)\mathbf{x}(k)$ é descrito por $\frac{\mu_{norm}}{2\text{tr}(\mathbf{R}_{\mathbf{xx}})}$, então é possível chegar no seguinte limite superior para o valor de convergência se compararmos diretamente as fórmulas de atualização do LMS padrão com o LMS normalizado

$$0 < \frac{\mu_{norm}}{2\text{tr}(\mathbf{R}_{\mathbf{xx}})} < \frac{1}{\text{tr}(\mathbf{R}_{\mathbf{xx}})}, \quad (3.2)$$

$$0 < \mu_{norm} < 2, \quad (3.3)$$

3.4 Equalização de Canais

Organizar

3.4.1 Equalizado Ótimo e plano Z

Considerando um sinal gaussiano branco $x(n)$ a saída do canal pode ser prontamente obtida por

$$y(n) = x(n) + 1.6x(n-1), \quad (3.4)$$

e a matriz de autocorrelação será então dada por

$$\mathbf{R}_y = \begin{bmatrix} \mathbb{E}\{y(n)y^H(n)\} & \mathbb{E}\{y(n)y^H(n-1)\} \\ \mathbb{E}\{y(n-1)y^H(n)\} & \mathbb{E}\{y(n-1)y^H(n-1)\} \end{bmatrix}, \quad (3.5)$$

onde podemos calcular os valores teóricos para as correlações da seguinte forma se assumirmos que existe independência entre amostras distintas e que o sinal é média nula

$$\begin{aligned} \mathbb{E}\{y(n)y^H(n)\} &= \mathbb{E}\{\mathbf{x}^2(n) + 1.6\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^H(n-1) + 1.6\mathbf{x}(n-1)\mathbf{x}^H(n) \\ &\quad + 2.56\mathbf{x}^2(n-1)\} = 3.56, \\ \mathbb{E}\{y(n)y^H(n-1)\} &= \mathbb{E}\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^H(n-1) + 1.6\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^H(n-2) + 1.6\mathbf{x}(n-1)\mathbf{x}^H(n-1) \\ &\quad + 2.56\mathbf{x}(n-1)\mathbf{x}^H(n-2)\} = 1.60, \\ \mathbb{E}\{y(n-1)y^H(n)\} &= \mathbb{E}\{\mathbf{x}(n-1)\mathbf{x}^H(n) + 1.6\mathbf{x}(n-1)\mathbf{x}^H(n-1) + 1.6\mathbf{x}(n-2)\mathbf{x}^H(n) \\ &\quad + 2.56\mathbf{x}(n-2)\mathbf{x}^H(n-1)\} = 1.60, \\ \mathbb{E}\{y(n-1)y^H(n-1)\} &= \mathbb{E}\{\mathbf{x}^2(n-1) + 1.6\mathbf{x}(n-1)\mathbf{x}^H(n-2) + 1.6\mathbf{x}(n-2)\mathbf{x}^H(n-1) \\ &\quad + 2.56\mathbf{x}(n-2)^2\} = 3.56, \end{aligned}$$

podendo assim descrever a matriz de autocorrelação teórica e sua inversa como

$$\mathbf{R}_y = \begin{bmatrix} 3.56 & 1.60 \\ 1.60 & 3.56 \end{bmatrix}, \quad (3.6)$$

$$\mathbf{R}_y^{-1} = \frac{1}{3.56^2 - 1.6^2} \begin{bmatrix} 3.56 & -1.60 \\ -1.60 & 3.56 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.35 & -0.16 \\ -0.16 & 0.35 \end{bmatrix}. \quad (3.7)$$

Já o vetor de correlação cruzada teórico pode ser descrito por

$$\mathbf{p}_{yd} = \begin{bmatrix} \mathbb{E}\{y(n)d(n)\} \\ \mathbb{E}\{y(n-1)d(n)\} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad (3.8)$$

pois queremos que o sinal de saída tenha a maior correlação possível com o sinal desejado de um mesmo instante mas continue sendo independente de um sinal de um instante temporal diferente. Desse modo, podemos obter o equalizador ótimo segundo o critério de Wiener como

$$\mathbf{w}_{\text{opt}} = \mathbf{R}_y^{-1} \mathbf{p}_{yd} = \begin{bmatrix} 0.35 \\ -0.16 \end{bmatrix}. \quad (3.9)$$

Por fim, abaixo segue o traçado para os zeros das funções de transferência tanto do canal quanto do filtro ótimo em azul e em vermelho, respectivamente.

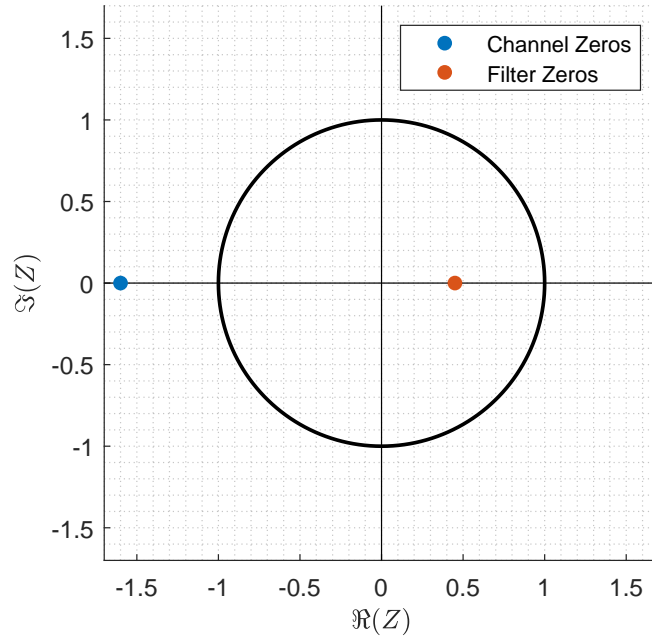


Figura 3.1: Zeros do canal e do equalizador no plano-z.

3.4.2 Filtro de Erro de Predição Direta de Passo Unitário

De forma semelhante ao abordado anteriormente temos que o filtro de predição direta de passo unitário é dado por

$$\hat{x}(n) = \sum_{i=k}^{M+k-1} w_{f,i} x(n-i) = \sum_{i=1}^2 w_{f,i} x(n-i) = \mathbf{w}_f^T \mathbf{x}(n-1), \quad (3.10)$$

onde o erro quadrático médio é dado por

$$\mathbb{E}\{e^2(n)\} = \mathbb{E}\{(x(n) - \hat{x}(n))^2\} = \mathbf{r}_x(0) - 2\mathbf{w}_f^T \mathbf{r}_{x,f} + \mathbf{w}_f^T \mathbf{R}_x \mathbf{w}_f, \quad (3.11)$$

onde a solução ótima será dada por

$$\mathbf{w}_{f,\text{opt}} = \mathbf{R}_x^{-1} \mathbf{r}_{x,f}. \quad (3.12)$$

Teremos assim que a mesma matriz de autocorrelação e o vetor de correlação cruzada serão definidos por

$$\mathbf{R}_y = \begin{bmatrix} 3.56 & 1.60 \\ 1.60 & 3.56 \end{bmatrix}, \quad (3.13)$$

$$\mathbf{r}_{y,f} = \begin{bmatrix} r_y(1) \\ r_y(2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbb{E}\{y(n)y(n-1)\} \\ \mathbb{E}\{y(n)y(n-2)\} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.60 \\ 0 \end{bmatrix}. \quad (3.14)$$

Por essa razão temos

$$\mathbf{w}_{f,\text{opt}} = \begin{bmatrix} 0.35 & -0.16 \\ -0.16 & 0.35 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1.60 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.56 \\ -0.26 \end{bmatrix}. \quad (3.15)$$

Em seguida, podemos obter os zeros do filtro como

$$W(z) = 0.56 - 0.26z^{-1}, \quad (3.16)$$

$$0 = 0.56 - 0.26z^{-1}, \quad (3.17)$$

$$z = 0.45, \quad (3.18)$$

que é o mesmo zero do equalizador definido anteriormente.

3.4.3 Curvas de MSE e de Nível dos algoritmos

Ok

Como apresentado anteriormente, na seção 2, questão 5, o conceito de superfície de erro utilizado para traçar as curvas de nível e MSE é baseado respectivamente nas funções $J(w) = \sigma_d^2 - 2\mathbf{w}^\top \mathbf{p}_{\mathbf{X}d} + w^\top \mathbf{R}_X \mathbf{w}$ e $J(w) = \mathbb{E}\{e^2(n)\}$.

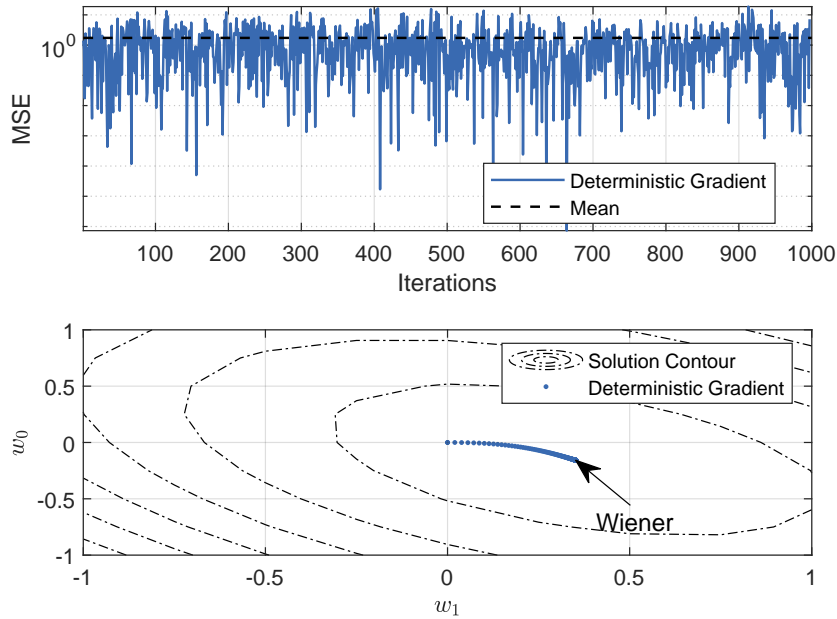


Figura 3.2: Resultados da implementação do algoritmo gradiente determinístico com $N = 1000$ amostras, filtro de ordem $M = 2$ e parâmetro $\mu = 10^{-2}$. **Superior:** Evolução da curva MSE. **Inferior:** Caminho percorrido até o ponto de convergência, i.e, filtro de Wiener.

As Figuras 3.2, 3.3, 3.4 e 3.5 apresentam o comportamento do erro quadrático médio (MSE) e as curvas de convergência sobre a superfície MSE para cada algoritmos implementado. A ordem de $M = 2$ foi utilizada para todos os filtros, conseqüentemente o vetor de pesos na atualização possui apenas 2 coeficientes atualizados por iteração. O desempenho médio de todos é muito semelhante, com certa vantagem para o NLMS.

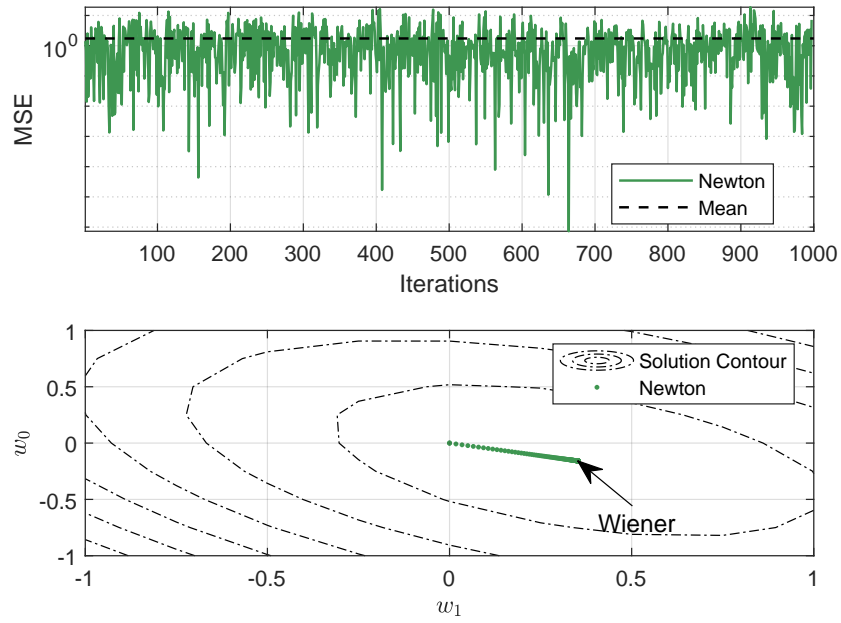


Figura 3.3: Resultados da implementação do algoritmo Newton com $N = 1000$ amostras, filtro de ordem $M = 2$ e parâmetro $\mu = 0.5 \times 10^{-2}$. **Superior:** Evolução da curva MSE. **Inferior:** Caminho percorrido até o ponto de convergência, i.e, filtro de Wiener.

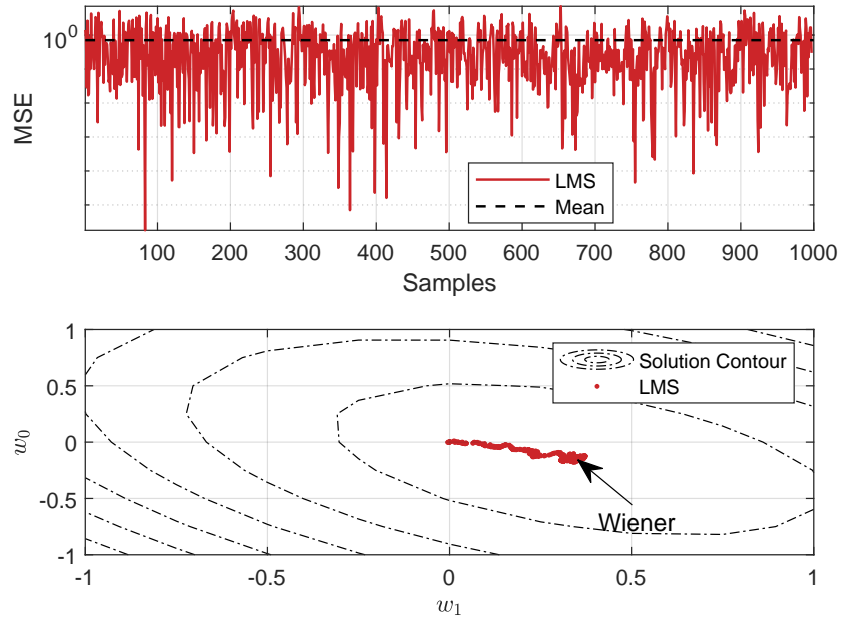


Figura 3.4: Resultados da implementação do algoritmo LMS com $N = 1000$ amostras, filtro de ordem $M = 2$ e parâmetro $\mu = 10^{-3}$. **Superior:** Evolução da curva MSE. **Inferior:** Caminho percorrido até o ponto de convergência, i.e, filtro de Wiener.

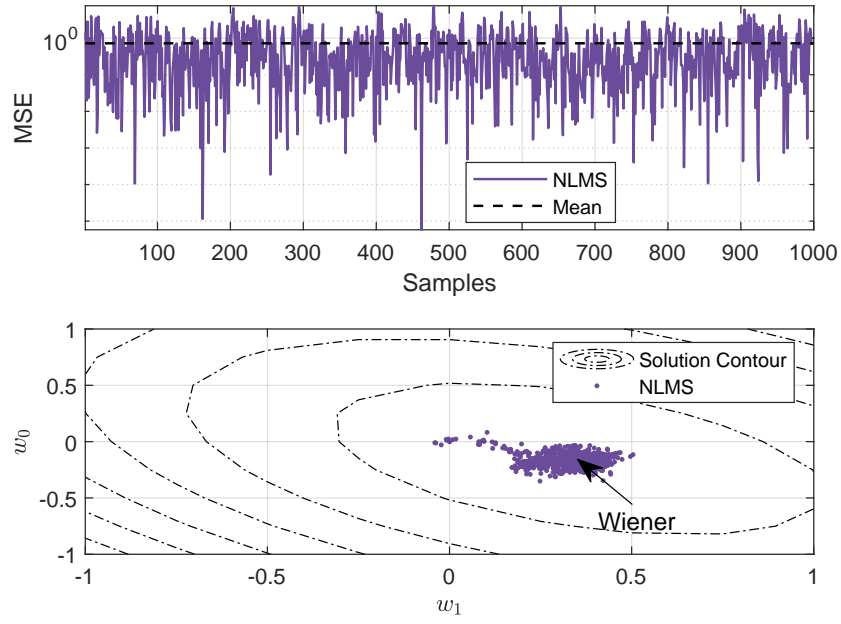


Figura 3.5: Resultados da implementação do algoritmo NLMS com $N = 1000$ amostras, filtro de ordem $M = 2$ e parâmetros $\mu = 0.5 \times 10^{-1}$ and $\gamma = 0.5$. **Superior:** Evolução da curva MSE. **Inferior:** Caminho percorrido até o ponto de convergência, i.e, filtro de Wiener.

Para os métodos determinísticos, é possível observar que há convergência organizada e suave. Isso é esperado, dado que o algoritmo utiliza o conhecimento dos coeficientes ideais do filtro. Enquanto para os métodos estocásticos, é visível algumas regiões de desordem na convergência, isso é dado como consequência da utilização das aproximações estatísticas instantâneas do sinal para o cálculo dos coeficientes. Ao comparar o LMS e sua versão normalizada, o primeiro apresenta uma maior estabilidade de convergência, enquanto o segundo apresentar uma nuvem de pontos bem menos densa em torno da solução de Wiener, além de pontos que aparentemente se afastam da solução, consequência das iterações iniciais.

3.4.4 Número de condicionamento

O número de condicionamento pode ser prontamente obtido pela expressão

$$\mathbb{C}(\mathbf{R}_x) = \frac{\lambda_{\max}}{\lambda_{\min}}, \quad (3.19)$$

onde λ_{\max} e λ_{\min} são os autovalores máximo e mínimo da matriz de autocorrelação, respectivamente. Por meio de um software matemático foi possível obter os seguintes autovalores para a matriz de autocorrelação teórica

$$\mathbb{C}(\mathbf{R}_x) = \frac{5.16}{1.96} = 2.63, \quad (3.20)$$

onde talvez seja importante ressaltar que também poderíamos ter obtido os autovalores resolvendo a equação do polinômio característico da matriz de autocorrelação que é dada por

$$\lambda^2 - 7.12\lambda + 10.11 = 0. \quad (3.21)$$

3.4.5 Modelo de canal para número de condicionamento menor/maior que 5

Comente os resultados.

Inicialmente podemos escrever a matriz de correlação contabilizando a contribuição dos coeficientes do canal para os elementos individuais

$$\mathbf{R}_y = \begin{bmatrix} a_0 + a_1^2 & a_1 \\ a_1 & a_0 + a_1^2 \end{bmatrix}, \quad (3.22)$$

onde a função de transferência do canal seria dada por $H(z) = a_0 + a_1 z^{-1}$. A partir dessa matriz de autocorrelação genérica podemos então definir o seguinte polinômio característico

$$(\lambda - a_0 + a_1^2)^2 - a_1^2 = 0, \quad (3.23)$$

$$\underbrace{\lambda^2 - 2(a_0 + a_1^2)\lambda + (a_0 + a_1^2)^2 - a_1^2}_b = 0, \quad (3.24)$$

$$\lambda^2 + b\lambda + c = 0, \quad (3.25)$$

onde sabemos que a solução é facilmente obtida pela fórmula de Bháskara. A partir disso podemos definir o número de condicionamento como

$$\mathbb{C}(\mathbf{R}_x) = \frac{\lambda_{\max}}{\lambda_{\min}}, \quad (3.26)$$

$$\mathbb{C}(\mathbf{R}_x) = \frac{-b + \sqrt{b^2 - 4c}}{-b - \sqrt{b^2 - 4c}}, \quad (3.27)$$

$$\mathbb{C}(\mathbf{R}_x) = \frac{2(a_0 + a_1^2) + \sqrt{4(a_0 + a_1^2)^2 - 4(a_0 + a_1^2)^2 + 4a_1^2}}{2(a_0 + a_1^2) - \sqrt{4(a_0 + a_1^2)^2 - 4(a_0 + a_1^2)^2 + 4a_1^2}}, \quad (3.28)$$

$$\mathbb{C}(\mathbf{R}_x) = \frac{2(a_0 + a_1^2) + 2a_1}{2(a_0 + a_1^2) - 2a_1}, \quad (3.29)$$

$$\mathbb{C}(\mathbf{R}_x) = \frac{a_0 + a_1^2 + a_1}{a_0 + a_1^2 - a_1}, \quad (3.30)$$

assim temos agora uma fórmula para o número de condicionamento da matriz de autocorrelação com base nos coeficientes de canal. A partir disso basta que as seguintes inequações sejam atendidas para que obtenhamos um número de condicionamento maior ou menor do que o requerido

$$a_0 + a_1^2 + a_1 \geq 5(a_0 + a_1^2 - a_1), \quad (3.31)$$

$$a_0 + a_1^2 + a_1 \leq 5(a_0 + a_1^2 - a_1). \quad (3.32)$$

3.5 Identificação de Sistemas

Organizar

$$H(z) = \frac{1 - z^{-12}}{1 - z^{-1}} \quad (3.33)$$

1. Calcule o limite superior para μ (ou seja μ_{\max}) para garantir a estabilidade do algoritmo.

Solução:

Para garantirmos a estabilidade do algoritmo precisamos apenas obter o valor numérico do maior autovalor definido pela matriz de autocorrelação do problema. Desse modo, podemos simplificar a função de transferência por meio da seguinte manipulação algébrica

$$\begin{aligned} H(z) &= \frac{1 - z^{-12}}{1 - z^{-1}}, \\ H(z) &= \frac{(1 - z^{-1})(1 + z^{-1} + z^{-2} + z^{-3} + z^{-4} + z^{-5} + z^{-6} + z^{-7} + z^{-8} + z^{-9} + z^{-10} + z^{-11})}{1 - z^{-1}}, \\ H(z) &= 1 + z^{-1} + z^{-2} + z^{-3} + z^{-4} + z^{-5} + z^{-6} + z^{-7} + z^{-8} + z^{-9} + z^{-10} + z^{-11}, \end{aligned}$$

e tomando a transformada z inversa da função de transferência chega-se a seguinte saída de um sinal transmitido por esse canal

$$\begin{aligned} y(n) &= x(n) + x(n-1) + x(n-2) + x(n-3) + x(n-4) + x(n-5) + x(n-6) + x(n-7) \\ &\quad + x(n-8) + x(n-9) + x(n-10) - x(n-11), \end{aligned}$$

Em sequência é possível utilizar um software matemático para obter uma estimação para a matriz de autocorrelação

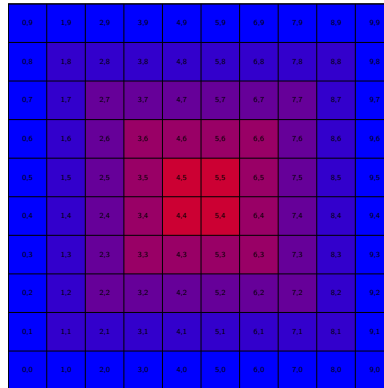


Figura 3.6: Matriz de autocorrelação estimada após 10000 realizações para retirada do comportamento médio

onde a análise de autovalores de \mathbf{R}_{xx} resulta no seguinte intervalo de convergência para o passo de aprendizado

$$0 < \mu < \frac{1}{\lambda_{\max}} = \frac{1}{97} \approx 0.01, \quad (3.34)$$

e assim $\mu_{\max} \approx 0.01$.

2. Execute o algoritmo para $\frac{\mu_{\max}}{2}$, $\frac{\mu_{\max}}{10}$ e $\frac{\mu_{\max}}{50}$. Comente sobre o comportamento da convergência de cada caso.

Solução:

Nas Figuras 3.7, 3.8 e 3.9 podemos verificar o comportamento da convergência do algoritmo para esse problema. A princípio é possível confirmar que existe uma diminuta piora quanto ao desempenho dos algoritmos a medida que o passo de aprendizado desce. Isso pode ser explicado pois a medida que μ fica menor a flexibilidade de adaptação do algoritmo é reduzida. Assim, para passos de aprendizado muito pequenos é mais difícil para o filtro conseguir acompanhar as mudanças no canal provocadas pelo impacto de componentes ruidosas e pela resposta em frequência do canal.

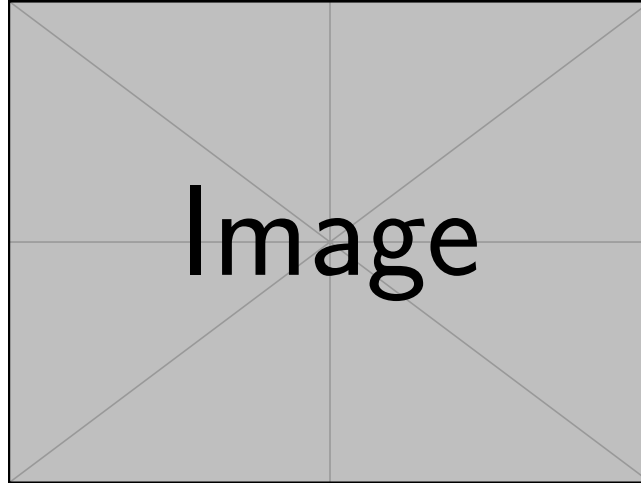


Figura 3.7: Amostras = 1000, $M = 15$, $\mu = \frac{\mu_{\max}}{2}$

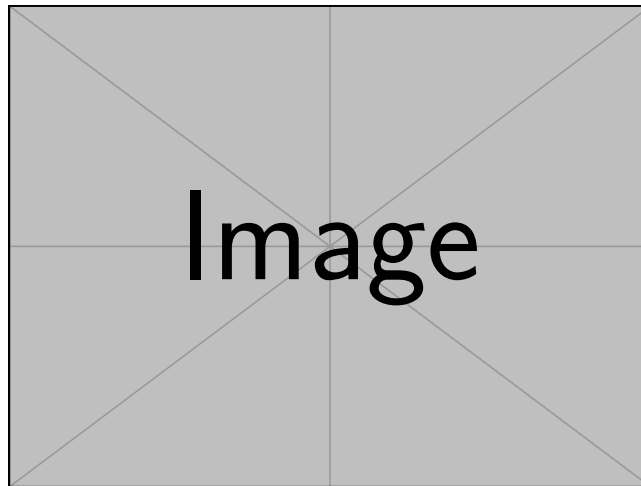


Figura 3.8: Amostras = 1000, $M = 15$, $\mu = \frac{\mu_{\max}}{10}$

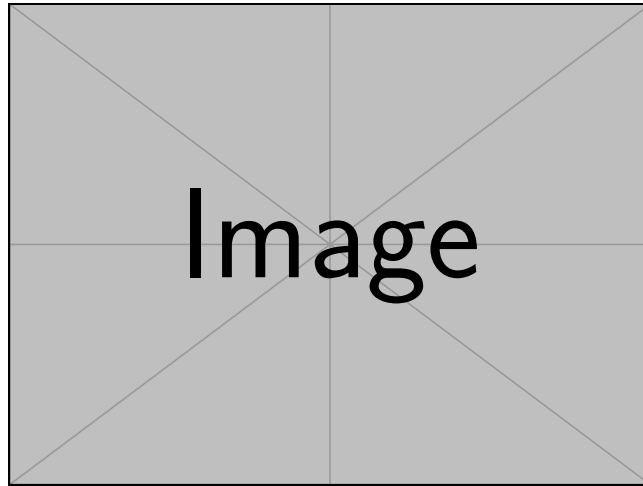


Figura 3.9: Amostras = 1000, $M = 15$, $\mu = \frac{\mu_{\max}}{50}$

3. Meça o desajuste (misadjustment) em cada exemplo e comparar com os resultados obtidos pela solução teórica (Eq. (3.50) do livro texto)

Solução:

O desajuste pode ser aproximado por

$$M = \frac{\xi_{\text{excesso}}}{\xi_{\text{min}}} \approx \frac{\mu \text{tr}(\mathbf{R}_x)}{1 - \mu \text{tr}(\mathbf{R}_x)}, \quad (3.35)$$

e a partir dessa expressão foi possível obter a seguinte tabela

	Empírico	Téorico
$\frac{\mu_{\max}}{2}$	-1.3865	-1.3846
$\frac{\mu_{\max}}{10}$	+2.5392	+2.5714
$\frac{\mu_{\max}}{50}$	+0.1675	+0.1682

Os resultados foram obtidos por uso de software matemático e os códigos estão disponíveis juntamente com este relatório.

4. Mostre o gráfico da resposta em frequência do filtro FIR em qualquer uma das iterações após a convergência ser obtida e compare com o sistema desconhecido.

Solução:

A resposta em frequência do filtro está disponível nas Figuras 3.10, 3.11 e 3.13 para os casos $\frac{\mu_{\max}}{2}$, $\frac{\mu_{\max}}{10}$ e $\frac{\mu_{\max}}{50}$, respectivamente. É possível ver que a resposta em frequência do filtro tende a se aproximar da resposta em frequência do sistema quanto maior o passo de aprendizado, pois quanto maior μ mais facilidade tem o filtro em acompanhar as variações do canal. No caso extremo onde temos um passo de aprendizado $\frac{\mu_{\max}}{50}$ é possível verificar que a resposta em frequência do filtro é uma versão consideravelmente amortecida da resposta original do canal. Ademais, na Figura 3.12 vemos a evolução temporal do filtro para as primeiras 100 amostras quando temos a resposta em frequência dada na Figura 3.10.

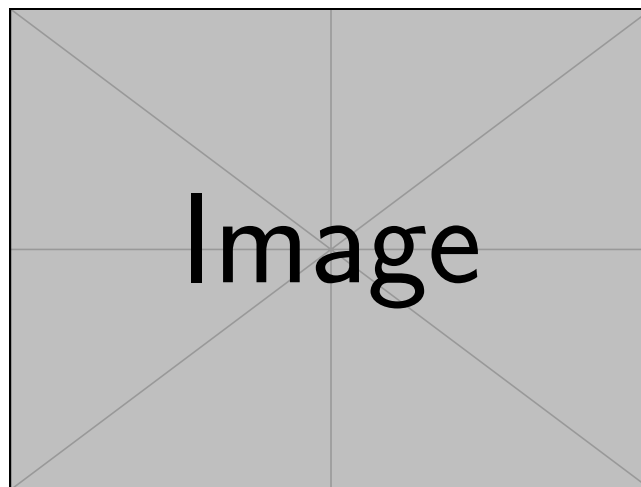


Figura 3.10: Amostras = 1000, $M = 15$, $\mu = \frac{\mu_{\max}}{2}$

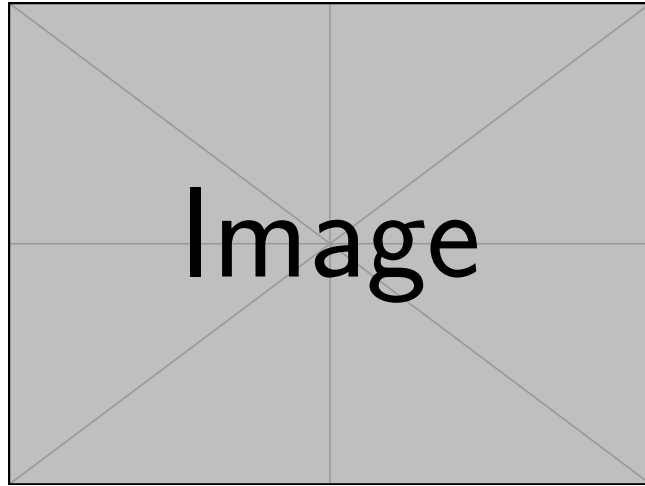


Figura 3.11: Amostras = 1000, $M = 15$, $\mu = \frac{\mu_{\max}}{10}$

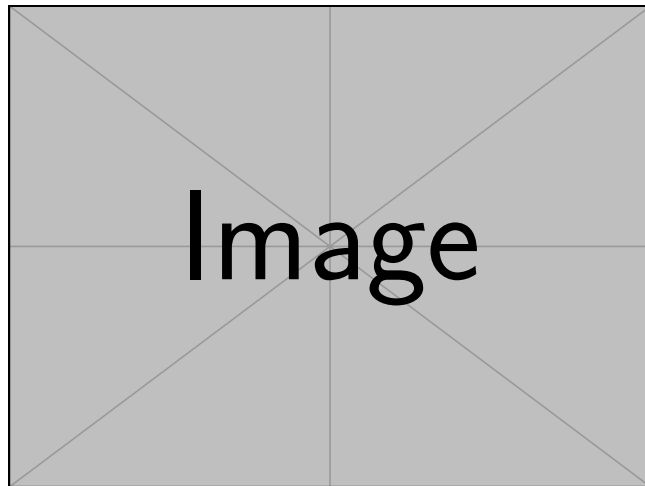


Figura 3.12: Amostras = 1000, $M = 15$, $\mu = \frac{\mu_{\max}}{50}$

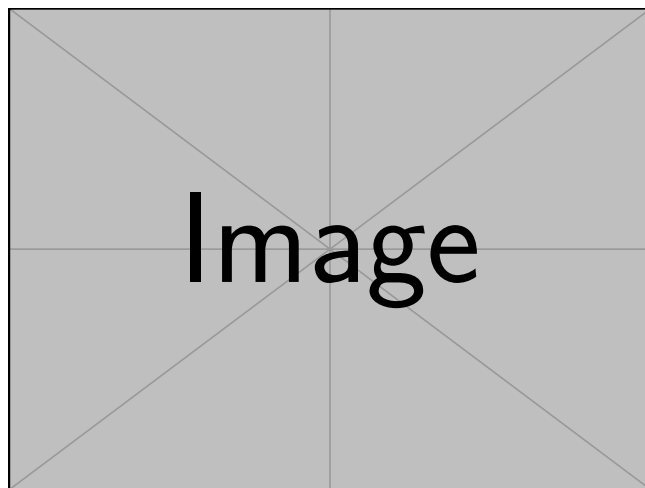


Figura 3.13: Amostras = 1000, $M = 15$, $\mu = \frac{\mu_{\max}}{2}$

3.6 Equalização Adaptativa

Organizar

$$H(z) = 0.5 + 1.2z^{-1} + 1.5z^{-2} + z^{-3}, \quad (3.36)$$

e deseja-se projetar um equalizador para o mesmo. A estrutura do equalizador é mostrada na Figura abaixo. Os símbolos $s(n)$ são transmitidos através de um canal e corrompidos por ruído aditivo gaussiano branco complexo $v(n)$. O sinal recebido $x(n)$ é processado pelo equalizador FIR para gerar estimativas $\tilde{s}(n - \delta)$, as quais são passadas por um dispositivo decisor gerando símbolos $\hat{s}(n - \delta)$. O equalizador possui dois modos de operação: um modo de treinamento durante o qual uma versão atrasada e replicada da sequência de entrada é usada como o sinal de referência (desejado) e um modo dirigido por decisão no qual a saída do dispositivo de decisão substitui a sequência de referência. O sinal de entrada $s(n)$ é escolhido de uma constelação QAM (por exemplo, 4-QAM, 16-QAM, 64-QAM ou 256-QAM).

1. Faça um programa que treine o filtro adaptativo com 500 símbolos de uma constelação 4-QAM, seguindo de uma operação dirigida por decisão de 5000 símbolos de uma constelação 16-QAM. Escolha a variância do ruído σ_v^2 de maneira que ela promova uma relação sinal ruído de 30 db na entrada do equalizador. Note que os símbolos escolhidos não têm variância unitária. Por esta razão, a a variância do ruído necessita ser ajustada adequadamente para cada uma das diferentes modulações (constelações) QAM para fornecer o nível de SNR desejado. Escolha $\delta = 15$ e o comprimento do equalizador $M = 15$. Mostre os gráficos da evolução temporal de $s(n)$, $x(n)$ e $\tilde{s}(n - \delta)$. Use o LMS-normalizado com um fator de passo de $\mu = 0.4$.

Solução:

Os resultados estão nas Figuras 3.14 e 3.15. A evolução temporal do MSE apresenta comportamento similar aos resultados apresentados anteriormente com o MSE possuindo uma grande variação mesmo após a convergência. Por fim, também é possível ver na figura seguinte o impacto no filtro na filtragem de um sinal modulado por 16-QAM. É visível que a estimação conseguiu separar o sinal transmitido em diferentes regiões de decisão e assim seria necessário ao fim desse processo passar esse sinal filtrado por um decisor para que fosse obtida uma aproximação do sinal originalmente transmitido. Ademais, foi implementado um simples processo de aprendizado utilizando algumas amostras de sinais 4-QAM para o treinamento do filtro com o objetivo de facilitar ou acelerar a convergência quando o sinal 16-QAM fosse filtrado.

Além disso, na Figura 3.16 é possível acompanhar a evolução temporal do sinal filtrado e do sinal original para dois momentos distintos. No primeiro, temos a adaptação do filtro para as primeiras 100 amostras e previsivelmente confirmamos que o filtro possui ainda dificuldades em acompanhar o canal nas primeiras amostras. Já no segundo momento temos as últimas 100 amostras do filtro e podemos entender a partir disso que o filtro agora tem capacidade de acompanhar o canal de forma mais eficiente, embora ainda existam momentos onde erros ocorrem. Esses erros podem ser ocasionados pelas interferências ruidosas que provocam erros de detecção na hora de avaliar as constelações aproximadas que saem do processo de filtragem.

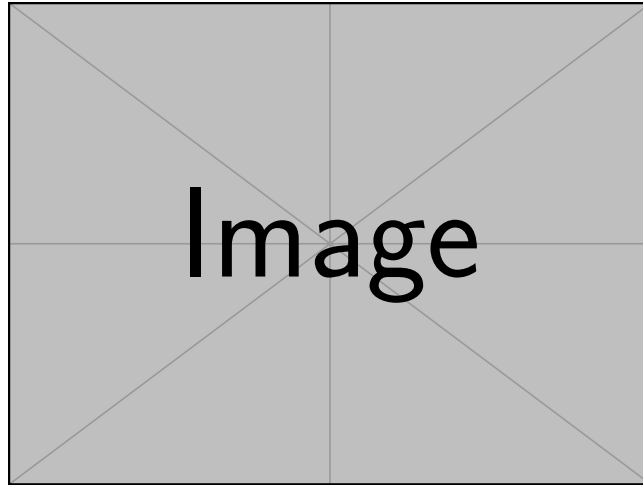


Figura 3.14: Amostras = 5000, $M = 15$, $\mu = 0.4$

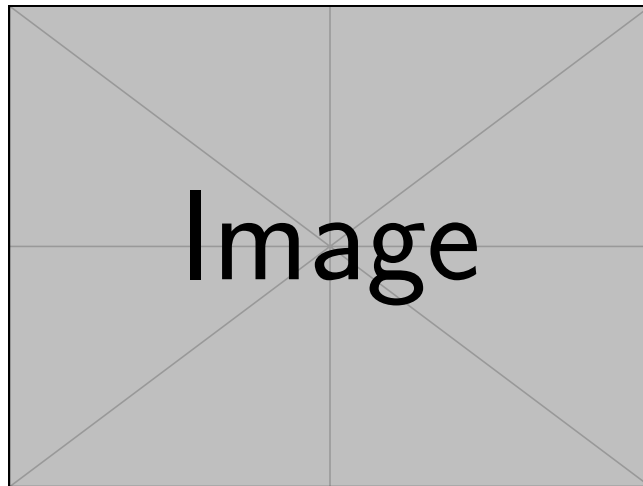


Figura 3.15: Amostras = 5000, $M = 15$, $\mu = 0.4$

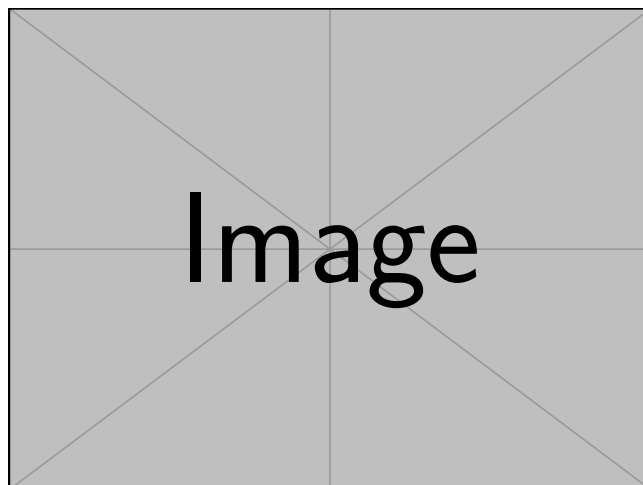


Figura 3.16: Amostras = 5000, $M = 15$, $\mu = 0.4$

2. Para os mesmos parâmetros do item (a), plote e compare os gráficos de evolução que seriam resultante se o equalizador fosse treinado com 150, 300 e 500 iterações. Use o LMS com um $\mu = 0.001$.

Solução:

O resultado está na Figura 3.17. Particularmente não pude distinguir notáveis diferenças de desempenho ao considerar diferentes tamanhos de sequências de treinamento.

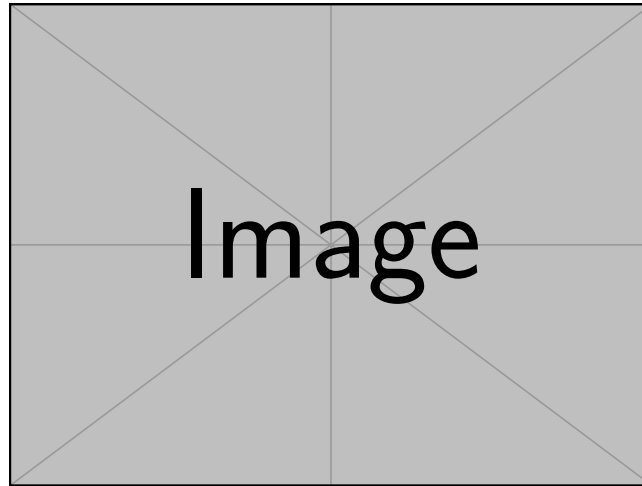


Figura 3.17: Amostras = 5000, $M = 15$, $\mu = 0.001$

3. Assuma agora que os dados transmitidos foram gerados de uma constelação 256-QAM ao invés de 16-QAM. Plote os gráficos da evolução do sinal na saída do equalizador quando treinado usando o LMS-normalizado e 500 símbolos de treinamento.

Solução:

Os resultados estão nas Figuras 3.18 e 3.19. É possível verificar na primeira figura que a evolução do MSE aconteceu apesar de uma considerável variação ao final da convergência. Já em relação a figura seguinte, onde transmitimos um sinal 256-QAM e utilizamos um filtro treinado por um sinal 4-QAM, é possível verificar que inicialmente o filtro demonstrou dificuldade em acompanhar a evolução do canal. Por fim, em um segundo momento é apresentado a evolução temporal considerando as ultimas amostras do sinal e aqui podemos visualizar que, embora ainda existam uma quantidade considerável de erros por se tratar de uma modulação de ordem elevada, o filtro consegue se aproximar com um pouco mais de facilidade do sinal original.

Adicionalmente, para termos uma melhor interpretação do desempenho desse filtro seria necessário utilizar uma métrica como a SER ou BER e comparar o impacto de diferentes modulações no desempenho do algoritmo de filtragem. Isso se deve pois quando utilizamos um decisor o símbolo filtrado pode ser alocado para uma região da constelação da modulação a qual não pertence. Entretanto, tais erros de decisão so são aparente quando utilizamos uma métrica capaz de capturar tal fenômeno.

4. Gerar as curvas de taxa de erro de símbolo (SER, do inglês Symbol Error Rate) versus SNR na entrada do equalizador para símbolos de constelações 4, 16, 64 e 256-QAM. Faça SNR variar de 5dB a 30dB.

Solução:

Os resultados estão na Figura 3.20. Assim, podemos analisar o real desempenho do filtro quando associado a um equalizador que desconhece o sinal verdadeiro. É possível

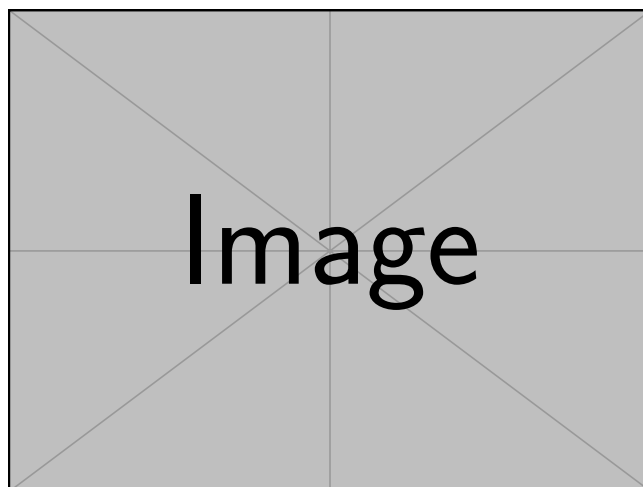


Figura 3.18: Amostras = 5000, $M = 15$, $\mu = 0.4$

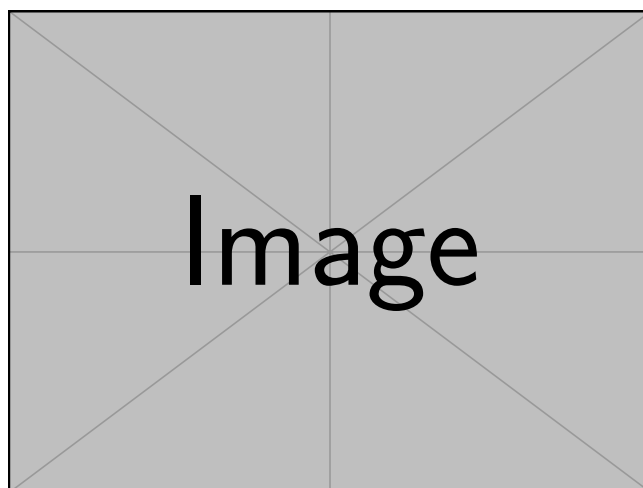


Figura 3.19: Amostras = 5000, $M = 15$, $\mu = 0.4$

verificar que a medida que a ordem de modulação aumenta o desempenho sofre uma considerável piora. Existem duas principais razões para explicar esse comportamento. A primeira vem justamente do tamanho das constelações digitais que a medida que a ordem aumenta tem uma menor região de decisão associada aos seus símbolos. Desse modo, o sinal transmitido fica sujeito a interferências de componentes ruidosas do canal pois as divisórias entre as diversas regiões de decisão dos símbolos da modulação ficam menores e erros de decisão irão acontecer com maior frequência. A segunda razão poderia ser explicada pelo fato do filtro ter sido inicialmente treinado utilizando símbolos modulados com 4-QAM, mas provavelmente isso é insuficiente quando a ordem de modulação do sinal transmitido cresce. Ademais, vale ressaltar que não houve erros para $\text{SNR} = 30$ dB quando se transmitiu sinais 4-QAM, entretanto como foram utilizados apenas 1000 realizações de Monte Carlo não foi possível capturar erros para esse ponto específico de SNR.

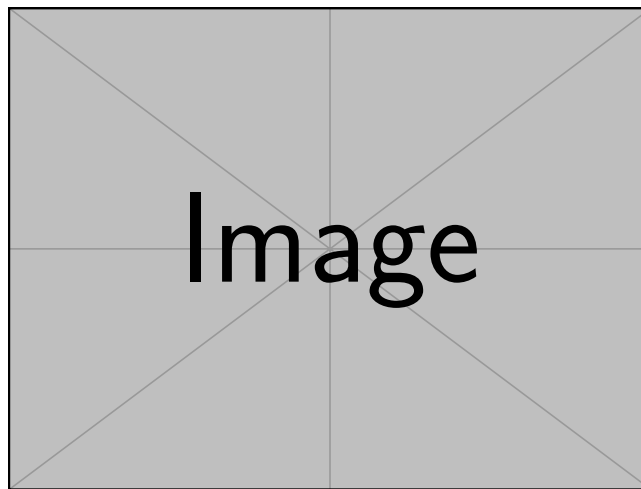


Figura 3.20: Amostras = 5000, $M = 15$, $\mu = 0.4$



Filtragem Adaptativa - TIP 7188

Prof. Dr. Charles Casimiro Cavalcante
Prof. Dr. Guilherme de Alencar Barreto

Período: 2022.2

Lista de Exercícios No. 3: Algoritmos Recursivos

- 1. (Algoritmo LMF)** Deseja-se minimizar a função objetivo $E\{e^4(n)\}$ utilizando-se um algoritmo do gradiente estocástico do tipo LMS. O algoritmo resultando é chamado de algoritmo *least mean fourth* (LMF). Derive tal algoritmo. Derive também o filtro ótimo para tal critério e compare as soluções.
- 2. (Algoritmo LMS)** Considere o uso de um a sequência de ruído branco com média nula e variância σ^2 como entrada do algoritmo LMS. Avalie
 - (a) a condição para convergência do algoritmo em média quadrática;
 - (b) o erro em excesso em média quadrática.
- 3. (Algoritmo LMS Normalizado)** Avalie a questão anterior para o caso do algoritmo LMS-Normalizado. Compare os dois casos.
- 4. (Equalização de canais)** Considere um sinal branco gaussiano de variância unitária transmitido por um canal de comunicação de função de transferência $H(z) = 1 + 1.6z^{-1}$. Para compensar este canal utiliza-se um equalizador dado por $W(z) = w_0 + w_1z^{-1}$.
 - (a) Forneça o equalizador ótimo segundo o critério de Wiener. Esboce a posição dos zeros do canal e do equalizador no plano Z .
 - (b) Obtenha o filtro de erro de predição direta de passo unitário, correspondente ao sinal à saída do canal. Calcule os zeros deste filtro e compare com os do equalizador.
 - (c) Obtenha as trajetórias sobre as curvas de nível, tendo condições iniciais nulas para os coeficientes do equalizador, para os seguintes algoritmos
 - (a) Gradiente determinístico;
 - (b) Algoritmo de Newton;
 - (c) LMS;
 - (d) LMS-normalizado;
 - (d) Obtenha também a evolução do erro quadrático médio para cada um dos algoritmos anteriores.
 - (e) Qual o número de condicionamento para o problema em questão?
 - (f) Qual deveria ser o canal para que o número de condicionamento fosse menor/maior que 5? Comente os resultados.
- 5. (Identificação de sistemas)** Utilize o algoritmo LMS para identificar um sistema com a função de transferência dada abaixo.

$$H(z) = \frac{1 - z^{-12}}{1 - z^{-1}}$$

O sinal de entrada é um ruído branco distribuído uniformemente com variância $\sigma_x^2 = 1$, e o ruído de medida é assumido gaussiano branco descorrelacionado da entrada e com variância de entrada $\sigma_v^2 = 10^{-3}$. O filtro adaptativo tem 12 coeficientes.

- (a) Calcule o limite superior para μ (ou seja μ_{\max}) para garantir a estabilidade do algoritmo.

- Execute o algoritmo para $\frac{\mu_{\max}}{2}$, $\frac{\mu_{\max}}{10}$ e $\frac{\mu_{\max}}{50}$. Comente sobre o comportamento da convergência de cada caso.
- Meça o desajuste (*misadjustment*) em cada exemplo e comparar com os resultados obtidos pela solução teórica (Eq. (3.50) do livro texto)
- Mostre o gráfico da resposta em frequência do filtro FIR em qualquer uma das iterações após a convergência ser obtida e compare com o sistema desconhecido.

6. (Equalização adaptativa) Seja o canal de comunicações dado por

$$H(z) = 0.5 + 1.2z^{-1} + 1.5z^{-2} - z^{-3}$$

e deseja-se projetar um equalizador para o mesmo. A estrutura do equalizador é mostrada na Figura 1. Os símbolos $s(n)$ são transmitidos através de um canal e corrompidos por ruído aditivo gaussiano branco complexo $v(n)$. O sinal recebido $x(n)$ é processado pelo equalizador FIR para gerar estimativas $\tilde{s}(n - \delta)$, as quais são passadas por um dispositivo decisor gerando símbolos $\hat{s}(n - \delta)$. O equalizador possui dois modos de operação: um modo de treinamento durante o qual uma versão atrasada e replicada da sequência de entrada é usada como o sinal de referência (desejado) e um modo dirigido por decisão no qual a saída do dispositivo de decisão substitui a sequência de referência. O sinal de entrada $s(n)$ é escolhido de uma constelação QAM (por exemplo, 4-QAM, 16-QAM, 64-QAM ou 256-QAM).

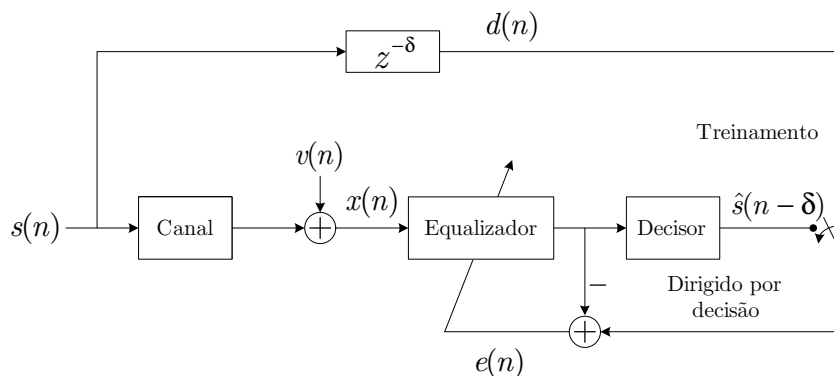


Figure 1: Equalizador linear adaptativo operando em dois modos: modo de treinamento e modo dirigido por decisão.

- Faça um programa que treine o filtro adaptativo com 500 símbolos de uma constelação 4-QAM, seguindo de uma operação dirigida por decisão de 5000 símbolos de uma constelação 16-QAM. Escolha a variância do ruído σ_v^2 de maneira que ela promova uma relação sinal ruído de 30 db na entrada do equalizador. Note que os símbolos escolhidos não têm variância unitária. Por esta razão, a a variância do ruído necessita ser ajustada adequadamente para cada uma das diferentes modulações (constelações) QAM para fornecer o nível de SNR desejado. Escolha $\delta = 15$ e o comprimento do equalizador $M = 15$. Mostre os gráficos da evolução temporal de $s(n)$, $x(n)$ e $\tilde{s}(n - \delta)$. Use o LMS-normalizado com um fator de passo de $\mu = 0.4$.
- Para os mesmos parâmetros do item (a), plote e compare os gráficos de evolução que seriam resultante se o equalizador fosse treinado com 150, 300 e 500 iterações. Use o LMS com um $\mu = 0.001$.
- Assuma agora que os dados transmitidos foram gerados de uma constelação 256-QAM ao invés de 16-QAM. Plote os gráficos da evolução do sinal na saída do equalizador quando treinado usando o LMS-normalizado e 500 símbolos de treinamento.
- Gerar as curvas de taxa de erro de símbolo (SER, do inglês *Symbol Error Rate*) versus SNR na entrada do equalizador para símbolos de constelações 4, 16, 64 e 256-QAM. Faça SNR variar de 5 dB a 30 dB.

4 Implementações em MATLAB

A implementação é dividida em dois arquivos. O primeiro é chamado *filter_hw.m*¹, onde há a definição dos métodos utilizados nos problemas. O segundo é o script *main.m*², que chama os métodos para serem executados. São apresentados nas sessões 4.1 e 4.2, respectivamente.

¹*filter_hw.m*: https://github.com/lucasabdalalah/Courses-HWs/blob/master/Master/TIP7188-FILTRAGEM_ADAPTATIVA/homework/code/filter_hw.m

²*main.m*: https://github.com/lucasabdalalah/Courses-HWs/blob/master/Master/TIP7188-FILTRAGEM_ADAPTATIVA/homework/code/main.m.

Table of Contents

MÉTODOS	1
HOMEWORK 2 - PROBLEM 5	1
HOMEWORK 3 - PROBLEM 4	2
HOMEWORK 3 - PROBLEM 5	7
HOMEWORK 3 - PROBLEM 6	11
HOMEWORK 4 - PROBLEM 1	24
HOMEWORK 4 - PROBLEM 3	25
VERBOSE DETAILS	35
SAVE DATA TO TXT FILE	35

MÉTODOS

[TIP7188 - Filtragem Adaptativa] Author: Lucas Abdalah

filter_hw.m

filter_hw is a package developped for the Adaptive Filtering Course It is a way to make a compilation for all function

CONTENT

HOMEWORK 2 - PROBLEM 5

SAVE DATA TO TXT FILE

```
filter_hw.MAT2TXT    - Write a matrix X into a txt file
filter_hw.TENSOR2TXT - Write a 3D tensor X into a txt file
```

PLACE HOLDER

```
classdef filter_hw
```

```
methods(Static)
```

HOMEWORK 2 - PROBLEM 5

```
function hw2p5(varargin)
% FILTER_HW.HW2P5 Perform the error surface propose on the Hw 2,
% problem 5
%
% See also.

if isempty(varargin)
    save_results = false;
else
    save_results = varargin{1};
end

N = 25;
```

```

w_lim = 100;
w = [linspace(-w_lim,w_lim,N); linspace(-w_lim,w_lim,N)];
[w_0, w_1] = meshgrid(w(1,:), w(2,:));
J_surface = @(w_0, w_1) 24.40 - 4.*w_0 - 9.*w_1 + w_0.^2 + w_1.^2;
J = J_surface(w_0, w_1);
h = figure();
surf(w_0, w_1, J, 'EdgeColor', 'none');
colormap turbo;
xlabel('$w_0$', 'FontSize', 16, 'interpreter', 'latex');
ylabel('$w_1$', 'FontSize', 16, 'interpreter', 'latex');
zlabel('$J$', 'FontSize', 16, 'interpreter', 'latex');
view([-24.5036297640653 47.6514617014408]);
colorbar('box', 'off');
grid on;
axis tight;
pathName = 'figures/';
filter_hw.export_fig(save_results, h, [pathName, 'hw2p5']);
end

```

HOMWORK 3 - PROBLEM 4

```

function filter_path(signal_d_var, weights, wiener, Rx, p, c_)
% FILTER_HW.FILTER_PATH Perform the weights path surface
%
% See also.
step = 0.25;
X = meshgrid (-1:step:1,-1:step:1);
w = [X(:), reshape(transpose(X),[],1)];
[wLen, ~] = size(w);
J = zeros(wLen, 1);
for n = 1:wLen
    J(n) = signal_d_var - 2*w(n,:)*p + w(n,:)*Rx*w(n,:).';
end
contour(X, X', reshape(J,size(X)), '-.', 'color', 'k');
hold on;
scatter(weights(1,:), weights(2, :), '.', 'MarkerEdgeColor', c_);
hold off;
ha = annotation('textarrow', [0 0], [0 0], 'String', 'Wiener');
ha.Parent = gca;
ha.X = [wiener(1)+0.15 wiener(1)];
ha.Y = [wiener(2)-0.4 wiener(2)];
grid on;

end

function [error, weights] = dga(signal_x, signal_d, order, mi, Rx, p)
% FILTER_HW.DGA Perform the Deterministic Gradient Algorithm
%
% See also.
N = length(signal_x);
error = zeros(N,1);
weights = zeros(order, N);
signal_d = signal_d(order:end,1);

```

```

        for n = 1:(N - order - 1)
            error(n,1) = signal_d(n) - weights(:,n)'\*signal_x(n:n
+order-1);
            weights(:,n+1) = weights(:,n) - 2*mi*(Rx*weights(:,n) - p);
        end
    end
end

```

```

function [error, weights] = lms(signal_x, signal_d, order, mi)
% FILTER_HW.LMS Perform the LMS Algorithm
%
% See also.
N = length(signal_x);
error = zeros(N,1);
weights = zeros(order, N);
signal_d = signal_d(order:end,1);

    for n = 1:(N - order - 1)
        error(n) = signal_d(n) - weights(:,n)' * signal_x(n:n
+order-1);
        weights(:,n+1) = weights(:,n) + 2 * mi * error(n) *
signal_x(n:n+order-1);
    end
    weights = flip(weights);
end

```

```

function [error, weights] = newton(signal_x, signal_d, order, mi,
wiener)
% FILTER_HW.NEWTON Perform the Newton Algorithm
%
% See also.
N = length(signal_x);
error = zeros(N,1);
weights = zeros(order, N);
signal_d = signal_d(order:end,1);

    for n = 1:(N - order - 1)
        error(n,1) = signal_d(n) - weights(:,n)'\*signal_x(n:n
+order-1);
        weights(:,n+1) = weights(:,n) - mi*(weights(:,n) - wiener);
    end
end

```

```

function [error, weights] = nlms(signal_x, signal_d, order, mi, gamma)
% FILTER_HW.NLMS Perform the NLMS Algorithm
%
% See also.
N = length(signal_x);
error = zeros(N,1);
weights = zeros(order, N);
signal_d = signal_d(order:end,1);

```

```

        for n = 1:(N - order - 1)
            mi_normalized = mi/(gamma + norm(signal_x));
            error(n) = signal_d(n) - weights(:,n)' * signal_x(n:n +
order-1);
            weights(:,n+1) = weights(:,n) + 2 * mi_normalized * error(n)
* signal_x(n:n+order-1);
        end
        weights = flip(weights);
    end

function hw3p4(varargin)

    % Save or not the results
    if isempty(varargin)
        save_results = false;
    else
        save_results = varargin{1};
    end

    pathName = 'figures/';

    h0 = figure();
    viscircles([0, 0], 1, 'Color', 'k', 'LineStyle', '-', 'LineWidth',
1.5);
    line([0 0], [-1 1], 'Color', 'k', 'HandleVisibility', 'off');
    line([-1 1], [0 0], 'Color', 'k', 'HandleVisibility', 'off');
    hold on
    scatter(-1.6, 0, 'o', 'filled');
    scatter(0.45, 0, 'o', 'filled');
    hold off
    xlabel('$\Re (Z)$', 'interpreter', 'latex');
    ylabel('$\Im (Z)$', 'interpreter', 'latex');
    axis([-1.7 1.7 -1.7 1.7]);
    legend('Channel Zeros', 'Filter Zeros', 'Location', 'Northeast');
    grid minor
    axis square

    filter_hw.export_fig(save_results, h0, [pathName, 'hw3p4-zeros']);

    % Color scheme to plot -----
    c_ = struct('dg', [57 106 177]./255, 'lms', [204 37
41]./255, 'newton', [62 150 81]./255, 'nlms', [107 76
154]./255, 'mean', 'k');
    % General Setup -----
    N = 1000; % Number of samples
    order = 2; % Filter order
    % Signal Model -----
    signal_d = randn(N,1);
    signal_d_var = var(signal_d);
    % Noisy Version -----
    Hz = [1 1.6];

```

```

    signal_x = filter(Hz,1,signal_d);
    noise = sqrt(1/(10^(inf/10))).*randn(N,1);
    signal_x = signal_x + noise;
    % Wiener Filter -----
    Rxcorr = sort(xcorr(Hz));
    Rx = reshape([Rxcorr(end) Rxcorr], [2, 2]); % Autocorrelation
matrix
    p = eye(2,1); % Cross-correlation
    wiener = Rx\p; % Wiener solution
    fprintf('Wiener solution: %2.2f \n %2.2f \n', wiener);
    % Deterministic Gradient Algorithm
    -----
    dg.mi = 1e-2;
    [dg.error, dg.weights] = filter_hw.dga(signal_x, signal_d, order,
    dg.mi, Rx, p);
    % Newton Implementation -----
    newton.mi = 5e-2;
    [newton.error, newton.weights] = filter_hw.newton(signal_x,
    signal_d, order, newton.mi, wiener);
    % LMS Algorithm -----
    lms.mi = 1e-3;
    [lms.error, lms.weights] = filter_hw.lms(signal_x, signal_d,
    order, lms.mi);
    % NLMS Algorithm -----
    nlms.mi = 5e-1;
    gamma = 0.5;
    [nlms.error, nlms.weights] = filter_hw.nlms(signal_x, signal_d,
    order, nlms.mi, gamma);
    % Plot - Deterministic Gradient Algorithm
    -----
    h1 = figure(1);
    subplot(2,1,1);
    semilogy(1:N, dg.error.^2, '-', 'color', c_.dg , "linewidth", 1); %
MSE
    hold on
    semilogy(1:N, repelem(mean(dg.error.^2), N), '--', 'color',
    c_.mean, "linewidth", 1);
    hold off
    xlabel('Iterations');
    ylabel('MSE');
    legend('Deterministic Gradient', 'Mean', 'Location', 'Best')
    grid on;
    axis tight
    subplot(2,1,2);
    filter_hw.filter_path(signal_d_var, dg.weights, wiener, Rx, p,
    c_.dg); % Solution Path
    xlabel('$w_1$', 'interpreter', 'latex');
    ylabel('$w_0$', 'interpreter', 'latex');
    legend('Solution Contour', 'Deterministic
Gradient', 'Location', 'Northeast')
    axis tight

    filter_hw.export_fig(save_results, h1, [pathName, 'hw3p4-dga']);

```

```

% Plot - Newton Implementation
-----
h2 = figure(2);
subplot(2,1,1);
semilogy(1:N, newton.error.^2, '-', 'color', c_.newton, "linewidth",
1); % MSE Curve
hold on
semilogy(1:N, repelem(mean(newton.error.^2), N), '--', 'color',
c_.mean, "linewidth", 1);
hold off
xlabel('Iterations');
ylabel('MSE');
legend('Newton', 'Mean', 'Location', 'Best');
grid on;
axis tight
subplot(2,1,2);
filter_hw.filter_path(signal_d_var, newton.weights, wiener, Rx, p,
c_.newton);
xlabel('$w_1$', 'interpreter', 'latex');
ylabel('$w_0$', 'interpreter', 'latex');
legend('Solution Contour', 'Newton', 'Location', 'Northeast')
axis tight

filter_hw.export_fig(save_results, h2, [pathName, 'hw3p4-
newton']);

% Plot - LMS Algorithm -----
h3 = figure(3);
subplot(2,1,1);
semilogy(1:N, lms.error.^2, '-', 'color', c_.lms, "linewidth",
1); % MSE
hold on
semilogy(1:N, repelem(mean(lms.error.^2), N), '--', 'color',
c_.mean, "linewidth", 1);
hold off
xlabel('Samples, N');
ylabel('MSE');
legend('LMS', 'Mean', 'Location', 'Best')
grid on;
axis tight
subplot(2,1,2);
filter_hw.filter_path(signal_d_var, lms.weights, wiener, Rx, p,
c_.lms); % Solution Path
xlabel('$w_1$', 'interpreter', 'latex');
ylabel('$w_0$', 'interpreter', 'latex');
legend('Solution Contour', 'LMS', 'Location', 'Northeast')
axis tight

filter_hw.export_fig(save_results, h3, [pathName, 'hw3p4-lms']);

% Plot - NLMS Implementation -----
h4 = figure(4);
subplot(2,1,1);
semilogy(1:N, nlms.error.^2, '-', 'color', c_.nlms, "linewidth", 1);

```

```

        hold on
        semilogy(1:N, repelem(mean(nlms.error.^2), N), '--', 'color',
c_.mean, "linewidth", 1);
        hold off
        xlabel('Samples, N');
        ylabel('MSE');
        legend('NLMS', 'Mean', 'Location', 'Best');
        grid on;
        axis tight
        subplot(2,1,2);
        filter_hw.filter_path(signal_d_var, nlms.weights, wiener, Rx, p,
c_.nlms);
        xlabel('$w_1$', 'interpreter', 'latex');
        ylabel('$w_0$', 'interpreter', 'latex');
        legend('Solution Contour', 'NLMS', 'Location', 'Northeast')
        axis tight

        filter_hw.export_fig(save_results, h4, [pathName, 'hw3p4-nlms']);

end

```

HOMWORK 3 - PROBLEM 5

```

function [error, weights, signal_d_hat] = hw3p5_lms(signal_x,
signal_d, M, mi)
    N = length(signal_x);
    error = zeros(N,1);
    weights = zeros(M, N);
    signal_d_hat = zeros(size(signal_x));

    for ss = 1:(N - M)
        signal_d_hat(ss) = weights(:,ss)'*signal_x(ss:ss+M-1);
        error(ss) = signal_d(ss) - weights(:,ss)' * signal_x(ss:ss
+M-1);
        weights(:,ss+1) = weights(:,ss) + 2 * mi * error(ss) *
signal_x(ss:ss+M-1);
    end
    signal_d_hat = zscore(signal_d_hat);
end

function hw3p5(varargin)
    % General Setup
    c_ = struct('original', [57 106 177]./255, 'estimated', [204 37
41]./255, 'lms', [107 76 154]./255, 'mean', 'k');
    order = 15; M = order + 1;
    N = 5000 + M; % Number of samples
    mi_ceil = 1/97;

    % Signal Model
    SNR_dB = 30;
    SNR_li = 10^(SNR_dB/10);
    variance_noise = 1/SNR_li;

```

```

noise = sqrt(variance_noise).*randn(N,1);
signal_d = zscore(randn(N,1)); % Z-score Normalization
Hz = ones(1,12);
signal_x = filtfilt(Hz,1,signal_d);
signal_x = zscore(signal_x + noise);

[mu02.error, mu02.weights, mu02.signal_d_hat] =
filter_hw.hw3p5_lms(signal_x, signal_d, M, mi_ceil/2);
[mu10.error, mu10.weights, mu10.signal_d_hat] =
filter_hw.hw3p5_lms(signal_x, signal_d, M, mi_ceil/10);
[mu50.error, mu50.weights, mu50.signal_d_hat] =
filter_hw.hw3p5_lms(signal_x, signal_d, M, mi_ceil/50);

% Plot - mu/2
h1 = figure();
subplot(3,1,1)
semilogy(1:N, abs(mu02.error).^2, '-', 'color',
c_.lms , "linewidth", 1);
hold on
semilogy(1:N, repelem(mean(abs(mu02.error).^2), N), '--', 'color',
c_.mean , "linewidth", 1);
hold off
xlabel('Samples, N');
xlim([0 N]);
ylabel('MSE');
legend('LMS', 'Mean', 'Location', 'Best');
title('$\mu_{\max}/2$', 'interpreter', 'latex')
grid on;

subplot(3,1,2)
[Hf,wf] = freqz(mu02.weights(:, N - M + 1).',1, 'whole', 512);
[Hc,wc] = freqz(ones(1,12), 1, 'whole', 512);
plot(wc/pi,20*log10(abs(Hc)), '--', 'color',
c_.original, "linewidth", 1.5);
hold on;
plot(wf/pi,20*log10(abs(Hf)), '-', 'color',
c_.estimated, "linewidth", 1.5);
xlabel('Normalized Frequency (\times\pi rad/sample)')
ylabel('Magnitude (dB)')
legend('System', 'Filter', 'Location', 'Best');
grid on;

subplot(3,1,3)
plot(1:N, signal_d, '--', 'color', c_.original, "linewidth", 1.5);
hold on;
plot(1:N, mu02.signal_d_hat, '-', 'color',
c_.estimated, "linewidth", 1.5);
xlabel('Samples, N');
xlim([1000 1050]);
ylabel('Magnitude');
legend('Original', 'Estimated', 'Location', 'Best');
grid on;
% savefig_tight(h1, 'figures/hw3p5b-mu02', 'both');

```

```

    % Plot - mu/10
    h2 = figure();
    subplot(3,1,1)
    semilogy(1:N, abs(mu10.error).^2, '-', 'color',
c_.lms , "linewidth", 1);
    hold on
    semilogy(1:N, repelem(mean(abs(mu10.error).^2), N), '--', 'color',
c_.mean , "linewidth", 1);
    hold off
    xlabel('Samples, N');
    xlim([0 N]);
    ylabel('MSE');
    legend('LMS', 'Mean', 'Location', 'Best');
    title('$\mu_{\max}/10$', 'interpreter', 'latex')
    grid on;

    subplot(3,1,2)
    [Hf,wf] = freqz(mu10.weights(:, N - M + 1).', 1, 'whole', 512);
    [Hc,wc] = freqz(ones(1,12), 1, 'whole', 512);
    plot(wc/pi, 20*log10(abs(Hc)), '--', 'color',
c_.original, "linewidth", 1.5);
    hold on;
    plot(wf/pi, 20*log10(abs(Hf)), '-', 'color',
c_.estimated, "linewidth", 1.5);
    xlabel('Normalized Frequency (\times\pi rad/sample)')
    ylabel('Magnitude (dB)')
    legend('System', 'Filter', 'Location', 'Best');
    grid on;

    subplot(3,1,3)
    plot(1:N, signal_d, '--', 'color', c_.original, "linewidth", 1.5);
    hold on;
    plot(1:N, mu10.signal_d_hat, '-', 'color',
c_.estimated, "linewidth", 1.5);
    xlabel('Samples, N');
    xlim([4000 4050]);
    ylabel('Magnitude');
    legend('Original', 'Estimated', 'Location', 'Best');
    grid on;
    % savefig_tight(h2, 'figures/hw3p5b-mu10', 'both');

    % Plot - mu/50
    h3 = figure();
    subplot(3,1,1)
    semilogy(1:N, abs(mu50.error).^2, '-', 'color',
c_.lms , "linewidth", 1);
    hold on
    semilogy(1:N, repelem(mean(abs(mu50.error).^2), N), '--', 'color',
c_.mean , "linewidth", 1);
    hold off
    xlabel('Samples, N');
    xlim([0 N]);
    ylabel('MSE');
    legend('LMS', 'Mean', 'Location', 'Best');

```

```

title('$\mu_{\max}/50$', 'interpreter', 'latex')
grid on;

subplot(3,1,2)
[Hf,wf] = freqz(mu50.weights(:, N - M + 1).',1, 'whole', 512);
[Hc,wc] = freqz(ones(1,12), 1, 'whole', 512);
plot(wc/pi,20*log10(abs(Hc)), '--', 'color',
c_.original, "linewidth", 1.5);
hold on;
plot(wf/pi,20*log10(abs(Hf)), '-', 'color',
c_.estimated, "linewidth", 1.5);
xlabel('Normalized Frequency (\times\pi rad/sample)')
ylabel('Magnitude (dB)')
legend('System', 'Filter', 'Location', 'Best');
grid on;

subplot(3,1,3)
plot(1:N, signal_d, '--','color', c_.original, "linewidth", 1.5);
hold on;
plot(1:N, mu50.signal_d_hat, '-', 'color',
c_.estimated, "linewidth", 1.5);
xlabel('Samples, N');
xlim([4000 4050]);
ylabel('Magnitude');
legend('Original', 'Estimated', 'Location', 'Best');
grid on;
% savefig_tight(h3, 'figures/hw3p5b-mu50', 'both');

% Misadjustment for all scenarios
Mcoef = 12;
Rxx = zeros(Mcoef,Mcoef);
RMC = 10000;

for k = 1:RMC
    x = zscore(randn(RMC,1) + randn(RMC,1));
    y = zeros(length(x) + Mcoef - 1, 1);
    for i = Mcoef:length(x)
        for ii = 0:11
            y(i + Mcoef - 1) = y(i + Mcoef - 1) + x(i - ii);
        end
    end
    [~,R] = corrmatrix(y, Mcoef - 1, 'autocorrelation');

    Rxx = Rxx + R;
end

Rxx = Rxx./RMC;

rTrace = trace(Rxx);
rTraceceil = trace(ceil(Rxx));

mis.the02 = ((0.05/2)*(rTraceceil))/(1 - (0.05/2)*(rTraceceil));
mis.emp02 = ((0.05/2)*(rTrace))/(1 - (0.05/2)*(rTrace));

```

```

mis.the10 = ((0.05/10)*(rTraceceil))/(1 - (0.05/10)*(rTraceceil));
mis.emp10 = ((0.05/10)*(rTrace))/(1 - (0.05/10)*(rTrace));
mis.the50 = ((0.05/50)*(rTraceceil))/(1 - (0.05/50)*(rTraceceil));
mis.emp50 = ((0.05/50)*(rTrace))/(1 - (0.05/50)*(rTrace));

Export = [mis.the02 mis.emp02; mis.the10 mis.emp10; mis.the50
mis.emp50];
filter_hw.mat2txt('hw3p5mis.txt', Export, 'w', 'Misadjustment');

fprintf('Misadjustment ----- \n\t Emp | The \n');
fprintf('\t %2.4f | %2.4f \n', Export');
end

```

HOMWORK 3 - PROBLEM 6

```

function SER = hw3p6(varargin)
    % (a) -----
    c_ = struct('original', [57 106 177]./255, 'estimated', [204 37
41]./255, 'nlms', [107 76 154]./255, 'mean', 'k');

    disp('a')
    % Training Phase
    -----

    % General setup
    mi = 0.4e-0;
    gamma = 1e-3;
    order = 15; M = order + 1;
    N = 500; % Samples

    % Empty vectors to fill with obtained coefficients.
    error = zeros(N,1);
    weights = zeros(M, N);

    % Signal Model
    SNR = inf;
    QAM_train = 4;
    signal_d_train = randi([0,QAM_train - 1],[N 1]);
    signal_d_train = qammod(signal_d_train,QAM_train);
    Hz = [0.5 1.2 1.5 -1];
    signal_x_train = filtfilt(Hz,1,signal_d_train);
    snr = 10^(SNR/10);
    energy = mean(abs(signal_x_train(:)).^2);
    noise = sqrt(energy.*1/snr/2) * (complex(randn(N,1), randn(N,1)));

    % Generating the noisy received signal.
    signal_x_train = signal_x_train + noise;
    % NLMS algorithm
    for s = M:N
        window_x = signal_x_train(s:-1:s-M+1);
        mi_normalized = mi/(gamma + norm(window_x)^2);
        error(s) = signal_d_train(s-M+1) - weights(:,s)'*window_x;
        weights(:,s+1) = weights(:,s) + mi_normalized * conj(error(s))
    * window_x;

```

```

end

% Transmission
-----

N = 5000 + M;

% Signal Model
SNR = 30;
QAM = 16;
signal_d = randi([0,QAM - 1],[N 1]); % The same pilot for every
pilot frame and block.
signal_d = qammod(signal_d,QAM); % 4-QAM Pilot Signal.
signal_x = filtfilt(Hz,1,signal_d);
snr = 10^(SNR/10);
energy = mean(abs(signal_x(:)).^2); % Energy symbol pilot.
noise = sqrt(energy.*1/snr/2) * (complex(randn(N,1), randn(N,1)));
signal_x = signal_x + noise;

% Empty vectors to fill with obtained coefficients.
weightsShape = weights(:,s+1);
error = zeros(N,1);
weights = zeros(M, N);
weights(:,M) = weightsShape;
signal_d_hat = zeros(size(signal_d));

% NLMS algorithm with QAM signal
for s = M:N
    window_x = signal_x(s:-1:s-M+1);
    mi_normalized = mi/(gamma + norm(window_x)^2);
    signal_d_hat(s-M+1) = weights(:,s)'*window_x; % Filtering the
signal
    error(s) = qammod(qamdemod(signal_x(s-M+1),QAM),QAM) -
weights(:,s)'*window_x;
    weights(:,s+1) = weights(:,s) + mi_normalized * conj(error(s))
* window_x;
end

% MSE Curve
h1 = figure();
semilogy(1:N, abs(error).^2, '-', 'color', c_.nlms , "linewidth",
1);
hold on
semilogy(1:N, repelem(mean(abs(error).^2), N), '--', 'color',
c_.mean , "linewidth", 1);
hold off
xlabel('Samples, N');
ylabel('MSE');
xlim([0 N]);
legend('NLMS', 'Mean', 'Location', 'Best');
grid on;
% savefig_tight(h1, 'figures/hw3p6a-MSE', 'both');

% Temporal Evolution
ShowEvolution = qamdemod(signal_d_hat,QAM);

```

```

    Lsamples = 50;
    h2 = figure();
    subplot(2,2,1)
    stem(1:Lsamples, qamdemod(signal_d(1:Lsamples),QAM),'-', 'color',
c_.original, "linewidth", 1, "markersize", 2);
    hold on;
    stem(1:Lsamples, ShowEvolution(1:Lsamples), '--', 'color',
c_.estimated, "linewidth", 1, "markersize", 2);
    hold off;
    xlabel('Sample, N');
    ylabel('Magnitude');
    axis([0 50 0 20])
    grid on;
    subplot(2,2,2)
    stem(300:350, qamdemod(signal_d(300:350),QAM),'-', 'color',
c_.original, "linewidth", 1, "markersize", 2);
    hold on;
    stem(300:350, ShowEvolution(300:350), '--', 'color',
c_.estimated, "linewidth", 1, "markersize", 2);
    hold off;
    xlabel('Sample, N');
    ylabel('Magnitude');
    axis([300 350 0 20])

legend('Original', 'Estimated', 'Location', 'northeastoutside', 'Orientation', 'Horizontal', 'Units', 'normalized');
legend boxoff
grid on;
subplot(2,2,3)
stem(3000:3050, qamdemod(signal_d(3000:3050),QAM),'-', 'color',
c_.original, "linewidth", 1, "markersize", 2);
hold on;
stem(3000:3050, ShowEvolution(3000:3050), '--', 'color',
c_.estimated, "linewidth", 1, "markersize", 2);
hold off;
xlabel('Sample, N');
ylabel('Magnitude');
axis([3000 3050 0 20])
grid on;
subplot(2,2,4)
stem((5000-Lsamples):5000, qamdemod(signal_d((5000-
Lsamples):5000),QAM),'-', 'color', c_.original, "linewidth",
1, "markersize", 2);
hold on;
stem((5000-Lsamples):5000, ShowEvolution((5000-
Lsamples):5000), '--', 'color', c_.estimated, "linewidth",
1, "markersize", 2);
hold off;
xlabel('Sample, N');
ylabel('Magnitude');
axis([4950 5000 0 20])
grid on;
% savefig_tight(h2, 'figures/hw3p6a-evolution', 'both');

```

```

% Plot Results
h3 = figure();
subplot(2,2,1)
plot(signal_d_train, '.', 'color', 'y', "markersize", 8)
title('Training');
xlabel('In Phase');
ylabel('Quadrature');
axis([-2 2 -2 2]);
set(gca, 'Color', 'k');
subplot(2,2,2)
plot(signal_d, '.', 'color', 'y', "markersize", 8)
title('Original');
xlabel('In Phase');
ylabel('Quadrature');
set(gca, 'Color', 'k');
subplot(2,2,3)
plot(signal_x, '.', 'color', 'y', "markersize", 8)
title('Transmitted');
xlabel('In Phase');
ylabel('Quadrature');
set(gca, 'Color', 'k');
subplot(2,2,4)

plot(qammod(qamdemod(signal_d_hat, QAM), QAM), '.', 'color', 'y', "markersize",
8)
title('Filter and Decisor');
xlabel('In Phase');
ylabel('Quadrature');
set(gca, 'Color', 'k');
set(gcf, 'InvertHardcopy', 'off')

% savefig_tight(h3, 'figures/hw3p6a-QAM', 'both');

% General setup

% (b) -----
disp('b')

% General setup
mi = 1e-3;
order = 15; M = order + 1;
N = 5000 + 50;

% Signal Model
SNR = 30;
QAM = 16;
signal_d = qammod(randi([0, QAM - 1], [N 1]), QAM);
Hz = [0.5 1.2 1.5 -1];
signal_x = filter(Hz, 1, signal_d);
snr = 10^(SNR/10);
energy = mean(abs(signal_x(:)).^2); % Energy symbol pilot.
noise = sqrt(energy.*(1/snr)/2)*complex(randn(N,1), randn(N,1));
signal_x = signal_x + noise;

```

```

% Training (50 Samples)
N = 50;
error = zeros(N,1);
weights = zeros(M, N);

% Signal Model
QAM_train = 4;
signal_d_train = (1/sqrt(2)) * qammod(randi([0,QAM_train - 1],[N
1]),QAM_train);
Hz = [0.5 1.2 1.5 -1];
signal_x_train = filter(Hz,1,signal_d_train);
snr = 10^(inf/10);
energy = mean(abs(signal_x_train(:)).^2);
noise = sqrt(energy.*1/snr/2) * (complex(randn(N,1), randn(N,1)));
signal_x_train = signal_x_train + noise;

% LMS algorithm
for s = M:N
    window_x = signal_x_train(s:-1:s-M+1);
    error(s) = signal_d_train(s-M+1) - weights(:,s)'*window_x;
    weights(:,s+1) = weights(:,s) + 2 * mi * conj(error(s)) *
window_x;
end

% Transmission
N = 5000 + 50; % Samples

% Empty vectors
weights = zeros(M, N);
error = zeros(N,1);
weightsShape = weights(:,s+1);
weights(:,M) = weightsShape;
signal_d_hat_50 = zeros(size(signal_d));

for s = M:N
    windowX= signal_x(s:-1:s-M+1);
    signal_d_hat_50(s-M+1) = weights(:,s)'*windowX;
    error(s) = qammod(qamdemod(signal_x(s-M+1),QAM),QAM) -
weights(:,s)'*windowX;
    weights(:,s+1) = weights(:,s) + 2 * mi * conj(error(s)) *
windowX;
end

% Training (150 Samples)
N = 150;
% Empty vectors
error = zeros(N,1);
weights = zeros(M, N);

% Signal Model
QAM_train = 4;
signal_d_train = randi([0,QAM_train - 1],[N 1]);
signal_d_train = (1/sqrt(2)) * qammod(signal_d_train,QAM_train);

```

```

Hz = [0.5 1.2 1.5 -1];
signal_x_train = filter(Hz,1,signal_d_train);
snr = 10^(inf/10);
energy = mean(abs(signal_x_train(:)).^2);
noise = sqrt(energy.*1/snr/2) * (complex(randn(N,1), randn(N,1)));
signal_x_train = signal_x_train + noise;

% LMS
for s = M:N
    aux = signal_x_train(s:-1:s-M+1);
    error(s) = signal_d_train(s-M+1) - weights(:,s)'*aux;
    weights(:,s+1) = weights(:,s) + 2 * mi * conj(error(s)) *
windowX;
end

% Transmission

N = 5000 + 50; % Samples
% Empty vectors
error = zeros(N,1);
weightsShape = weights(:,s+1);
weights = zeros(M, N);
weights(:,M) = weightsShape;
signal_d_hat_150 = zeros(size(signal_d));

% LMS algorithm
for s = M:N
    windowX= signal_x(s:-1:s-M+1);
    signal_d_hat_150(s-M+1) = weights(:,s)'*windowX;
    error(s) = qammod(qandemod(signal_x(s-M+1),QAM),QAM) -
weights(:,s)'*windowX;
    weights(:,s+1) = weights(:,s) + 2 * mi * conj(error(s)) *
windowX;
end

% Training (300 Samples)
N = 300;
% Empty vectors
error = zeros(N,1);
weights = zeros(M, N);
% Signal Model
QAM_train = 4;
signal_d_train = randi([0,QAM_train - 1],[N 1]);
signal_d_train = (1/sqrt(2)) * qammod(signal_d_train,QAM_train);
Hz = [0.5 1.2 1.5 -1];
signal_x_train = filter(Hz,1,signal_d_train);
snr = 10^(inf/10);
energy = mean(abs(signal_x_train(:)).^2);
noise = sqrt(energy.*1/snr/2) * (complex(randn(N,1), randn(N,1)));
signal_x_train = signal_x_train + noise;

% LMS algorithm
for s = M:N
    aux = signal_x_train(s:-1:s-M+1);

```

```

        error(s) = signal_d_train(s-M+1) - weights(:,s)'\*aux;
        weights(:,s+1) = weights(:,s) + 2 * mi * conj(error(s)) *
windowX;
    end

    % Transmission

    % Empty vectors
    N = 5000 + 50;
    error = zeros(N,1);
    weightsShape = weights(:,s+1);
    weights = zeros(M, N);
    weights(:,M) = weightsShape;
    signal_d_hat_300 = zeros(size(signal_d));

    % LMS algorithm
    for s = M:N
        windowX= signal_x(s:-1:s-M+1);
        signal_d_hat_300(s-M+1) = weights(:,s)'\*windowX;
        error(s) = qammod(qamdemod(signal_x(s-M+1),QAM),QAM) -
weights(:,s)'\*windowX;
        weights(:,s+1) = weights(:,s) + 2 * mi * conj(error(s)) *
windowX;
    end

    % Training (500 Samples)
    N = 500;

    % Empty vectors
    error = zeros(N,1);
    weights = zeros(M, N);

    % Signal Model
    QAM_train = 4;
    signal_d_train = randi([0,QAM_train - 1],[N 1]);
    signal_d_train = qammod(signal_d_train,QAM_train);
    Hz = [0.5 1.2 1.5 -1];
    signal_x_train = filter(Hz,1,signal_d_train);
    snr = 10^(inf/10);
    energy = mean(abs(signal_x_train(:)).^2);
    noise = sqrt(energy.*1/snr/2) * (complex(randn(N,1), randn(N,1)));
    signal_x_train = signal_x_train + noise;

    % LMS
    for s = M:N
        aux = signal_x_train(s:-1:s-M+1);
        error(s) = signal_d_train(s-M+1) - weights(:,s)'\*aux;
        weights(:,s+1) = weights(:,s) + 2 * mi * conj(error(s)) *
windowX;
    end

    % Transmission
    N = 5000 + 50;

```

```

% Empty vectors
error = zeros(N,1);
weightsShape = weights(:,s+1);
weights = zeros(M, N);
weights(:,M) = weightsShape;
signal_d_hat_500 = zeros(size(signal_d));

% LMS algorithm
for s = M:N
    windowX= signal_x(s:-1:s-M+1);
    signal_d_hat_500(s-M+1) = weights(:,s)'*windowX;
    error(s) = qamdemod(qamdemod(signal_x(s-M+1),QAM),QAM) -
weights(:,s)'*windowX;
    weights(:,s+1) = weights(:,s) + 2 * mi * conj(error(s)) *
windowX;
end

% Temporal Evolution
selectWindow = 4975:5000;
[~,~,temporalShift] =
alignsignals(qamdemod(signal_d,QAM),qamdemod(signal_d_hat_500,QAM));

    evolutionWindow =
    circshift(qamdemod(signal_d_hat_50,QAM),temporalShift);
    evolutionWindow_50 = evolutionWindow(selectWindow);
    evolutionWindow =
    circshift(qamdemod(signal_d_hat_150,QAM),temporalShift);
    evolutionWindow_150 = evolutionWindow(selectWindow);
    evolutionWindow =
    circshift(qamdemod(signal_d_hat_300,QAM),temporalShift);
    evolutionWindow_300 = evolutionWindow(selectWindow);
    evolutionWindow =
    circshift(qamdemod(signal_d_hat_500,QAM),temporalShift);
    evolutionWindow_500 = evolutionWindow(selectWindow);

    h4 = figure;
    subplot(2,2,1)
    stem(selectWindow,
qamdemod(signal_d(selectWindow),QAM),'-','color',
c_.original, "linewidth", 1, "markersize", 1);
    hold on;
    stem(selectWindow, evolutionWindow_50,'--','color',
c_.estimated, "linewidth", 1, "markersize", 1);
    hold off;
    title('50 Samples');
    xlabel('Sample, N');
    xlim([min(selectWindow) max(selectWindow)]);
    ylabel('Magnitude');
    ylim([0 20])

legend('Original', 'Estimated', 'Location', 'northeastoutside','Orientation', 'Ho
[0.5 0.47 0.0 1], 'Units','normalized');
grid on;

```

```

        legend boxoff
        subplot(2,2,2)
        stem(selectWindow,
qamdemod(signal_d(selectWindow),QAM),'-','color',
c_.original, "linewidth", 1, "markersize", 1);
        hold on;
        stem(selectWindow, evolutionWindow_150,'--','color',
c_.estimated, "linewidth", 1, "markersize", 1);
        hold off;
        title('150 Samples');
        xlabel('Sample, N');
        xlim([min(selectWindow) max(selectWindow)]);
        ylabel('Magnitude');
        grid on;
        subplot(2,2,3)
        stem(selectWindow,
qamdemod(signal_d(selectWindow),QAM),'-','color',
c_.original, "linewidth", 1, "markersize", 1);
        hold on;
        stem(selectWindow, evolutionWindow_300,'--','color',
c_.estimated, "linewidth", 1, "markersize", 1);
        hold off;
        title('300 Samples');
        xlabel('Sample, N');
        xlim([min(selectWindow) max(selectWindow)]);
        ylabel('Magnitude');
        grid on;
        subplot(2,2,4)
        stem(selectWindow,
qamdemod(signal_d(selectWindow),QAM),'-','color',
c_.original, "linewidth", 1, "markersize", 1);
        hold on;
        stem(selectWindow, evolutionWindow_500,'--','color',
c_.estimated, "linewidth", 1, "markersize", 1);
        hold off;
        title('500 Samples');
        xlabel('Sample, N');
        xlim([min(selectWindow) max(selectWindow)]);
        ylabel('Magnitude');
        grid on;

savefig_tight(h4, 'figures/hw3p6b-evolutionSamples', 'both');

% (c) -----
disp('c');

% General Setup
N = 500;
mi = 0.4;
gamma = 1e-3;
order = 15; M = order+1;

% Empty vectors

```

```

error = zeros(N,1);
weights = zeros(M, N);

% Signal Model
SNR = 30;
QAM_train = 4;
signal_d_train = randi([0,QAM_train - 1],[N 1]);
signal_d_train = qammod(signal_d_train,QAM_train);
Hz = [0.5 1.2 1.5 -1];
signal_x_train = filtfilt(Hz,1,signal_d_train);
snr = 10^(inf/10);
energy = mean(abs(signal_x_train(:)).^2);
noise = sqrt(energy.*1/snr/2) * complex(randn(N,1), randn(N,1));;
signal_x_train = signal_x_train + noise;

% LMS
for s = M:N
    aux = signal_x_train(s:-1:s-M+1);
    mi_normalized = mi/(gamma + norm(aux)^2);
    error(s) = signal_d_train(s-M+1) - weights(:,s)'*aux;
    weights(:,s+1) = weights(:,s) + mi_normalized * conj(error(s))
* aux;
end

% Transmission
N = 5000 + 50; % Number of samples

% Empty vectors
error = zeros(N,1);
weights = zeros(M, N);

% Signal Model
SNR = 30;
QAM = 256;
signal_d = randi([0,QAM - 1],[N 1]);
signal_d = qammod(signal_d,QAM); % 4-QAM Pilot Signal.
Hz = [0.5 1.2 1.5 -1];
signal_x = filtfilt(Hz,1,signal_d);
snr = 10^(SNR/10);
energy = mean(abs(signal_x(:)).^2);
noise = sqrt(energy.*1/snr/2)*complex(randn(N,1), randn(N,1));;
signal_x = signal_x + noise;
signal_d_hat = zeros(size(signal_d));

% NLMS
for s = M:N
    aux = signal_x(s:-1:s-M+1);
    mi_normalized = mi/(gamma + norm(aux)^2);
    signal_d_hat(s-M+1) = weights(:,s)'*aux;
    error(s) = qammod(qamdemod(signal_x(s-M+1),QAM),QAM) -
weights(:,s)'*aux;
    weights(:,s+1) = weights(:,s) + mi_normalized * conj(error(s))
* aux;
end

```

```

% MSE
h5 = figure();
semilogy(1:N, abs(error).^2, '-', 'color', c_.nlms , "linewidth",
1);
hold on
semilogy(1:N, repelem(mean(abs(error).^2), N), '--', 'color',
c_.mean , "linewidth", 1);
hold off
xlabel('Samples, N');
xlim([0 N]);
ylabel('MSE');
legend('NLMS', 'Mean', 'Location', 'Best');
grid on;
savefig_tight(h5, 'figures/hw3p6c-MSE', 'both');

% Temporal Evolution
L = 50;
aux = qamdemod(signal_d_hat,QAM);
aux1 = aux(1:L);
aux2 = aux(5000-L:5000);

figure
subplot(211)
stem(1:L, qamdemod(signal_d(1:L),QAM), '-', 'color',
c_.original, "linewidth", 1, "markersize", 3);
hold on;
stem(1:L, aux1, '-', 'color', c_.estimated, "linewidth",
1, "markersize", 3);
hold off;
title('First Samples');
xlabel('Sample, N');
xlim([0 L])
ylabel('Magnitude');

legend('Original', 'Estimated', 'Location', 'northeastoutside', 'Orientation', 'Horizontal',
[0.5 0.47 0.0 1.03], 'Units', 'normalized');
legend boxoff
grid on;
subplot(212)
stem((5000-L):5000, qamdemod(signal_d((5000-
L):5000),QAM), '-', 'color', c_.original, "linewidth", 1, "markersize",
3);
hold on;
stem((5000-L):5000, aux2, '-', 'color', c_.estimated, "linewidth",
1, "markersize", 3);
hold off;
title('Last Samples');
xlabel('Sample, N');
ylabel('Magnitude');
xlim([(5000-L) 5000])
grid on;
% savefig_tight(h5, 'figures/hw3p6c-evolution', 'both');

```

```

% (d) -----
disp('d')
close all;

% General Setup
RMC = 1000;
QAM_train = 4;
QAM_symbols = 4.^(1:4);
SNRdB = 0:10:30;
order = 15; M = order + 1;
mi = 0.4;
gamma = 1e3;
train.N = 500;
trans.N = 5000;
Hz = [0.5 1.2 1.5 -1];

train.error = zeros(train.N,1);
train.weights = zeros(M, train.N);

trans.error = zeros(trans.N,1);
trans.weights = zeros(M, trans.N);

SER = cell(RMC, length(QAM_symbols), length(SNRdB));

tic;
for rmc = 1:RMC
    for iiQAM = 1:length(QAM_symbols)
        for iiSNR = 1:length(SNRdB)
            fprintf('RMC, SNR (%2.0f, %2.0f dB) -- %2.0f-QAM \n',
rmc, SNRdB(iiSNR), QAM_symbols(iiQAM))

                % Training
                signal_d_train = qammod(randi([0,QAM_train - 1],
[train.N 1]),QAM_train);
                signal_x_train = filtfilt(Hz,1,signal_d_train);
                energy = mean(abs(signal_x_train(:)).^2); % Energy
symbol
                signal_x_train = signal_x_train + sqrt(energy.*1/
(10^(inf/10))/2) * complex(randn(train.N,1), randn(train.N,1));

                for s = M:train.N
                    aux = signal_x_train(s:-1:s-M+1);
                    mi_normalized = mi/(gamma + norm(aux)^2);
                    train.error(s) = signal_d_train(s-M+1) -
train.weights(:,s)'+aux;
                    train.weights(:,s+1) = train.weights(:,s) +
mi_normalized * conj(train.error(s)) * aux;
                end

                % Transmission
                QAM = QAM_symbols(iiQAM);
                signal_d = qammod(randi([0,QAM - 1],[trans.N 1]),QAM);
                signal_x = filtfilt(Hz,1,signal_d);

```

```

        energy = mean(abs(signal_x(:)).^2); % Energy symbol
pilot.
        signal_x = signal_x + sqrt(energy.*1/
(10^(SNRdB(iiSNR)/10))/2) * (randn(trans.N,1) + 1i*randn(trans.N,1));
        signal_d_hat = zeros(size(signal_d));

% NLMS
for s = M:trans.N
    aux = signal_x(s:-1:s-M+1);
    mi_normalized = mi/(gamma + norm(aux)^2);
    signal_d_hat(s-M+1) = trans.weights(:,s)'*aux;
    trans.error(s) = qammod(qamdemod(signal_x(s-M
+1),QAM),QAM) - trans.weights(:,s)'*aux;
    trans.weights(:,s+1) = trans.weights(:,s) +
mi_normalized * conj(trans.error(s)) * aux;
end

        SER{rmc, iiSNR, iiQAM} = sum(qamdemod(signal_d,QAM) ~=
qamdemod(signal_d_hat,QAM)) / length(qamdemod(signal_d,QAM));

        end
    end
    fprintf('-----\n\n')
end

t = toc;
disp(t)

c_ =
struct('QAM4', 'y', 'QAM16', 'k', 'QAM64', 'r', 'QAM256', 'b', 'mean', 'k');

h6 = figure();
semilogy(SNRdB, mean(cell2mat(SER(:, :, 1)), 1), '-', 'color',
c_.QAM4, 'linewidth', 1.5);
hold on;
semilogy(SNRdB, mean(cell2mat(SER(:, :, 2)), 1), '-', 'color',
c_.QAM16, 'Marker', 's', 'MarkerFaceColor', c_.QAM16, 'linewidth',
1.5);
semilogy(SNRdB, mean(cell2mat(SER(:, :, 3)), 1), '-.', 'color',
c_.QAM64, 'Marker', 'o', 'MarkerFaceColor', c_.QAM64, 'linewidth',
1.5);
semilogy(SNRdB, mean(cell2mat(SER(:, :, 4)), 1), '--', 'color',
c_.QAM256, 'Marker', '^', 'MarkerFaceColor', c_.QAM256, 'linewidth',
1.5);
hold off;
xlabel('SNR (dB)');
ylabel('SER');
xticks(SNRdB);
ylim([2e-3 2]);
legend('4-QAM', '16-QAM', '64-QAM', '256-
QAM', 'Location', 'Best');
grid minor

save('hw3p6d.mat', 'SNRdB', 'SER', 'c_');

```

```

savefig_tight(h6, 'figures/hw3p6d-SER', 'both');

disp('pause');
pause();
return

end

```

HOMework 4 - PROBLEM 1

```

function [y, weights] = hw4plrls(signal_x, signal_d, M, lambda,
delta, fixcoeff)
    N = length(signal_d);
    error = zeros(N,1);
    weights = zeros(M, N);
    Rd = delta*eye(M);
    y = zeros(N,1);
    weights(1,1) = 1;

    for n = 2:(N - M - 1)
        Rd = (1/lambda)*(Rd - (Rd*signal_x(n:n+M-1)*signal_x(n:n
+M-1)')*Rd)/(lambda + signal_x(n:n+M-1)'*Rd*signal_x(n:n+M-1));
        error(n) = signal_d(n) - weights(:,n-1)' * signal_x(n:n+M-1);
        weights(:,n) = weights(:,n-1) + Rd*error(n)*signal_x(n:n+M-1);
        if fixcoeff
            weights(1,n) = 1; % Impose first coeff fix
        end
        y(n) = weights(:,n-1)' * signal_x(n:n+M-1);
    end

end

function hw4pl(varargin)
    disp('hw4pl')
    c_ = struct('original', [57 106 177]./255, 'fixcoef', [204 37
41]./255, 'freecoeff', [62 150 81]./255);

    % General Setup
    N = 100;
    order = 2; M = order + 1;
    lambda = 0.98;
    delta = 1;

    % Signal Model
    t = linspace(-3*pi,3*pi,N).';
    signal_d = cos(pi*t/3);
    SNR_dB = 10;
    noise = sqrt((1/(10^(SNR_dB/10)))/2).*randn(N,1);
    signal_x = signal_d + noise;

    [fixcoef.y, fixcoef.weights] = filter_hw.hw4plrls(signal_x,
signal_d, M, lambda, delta, true);

```

```

[freecoeff.y, freecoeff.weights] = filter_hw.hw4p1rls(signal_x,
signal_d, M, lambda, delta, false);

filter_hw.mat2txt('hw4p1coef.txt',
fixcoef.weights(:,1:10).', 'w', 'coef fix');
filter_hw.mat2txt('hw4p1coef.txt',
freecoeff.weights(:,1:10).', 'a', 'free fix');

% MSE Curve
h1 = figure();
plot(signal_d,'-','color','k','linewidth',1);
hold on;
plot(fixcoef.y,'--','color',c_.fixcoef,
'Marker','^','MarkerFaceColor',
c_.fixcoef,'MarkerIndices',1:20:length(fixcoef.y),'linewidth',1);
plot(freecoeff.y,'-.','color',c_.freecoeff,
'Marker','o','MarkerFaceColor',
c_.freecoeff,'MarkerIndices',1:25:length(freecoeff.y),'linewidth',
1);
hold off;
xlabel('Samples, N');
ylabel('Magnitude');
legend('Original (SNR = 10 dB)', 'Fix Coef', 'Free
Coef', 'Location', 'Best');
grid on;
savefig_tight(h1, 'figures/hw4p1', 'both');

end

```

HOMWORK 4 - PROBLEM 3

```

function [error, weights] = hw4p3rls(signal_d, M, SNR_dB, lambda)
N = length(signal_d);
error = zeros(N,1);
weights = zeros(M, N);

noise = sqrt((1/(10^(SNR_dB/10)))/2).*randn(N,1);
signal_x = signal_d + noise; % Defining delta by the inverse of
the signal energy

delta = 1/(sum(signal_x.^2)/length(signal_x));
Rd = delta*eye(M);

signal_d = signal_d(M:end,1);
for ss = 2:(N - M - 1)
    Rd = (1/lambda)*(Rd - (Rd*signal_x(ss:ss+M-1)*signal_x(ss:ss
+M-1)')*Rd)/(lambda + signal_x(ss:ss+M-1)'*Rd*signal_x(ss:ss+M-1));
    error(ss) = signal_d(ss) - weights(:,ss-1)' * signal_x(ss:ss
+M-1);
    weights(:,ss) = weights(:,ss-1) + Rd*error(ss)*signal_x(ss:ss
+M-1);
end
weights = flip(weights);

```

```

end

function hw4p3(varargin)
    disp('hw4p3');

    c_ = struct('original', [57 106 177]./255, 'estimated', [204 37
41]./255, 'nlms', [107 76 154]./255, 'mean', 'k');

    % General Setup
    N = 510;
    A.lambda = 0.9;
    B.lambda = 0.99;
    C.lambda = 0.999;

    % Order = 2
    -----
    order = 2; M = order + 1;
    SNR_dB = 3;

    % Signal Model
    t = linspace(-pi,pi,N).';
    signal_d = sin(2*pi*t); % Generating the noisy received signal.

    % Change: M, SNR, lambda
    [A.error, A.weights] = filter_hw.hw4p3rls(signal_d, M, SNR_dB,
A.lambda);
    [B.error, B.weights] = filter_hw.hw4p3rls(signal_d, M, SNR_dB,
B.lambda);
    [C.error, C.weights] = filter_hw.hw4p3rls(signal_d, M, SNR_dB,
C.lambda);

    % Plot - 3 dB
    h1 = figure();
    subplot(2,2,1)
    semilogy(1:N, A.error.^2, '-', 'color', c_.nlms, "linewidth",
1, "markersize", 8);
    hold on
    semilogy(1:N, repelem(mean(A.error.^2), N), '--', 'color',
c_.mean, "linewidth", 1);
    hold off
    xlabel('Samples, N');
    xlim([0 N-10]);
    ylim([1e-8 1e0]);
    ylabel('MSE');
    legend(strcat(sprintf('RLS (M = %2.0f, SNR = %2.0f$ dB,', order,
SNR_dB), ' $\lambda$ = ', num2str(A.lambda), ')'), strcat('Mean = ',
num2str(mean(A.error.^2))), 'interpreter', 'latex', 'Orientation', 'Vertical', 'L
legend boxoff
    grid on;

    subplot(2,2,2)
    semilogy(1:N, B.error.^2, '-', 'color', c_.nlms, "linewidth",
1, "markersize", 8);

```

```

        hold on
        semilogy(1:N, repelem(mean(B.error.^2), N), '--', 'color',
c_.mean, "linewidth", 1);
        hold off
        xlabel('Samples, N');
        xlim([0 N-10]);
        ylim([1e-8 1e0]);
        ylabel('MSE');
        legend(strcat(sprintf('RLS (M = %2.0f, SNR = %2.0f$ dB,', order,
SNR_dB), ' $\lambda$ = ', num2str(B.lambda), ')'), strcat('Mean = ',
num2str(mean(B.error.^2))), 'interpreter', 'latex', 'Orientation', 'Vertical', 'L
        legend boxoff
        grid on;

        subplot(2,2,3)
        plot(1:N, A.weights(1,:), '-', 'color', c_.original, "linewidth",
1);
        hold on;
        plot(1:N, A.weights(2,:), '--', 'color', c_.estimated, "linewidth",
1);
        hold off;
        xlabel('Samples, N');
        ylabel('Magnitude');
        xlim([0 N-10]);

        legend('$w_0$', '$w_1$', 'interpreter', 'latex', 'Orientation', 'Horizontal', 'Lo
        legend boxoff
        grid on;

        subplot(2,2,4)
        plot(1:N, B.weights(1,:), '-', 'color', c_.original, "linewidth",
1);
        hold on;
        plot(1:N, B.weights(2,:), '--', 'color', c_.estimated, "linewidth",
1);
        hold off;
        xlabel('Samples, N');
        ylabel('Magnitude');
        xlim([0 N-10]);

        legend('$w_0$', '$w_1$', 'interpreter', 'latex', 'Orientation', 'Horizontal', 'Lo
        legend boxoff
        grid on;

        % savefig_tight(h1, 'figures/hw4p3-fig1', 'both');

        h2 = figure();
        subplot(2,1,1)
        semilogy(1:N, C.error.^2, '-', 'color', c_.nlms, "linewidth",
1, "markersize", 8);
        hold on
        semilogy(1:N, repelem(mean(C.error.^2), N), '--', 'color',
c_.mean, "linewidth", 1);
        hold off

```

```

xlabel('Samples, N');
xlim([0 N-10]);
ylim([1e-8 1e0]);
ylabel('MSE');
legend(strcat(sprintf('RLS (M = %2.0f, SNR = %2.0f$ dB', order,
SNR_dB), ' $\lambda$ = ', num2str(C.lambda), ')'), strcat('Mean = ',
num2str(mean(B.error.^2))), 'interpreter', 'latex', 'Orientation', 'Vertical', 'L
legend boxoff
grid on;

subplot(2,1,2)
plot(1:N, C.weights(1,:), '-', 'color', c_.original, "linewidth",
1);
hold on;
plot(1:N, C.weights(2,:), '--', 'color', c_.estimated, "linewidth",
1);
hold off;
xlabel('Samples, N');
ylabel('Magnitude');
xlim([0 N-10]);

legend('$w_0$', '$w_1$', 'interpreter', 'latex', 'Orientation', 'Horizontal', 'Lo
legend boxoff
grid on;

% savefig_tight(h2, 'figures/hw4p3-fig2', 'both');

pause;
close all;

SNR_dB = inf;

% Signal Model
t = linspace(-pi,pi,N).';
signal_d = sin(2*pi*t); % Generating the noisy received signal.

% Change: M, SNR, lambda
[A.error, A.weights] = filter_hw.hw4p3rls(signal_d, M, SNR_dB,
A.lambda);
[B.error, B.weights] = filter_hw.hw4p3rls(signal_d, M, SNR_dB,
B.lambda);
[C.error, C.weights] = filter_hw.hw4p3rls(signal_d, M, SNR_dB,
C.lambda);

% Plot - inf dB
h3 = figure();
subplot(2,2,1)
semilogy(1:N, A.error.^2, '-', 'color', c_.nlms, "linewidth",
1, "markersize", 8);
hold on
semilogy(1:N, repelem(mean(A.error.^2), N), '--', 'color',
c_.mean, "linewidth", 1);
hold off
xlabel('Samples, N');

```

```

        xlim([0 N-10]);
        ylim([1e-8 1e0]);
        ylabel('MSE');
        legend(strcat(sprintf('RLS (M = %2.0f, SNR = %2.0f$ dB,', order,
SNR_dB), ' $\lambda$ = ', num2str(A.lambda), ')'), strcat('Mean = ',
num2str(mean(A.error.^2))), 'interpreter', 'latex', 'Orientation', 'Vertical', 'L
        legend boxoff
        grid on;

        subplot(2,2,2)
        semilogy(1:N, B.error.^2, '-', 'color', c_.nlms, "linewidth",
1, "markersize", 8);
        hold on
        semilogy(1:N, repelem(mean(B.error.^2), N), '--', 'color',
c_.mean, "linewidth", 1);
        hold off
        xlabel('Samples, N');
        xlim([0 N-10]);
        ylim([1e-8 1e0]);
        ylabel('MSE');
        legend(strcat(sprintf('RLS (M = %2.0f, SNR = %2.0f$ dB,', order,
SNR_dB), ' $\lambda$ = ', num2str(B.lambda), ')'), strcat('Mean = ',
num2str(mean(B.error.^2))), 'interpreter', 'latex', 'Orientation', 'Vertical', 'L
        legend boxoff
        grid on;

        subplot(2,2,3)
        plot(1:N, A.weights(1,:), '-', 'color', c_.original, "linewidth",
1);
        hold on;
        plot(1:N, A.weights(2,:), '--', 'color', c_.estimated, "linewidth",
1);
        hold off;
        xlabel('Samples, N');
        ylabel('Magnitude');
        xlim([0 N-10]);

        legend('$w_0$', '$w_1$', 'interpreter', 'latex', 'Orientation', 'Horizontal', 'Lo
        legend boxoff
        grid on;

        subplot(2,2,4)
        plot(1:N, B.weights(1,:), '-', 'color', c_.original, "linewidth",
1);
        hold on;
        plot(1:N, B.weights(2,:), '--', 'color', c_.estimated, "linewidth",
1);
        hold off;
        xlabel('Samples, N');
        ylabel('Magnitude');
        xlim([0 N-10]);

        legend('$w_0$', '$w_1$', 'interpreter', 'latex', 'Orientation', 'Horizontal', 'Lo
        legend boxoff

```

```

grid on;

% savefig_tight(h3, 'figures/hw4p3-fig3', 'both');

h4 = figure();
subplot(2,1,1)
semilogy(1:N, C.error.^2, '-', 'color', c_.nlms, "linewidth",
1, "markersize", 8);
hold on
semilogy(1:N, repelem(mean(C.error.^2), N), '--', 'color',
c_.mean, "linewidth", 1);
hold off
xlabel('Samples, N');
xlim([0 N-10]);
ylim([1e-8 1e0]);
ylabel('MSE');
legend(strcat(sprintf('RLS (M = %2.0f, SNR = %2.0f$ dB,', order,
SNR_dB), ' $\\lambda$ = ', num2str(C.lambda), ')'), strcat('Mean = ',
num2str(mean(B.error.^2))), 'interpreter', 'latex', 'Orientation', 'Vertical', 'L
legend boxoff
grid on;

subplot(2,1,2)
plot(1:N, C.weights(1,:), '-', 'color', c_.original, "linewidth",
1);
hold on;
plot(1:N, C.weights(2,:), '--', 'color', c_.estimated, "linewidth",
1);
hold off;
xlabel('Samples, N');
ylabel('Magnitude');
xlim([0 N-10]);

legend('$w_0$', '$w_1$', 'interpreter', 'latex', 'Orientation', 'Horizontal', 'Lo
legend boxoff
grid on;

% savefig_tight(h4, 'figures/hw4p3-fig4', 'both');

pause;
close all;

% Order = 3
-----
order = 3; M = order + 1;
SNR_dB = 3;

% Signal Model
t = linspace(-pi,pi,N).';
signal_d = sin(2*pi*t); % Generating the noisy received signal.

% Change: M, SNR, lambda
[A.error, A.weights] = filter_hw.hw4p3rls(signal_d, M, SNR_dB,
A.lambda);

```

```

[B.error, B.weights] = filter_hw.hw4p3rls(signal_d, M, SNR_dB,
B.lambda);
[C.error, C.weights] = filter_hw.hw4p3rls(signal_d, M, SNR_dB,
C.lambda);

% Plot - 3 dB
h5 = figure();
subplot(2,2,1)
semilogy(1:N, A.error.^2, '-', 'color', c_.nlms, "linewidth",
1, "markersize", 8);
hold on
semilogy(1:N, repelem(mean(A.error.^2), N), '--', 'color',
c_.mean, "linewidth", 1);
hold off
xlabel('Samples, N');
xlim([0 N-10]);
ylim([1e-8 1e0])
ylabel('MSE');
legend(strcat(sprintf('RLS (M = %2.0f, SNR = %2.0f$ dB,', order,
SNR_dB), ' $\lambda$ = ', num2str(A.lambda), ')'), strcat('Mean = ',
num2str(mean(A.error.^2))), 'interpreter', 'latex', 'Orientation', 'Vertical', 'L
legend boxoff
grid on;

subplot(2,2,2)
semilogy(1:N, B.error.^2, '-', 'color', c_.nlms, "linewidth",
1, "markersize", 8);
hold on
semilogy(1:N, repelem(mean(B.error.^2), N), '--', 'color',
c_.mean, "linewidth", 1);
hold off
xlabel('Samples, N');
xlim([0 N-10]);
ylim([1e-8 1e0])
ylabel('MSE');
legend(strcat(sprintf('RLS (M = %2.0f, SNR = %2.0f$ dB,', order,
SNR_dB), ' $\lambda$ = ', num2str(B.lambda), ')'), strcat('Mean = ',
num2str(mean(B.error.^2))), 'interpreter', 'latex', 'Orientation', 'Vertical', 'L
legend boxoff
grid on;

subplot(2,2,3)
plot(1:N, A.weights(1,:), '-', 'color', c_.original, "linewidth",
1);
hold on;
plot(1:N, A.weights(2,:), '--', 'color', c_.estimated, "linewidth",
1);
hold off;
xlabel('Samples, N');
ylabel('Magnitude');
xlim([0 N-10]);

legend('$w_0$', '$w_1$', 'interpreter', 'latex', 'Orientation', 'Horizontal', 'Lo
legend boxoff

```

```

        grid on;

        subplot(2,2,4)
        plot(1:N, B.weights(1,:), '-', 'color', c_.original, "linewidth",
1);
        hold on;
        plot(1:N, B.weights(2,:), '--', 'color', c_.estimated, "linewidth",
1);
        hold off;
        xlabel('Samples, N');
        ylabel('Magnitude');
        xlim([0 N-10]);

legend('$w_0$', '$w_1$', 'interpreter', 'latex', 'Orientation', 'Horizontal', 'Lo
legend boxoff
grid on;

% savefig_tight(h5, 'figures/hw4p3-fig5', 'both');

h6 = figure();
subplot(2,1,1)
semilogy(1:N, C.error.^2, '-', 'color', c_.nlms, "linewidth",
1, "markersize", 8);
hold on
semilogy(1:N, repelem(mean(C.error.^2), N), '--', 'color',
c_.mean, "linewidth", 1);
hold off
xlabel('Samples, N');
xlim([0 N-10]);
ylim([1e-8 1e0]);
ylabel('MSE');
legend(sprintf('RLS (M = %2.0f, SNR = %2.0f$ dB,', order,
SNR_dB), ' $\lambda$ = ', num2str(C.lambda), ')', strcat('Mean = ',
num2str(mean(B.error.^2))), 'interpreter', 'latex', 'Orientation', 'Vertical', 'L
legend boxoff
grid on;

subplot(2,1,2)
plot(1:N, C.weights(1,:), '-', 'color', c_.original, "linewidth",
1);
hold on;
plot(1:N, C.weights(2,:), '--', 'color', c_.estimated, "linewidth",
1);
hold off;
xlabel('Samples, N');
ylabel('Magnitude');
xlim([0 N-10]);

legend('$w_0$', '$w_1$', 'interpreter', 'latex', 'Orientation', 'Horizontal', 'Lo
legend boxoff
grid on;

% savefig_tight(h6, 'figures/hw4p3-fig6', 'both');

```

```

pause;
close all;

SNR_dB = inf;

% Signal Model
t = linspace(-pi,pi,N).';
signal_d = sin(2*pi*t); % Generating the noisy received signal.

% Change: M, SNR, lambda
[A.error, A.weights] = filter_hw.hw4p3rls(signal_d, M, SNR_dB,
A.lambda);
[B.error, B.weights] = filter_hw.hw4p3rls(signal_d, M, SNR_dB,
B.lambda);
[C.error, C.weights] = filter_hw.hw4p3rls(signal_d, M, SNR_dB,
C.lambda);

% Plot - inf dB
h7 = figure();
subplot(2,2,1)
semilogy(1:N, A.error.^2, '-', 'color', c_.nlms, "linewidth",
1, "markersize", 8);
hold on
semilogy(1:N, repelem(mean(A.error.^2), N), '--', 'color',
c_.mean, "linewidth", 1);
hold off
xlabel('Samples, N');
xlim([0 N-10]);
ylim([1e-8 1e0])
ylabel('MSE');
legend(strcat(sprintf('RLS (M = %2.0f, SNR = %2.0f$ dB,', order,
SNR_dB), ' $\lambda$ = ', num2str(A.lambda), ')'), strcat('Mean = ',
num2str(mean(A.error.^2))), 'interpreter', 'latex', 'Orientation', 'Vertical', 'L
legend boxoff
grid on;

subplot(2,2,2)
semilogy(1:N, B.error.^2, '-', 'color', c_.nlms, "linewidth",
1, "markersize", 8);
hold on
semilogy(1:N, repelem(mean(B.error.^2), N), '--', 'color',
c_.mean, "linewidth", 1);
hold off
xlabel('Samples, N');
xlim([0 N-10]);
ylim([1e-8 1e0])
ylabel('MSE');
legend(strcat(sprintf('RLS (M = %2.0f, SNR = %2.0f$ dB,', order,
SNR_dB), ' $\lambda$ = ', num2str(B.lambda), ')'), strcat('Mean = ',
num2str(mean(B.error.^2))), 'interpreter', 'latex', 'Orientation', 'Vertical', 'L
legend boxoff
grid on;

subplot(2,2,3)

```

```

    plot(1:N, A.weights(1,:), '-', 'color', c_.original, "linewidth",
1);
    hold on;
    plot(1:N, A.weights(2,:), '--', 'color', c_.estimated, "linewidth",
1);
    hold off;
    xlabel('Samples, N');
    ylabel('Magnitude');
    xlim([0 N-10]);

legend('$w_0$', '$w_1$', 'interpreter', 'latex', 'Orientation', 'Horizontal', 'Lo
    legend boxoff
    grid on;

    subplot(2,2,4)
    plot(1:N, B.weights(1,:), '-', 'color', c_.original, "linewidth",
1);
    hold on;
    plot(1:N, B.weights(2,:), '--', 'color', c_.estimated, "linewidth",
1);
    hold off;
    xlabel('Samples, N');
    ylabel('Magnitude');
    xlim([0 N-10]);

legend('$w_0$', '$w_1$', 'interpreter', 'latex', 'Orientation', 'Horizontal', 'Lo
    legend boxoff
    grid on;

    savefig_tight(h7, 'figures/hw4p3-fig7', 'both');

    h8 = figure();
    subplot(2,1,1)
    semilogy(1:N, C.error.^2, '-', 'color', c_.nlms, "linewidth",
1, "markersize", 8);
    hold on
    semilogy(1:N, repelem(mean(C.error.^2), N), '--', 'color',
c_.mean, "linewidth", 1);
    hold off
    xlabel('Samples, N');
    xlim([0 N-10]);
    ylim([1e-8 1e0]);
    ylabel('MSE');
    legend(sprintf('RLS (M = %2.0f, SNR = %2.0f$ dB,', order,
SNR_dB), ' $\lambda$ = ', num2str(C.lambda), ')'), strcat('Mean = ',
num2str(mean(B.error.^2))), 'interpreter', 'latex', 'Orientation', 'Vertical', 'L
    legend boxoff
    grid on;

    subplot(2,1,2)
    plot(1:N, C.weights(1,:), '-', 'color', c_.original, "linewidth",
1);
    hold on;

```

```

    plot(1:N, C.weights(2,:), '--', 'color', c_.estimated, "linewidth",
1);
    hold off;
    xlabel('Samples, N');
    ylabel('Magnitude');
    xlim([0 N-10]);

    legend('$w_0$', '$w_1$', 'interpreter', 'latex', 'Orientation', 'Horizontal', 'Lo
    legend boxoff
    grid on;

    savefig_tight(h8, 'figures/hw4p3-fig8', 'both');

end

```

VERBOSE DETAILS

```

function export_fig(Activate, h, filename)
    if Activate
        savefig_tight(h, filename, 'both');
        filter_hw.verbose_save(filename);
    else
        pause(2)
        close(h);
    end
end

function verbose_save(filename)
    fprintf('Saving Results for:\n\t %s \n', filename);
end

```

SAVE DATA TO TXT FILE

```

function mat2txt(filename, X, permission, header)
% ND.MAT2TXT Write a matrix X into a txt file
% mat2txt(filename, X, 'w', header) - Overwrite the file
% mat2txt(filename, X, 'a', header) - Append to the file end
%
% See also.
    [I, J] = size(X);
    fileID = fopen(filename, permission);
    fprintf(fileID, [repelem('-', strlength(header)+3), '\n',
header, ...
        '\n', repelem('-', strlength(header)+3), '\n']);
    fprintf(fileID, 'X(%d, %d)\n', I, J);
    for ii = 1:I
        for jj = 1:J
            fprintf(fileID, ' %2.4f', X(ii,jj));
        end
        fprintf(fileID, ';\n');
    end
end

```

```
        end
        fprintf(fileID, '\n');
        fclose(fileID);
    end
```

```
% end methods list
```

```
end
end
```

```
ans =
```

```
    filter_hw with no properties.
```

Published with MATLAB® R2021a

Função Main

[TIP7188 - Filtragem Adaptativa] Author: Lucas Abdalah

main.m

```
clearvars;  
close all;  
clc; pause(0.1)  
  
% publish('main.m', 'pdf');  
% publish('filter_hw.m', 'pdf');  
  
% filter_hw.hw2p5();  
% filter_hw.hw3p4();  
% filter_hw.hw3p5();  
% filter_hw.hw3p6();  
% filter_hw.hw4p1();  
% filter_hw.hw4p3();
```

Published with MATLAB® R2021a