Experimento 1 - Filtros Adaptativos

PSI3531 Processamento de Sinais Aplicado

Bruno Hashimoto (10715628)

Guilherme Fernandes Gonçalves Silva (10297272)

Eliminação de Interferências

```
% Definição de Variáveis

M = 2; % coeficientes do filtro adaptativo
N = 1000; % numero de pontos
n = 0:N-1;
phi_v = 2*pi*rand;% (2*pi)*rand(N,1); % U ~ [0, 2pi]
phi_u = phi_v;

s = sqrt(0.01) .* randn(N, 1); % s(n) - ruido branco (0, 0.01)
x = sin(2*pi*n/10 + pi/6 + phi_v')'; % x(n) - interferencia
u = 5*sin(2*pi*n/10 + phi_u')'; % u(n) - sinal correlacionado com interferencia
d = s + x; % d(n)
```

a)

Calcule a Matrix de autocorrelação R e o vetor de correlação cruzada p entre a entrada e o sinal desejado.

A matriz de autocorrelação é definida por:

$$R = E\{u(n)u^{T}(n)\} = \begin{pmatrix} r_{uu}(0) & r_{uu}(1) \\ r_{uu}(1) & r_{uu}(0) \end{pmatrix}$$

Cada elemento da matrix pode ser calculado utilizando-se a seguinte fórmula:

$$r_{uu}(k) = E\{u(n)u(n-k)\}\$$

Substituindo o sinal u(n), tem-se:

$$r_{uu}(k) = E\{5sin(\frac{2\pi n}{10} + \phi_u) \cdot 5sin(\frac{2\pi (n-k)}{10} + \phi_u)\}$$

$$r_{uu}(k) = E\{25sin(\frac{2\pi n}{10} + \phi_u) \cdot sin(\frac{2\pi n}{10} - \frac{2\pi k}{10} + \phi_u)\}$$

usando a identidade $sin(a)sin(b) = \frac{1}{2}cos(a-b) - \frac{1}{2}cos(a+b)$, obtém-se:

$$r_{uu}(k) = \frac{25}{2} E\left\{\cos(\frac{2\pi k}{10}) - \cos(\frac{4\pi n}{10} - \frac{2\pi k}{10} + 2\phi_u)\right\}$$

$$r_{uu}(k) = \frac{25}{2} \left(cos(\frac{2\pi k}{10}) - E\left\{ cos(\frac{4\pi n}{10} - \frac{2\pi k}{10} + 2\phi_u) \right\} \right)$$

Como ϕ_u é variável aleatória entre 0 e 2π , tem-se que a esperança $E\left\{cos(\frac{4\pi n}{10}-\frac{2\pi k}{10}+2\phi_u)\right\}=0$, a partir da identidade do cosseno da soma.

$$E\left\{\cos(\frac{4\pi n}{10} - \frac{2\pi k}{10} + 2\phi_u)\right\} = \cos(\frac{4\pi n}{10} - \frac{2\pi k}{10})E\left\{\cos(2\phi_u)\right\} - \sin(\frac{4\pi n}{10} - \frac{2\pi k}{10})E\left\{\sin(2\phi_u)\right\}$$

$$E\left\{\cos(2\phi_u)\right\} = E\left\{\sin(2\phi_u)\right\} = 0$$

Portanto, temos que $r_{uu}(k) = \frac{25}{2} cos(\frac{2\pi k}{10})$, e finalmente a matrix R

$$R = \frac{25}{2} \begin{pmatrix} 1 & \cos(\frac{\pi}{5}) \\ \cos(\frac{\pi}{5}) & 1 \end{pmatrix}$$

Para calcular a o vetor p, segue-se o mesmo procedimento com $r_{du}(k) = E\{d(n)u(n-k)\}$:

$$r_{du}(k) = E\left\{sin(\frac{2\pi n}{10} + \frac{\pi}{6} + \phi_u) \cdot 5sin(\frac{2\pi n}{10} - \frac{2\pi k}{10} + \phi_u)\right\}$$

$$r_{du}(k) = \frac{5}{2}E\left\{cos(\frac{2\pi k}{10} + \frac{\pi}{6}) - cos(\frac{4\pi n}{10} + \frac{\pi}{6} - \frac{2\pi k}{10} + 2\phi_u)\right\}$$

$$r_{du}(k) = \frac{5}{2}cos(\frac{2\pi k}{10} + \frac{\pi}{6})$$

Finalmente, tem-se:

$$p = \frac{5}{2} \begin{pmatrix} \cos(\frac{\pi}{6}) \\ \cos(\frac{\pi}{5} + \frac{\pi}{6}) \end{pmatrix}$$

O vetor de coeficientes ótimos é obtido por $w_o = R^{-1}p$ e o erro quadrático médio mínimo $J_{min} = \sigma_d^2 - p^T w_o$, serão calculados a seguir.

A variância de d(n) (σ_d^2) é dada por $E\{d^2(n)-E\{d(n)\}^2\}$, em que $E\{d(n)\}=0$, então tem-se que:

$$\sigma_d^2 = E\{x^2(n) + s^2(n) + 2x(n)s(n)\} = E\{x^2(n)\} + E\{s^2(n)\}$$

$$\sigma_d^2 = 0.5 + 0.01 = 0.51$$

```
% Matrix autocorrelação R
R = 12.5 * [1 cos(pi/5); cos(pi/5) 1]
```

```
R = 2×2
12.5000 10.1127
10.1127 12.5000
```

```
% vetor p de correlação cruzada
p = 2.5*[cos(pi/6);cos(pi/5+pi/6)]
```

```
p = 2×1
2.1651
1.0168
```

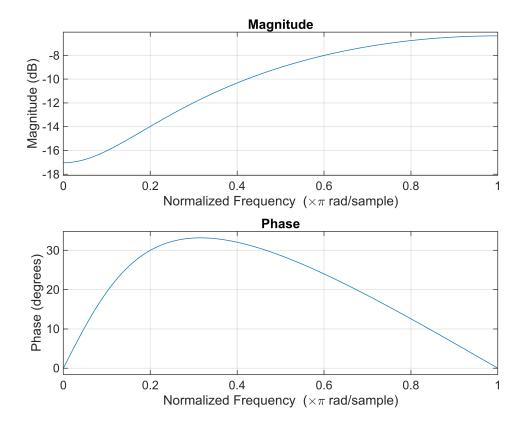
```
% vetor de coeficientes ótimos (wo)
wo = R \ p % inv(R) * p
```

```
wo = 2 \times 1
0.3108
-0.1701
```

```
% Erro quadrático médio mínimo J_min
var_d = 0.51;
J_min = var_d - p'*wo
```

 $J_{min} = 0.0100$

```
% Resposta em frequência
freqz(wo, 1);
```



Na frequência da interferência 0.2π rad/sample, a magnitude do sinal é atenuada em 14dB, o que equivale a uma redução de um quinto do sinal de entrada no filtro, uma vez que $20\log_{10}(0.2) = -14\text{dB}$. Além da alteração de fase de 30° . Dessa forma, o filtro corretamente filtra u(n).

b)

Os autovalores obtidos da matriz R são:

```
eigenvalues = eig(R)

eigenvalues = 2×1
2.3873
22.6127
```

A estabilidade é garantida se o passo de adaptação μ satisfazer a relação:

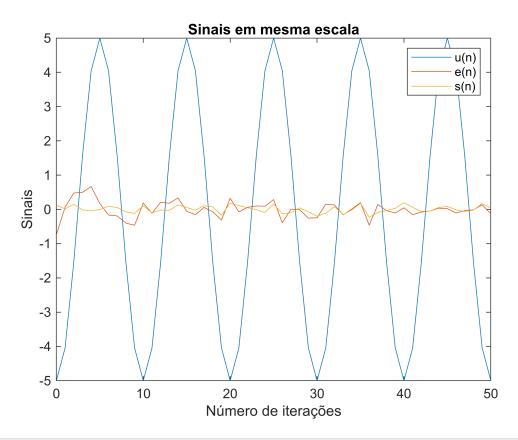
```
fprintf('0 < mu < %f', 2/max(eigenvalues));
0 < mu < 0.088446</pre>
```

c)

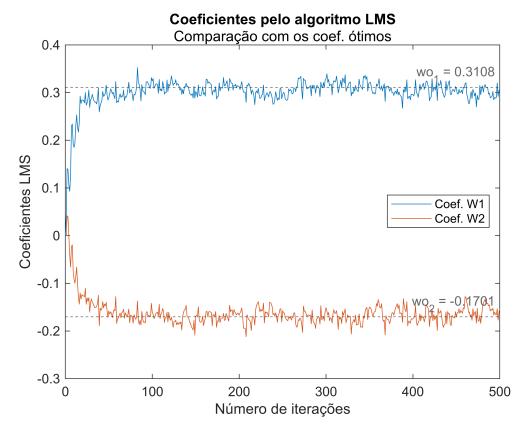
Os sinais de entrada u(n), erro e(n) e desejado s(n) são mostrados na Figura abaixo. Pode-se observar que o erro é expressivo inicialmente, mas com o decorrer da simulação ele converge para o sinal desejado. Como espeado pelo algorítmo LMS.

```
N_iter = 500; % numero de iterações
mu = 0.03;

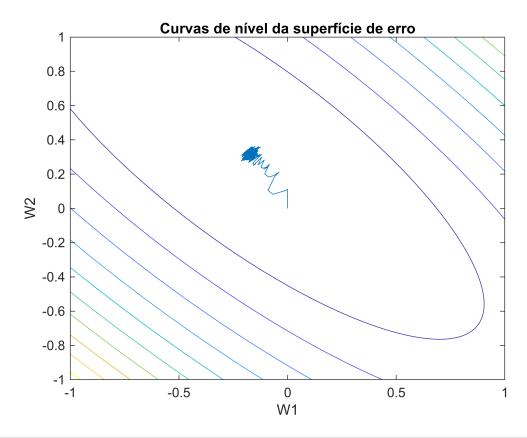
% i
[W, erro] = lms(u, d, M, N_iter, mu);
% plotar u e s com indice do numero de iteracoes (?)
plot(0:N_iter-1, u(1:N_iter), 0:N_iter-1, erro, 0:N_iter-1, s(1:N_iter));
legend('u(n)', 'e(n)', 's(n)');
xlim([0, 50]);
title('Sinais em mesma escala');
xlabel('Número de iterações');
ylabel('Sinais');
```



```
%% ii
plot(0:N_iter, W);
yline(wo, '--', {'wo_1 = 0.3108', 'wo_2 = -0.1701'});
title('Coeficientes pelo algoritmo LMS');
subtitle('Comparação com os coef. ótimos')
%legend('Adap. Ref: 0,3108', 'Adap. Ref: -0,1701', 'Location','east');
legend('Coef. W1', 'Coef. W2', 'Location', 'east');
xlabel('Número de iterações');
ylabel('Coeficientes LMS');
```

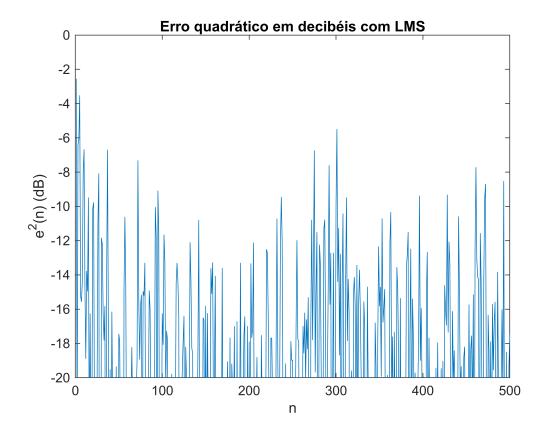


```
%% iii
W1 = -1:0.01:1;
W2 = W1;
Ncn = length(W1);
for i = 1:Ncn
    for j = 1:Ncn
        Wnc = [W1(i); W1(j)];
        J(i,j) = var_d - 2*Wnc'*p + Wnc'*R*Wnc;
    end
end
figure;
contour(W1, W2, J);
hold on;
plot(W(:,2), W(:,1));
title('Curvas de nível da superfície de erro');
xlabel('W1');
ylabel('W2');
```



```
%% iv
[~, erro] = lms(u, d, M, N_iter, mu);
erro_quad_db = 10*log10(erro.*erro);

figure;
plot(1:N_iter, erro_quad_db);
ylim([-20 0]);
ylabel('e^2(n) (dB)');
xlabel('n');
title('Erro quadrático em decibéis com LMS');
```



d)

O valor teórico máximo de μ , para se obter a convergência do algoritmo LMS, foi de 0.065. No entanto, pode-se observar experimentalmente que para valores maiores de μ , já ocorre a divergência para pelo menos uma das simulações. Como por exemplo, para μ = 0.07 o gráfico abaixo mostra essa situação de divergência. Como o algoritmo divergiu em pelo menos 1 simulação, considera-se que ele diverge para aquele valor de μ , como é o caso de μ = 0.069.

```
N_monte_carlo = 1000;
erro_med1 = zeros(1,N_iter);
erro_med2 = zeros(1,N_iter);
erro_med3 = zeros(1,N_iter);
mu1 = 0.07;
mu2 = 0.069;
mu3 = 0.065;

for i = 0:N_monte_carlo-1
    phi_u = 2*pi*rand;
    x = sin(2*pi*n/10 + pi/6 + phi_u);
    u = 5*sin(2*pi*n/10 + phi_u);
    s = sqrt(0.01)*randn(1,N);
    d = s + x;

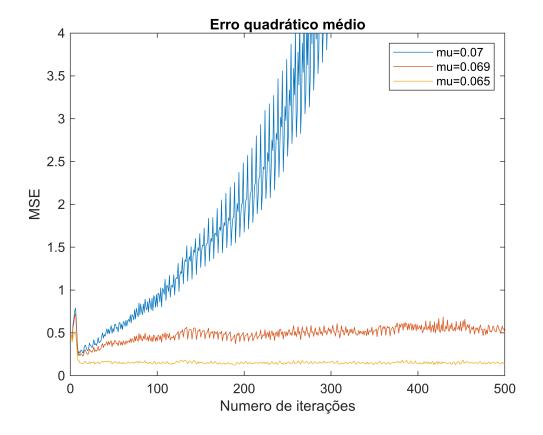
[~, erro1] = lms(u, d, M, N_iter, mu1);
    erro_med1 = erro_med1 + erro1.*erro1;
```

```
[~, erro2] = lms(u, d, M, N_iter, mu2);
erro_med2 = erro_med2 + erro2.*erro2;

[~, erro3] = lms(u, d, M, N_iter, mu3);
erro_med3 = erro_med3 + erro3.*erro3;
end

erro_med1 = erro_med1/N_monte_carlo;
erro_med2 = erro_med2/N_monte_carlo;
erro_med3 = erro_med3/N_monte_carlo;
erro_med3 = erro_med3/N_monte_carlo;

plot(1:N_iter, erro_med1, 1:N_iter, erro_med2, 1:N_iter, erro_med3);
ylabel('MSE');
xlabel('Numero de iterações');
title('Erro quadrático médio');
legend('mu=0.07', 'mu=0.069', 'mu=0.065');
ylim([0 4]);
```



e)

```
%% i
N_monte_carlo = 1000;
mu = 0.03;
erro_med = zeros(1,N_iter);
for i = 1:N_monte_carlo
    phi_u = 2*pi*rand;
```

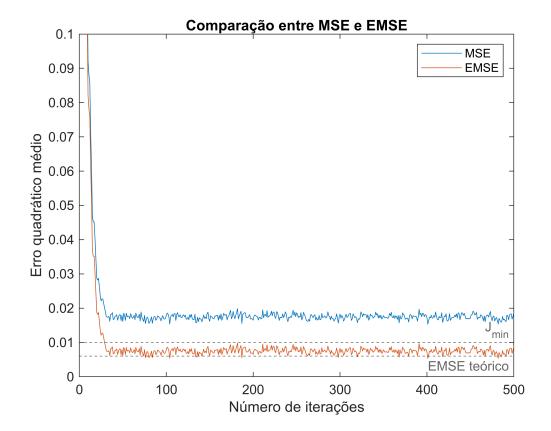
```
x = sin(2*pi*n/10 + pi/6 + phi_u);
u = 5*sin(2*pi*n/10 + phi_u);
s = sqrt(0.01)*randn(1,N);
d = s + x;

[W, erro] = lms(u, d, M, N_iter, mu);
erro_med = erro_med + erro.*erro;
end
mse = erro_med/N_monte_carlo;

%% ii
sigma_v_2 = 0.01; %var(x);
%experimental
emse = mse - J_min;
%teorico
EMSE_teorico = mu*sigma_v_2*trace(R)/(2-mu*trace(R))
```

EMSE_teorico = 0.0060

```
figure;
plot(1:N_iter, mse, 1:N_iter, emse);
yline(J_min, '--', 'J_{min}');
yline(EMSE_teorico, '--', 'EMSE teórico', 'LabelVerticalAlignment', 'bottom');
ylim([0 0.1]);
legend('MSE', 'EMSE');
xlabel('Número de iterações');
ylabel('Erro quadrático médio');
title('Comparação entre MSE e EMSE');
```



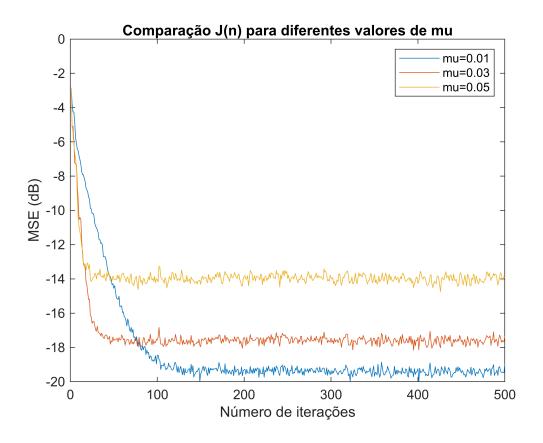
No grafico acima, pode-se verificar o valor do MSE em regime que é de aproximadamente 0.02. O valor teórico do EMSE é de 0.006.

f)

```
N_monte_carlo = 1000;
mu1 = 0.01;
mu2 = 0.03;
mu3 = 0.05;
erro_med1 = zeros(1, N_iter);
erro_med2 = zeros(1, N_iter);
erro_med3 = zeros(1, N_iter);
for i = 1:N_monte_carlo
    phi u = 2*pi*rand;
    x = \sin(2*pi*n/10 + pi/6 + phi_u);
    u = 5*sin(2*pi*n/10 + phi_u);
    s = sqrt(0.01)*randn(1,N);
    d = s + x;
    [~, erro1] = lms(u, d, M, N_iter, mu1);
    erro_med1 = erro_med1 + erro1 .* erro1;
    [~, erro2] = lms(u, d, M, N_iter, mu2);
    erro_med2 = erro_med2 + erro2 .* erro2;
```

```
[~, erro3] = lms(u, d, M, N_iter, mu3);
  erro_med3 = erro_med3 + erro3 .* erro3;
end
mse1 = 10*log10(erro_med1/N_monte_carlo);
mse2 = 10*log10(erro_med2/N_monte_carlo);
mse3 = 10*log10(erro_med3/N_monte_carlo);

figure;
plot(1:N_iter, mse1, 1:N_iter, mse2, 1:N_iter, mse3);
ylim([-20 0]);
legend('mu=0.01', 'mu=0.03', 'mu=0.05');
title('Comparação J(n) para diferentes valores de mu');
xlabel('Número de iterações');
ylabel('MSE (dB)');
```



A convergência do modelo é mais rápida para o maior valor de μ =0.05, porém o valor do erro é maior. A convergência mais lenta acontece para μ =0.01, justificado pela diminuição do tamanho do passo, porém o erro obtido é o menor entre os três, obtendo-se o melhor resultado. Um bom equilibrio entre velocidade e erro acontece para μ =0.03.