

```
In [22]: 1 using DSP;
2 using Plots;
3 using WAV;
4 using SampledSignals;
5 using LinearAlgebra;
6 using JLD;
7 using Pkg;
```

EXPERIÊNCIA 6

Gabriel Tavares 10773801

Leitura das variáveis

```
In [2]: 1 conversa1, fs = wavread("conversa1.wav")
2 conversa2, fs = wavread("conversa2.wav")
3 h = load("respimp.jld")["hi"]
4 ;
```

```
In [3]: 1 v = conversa1
2 x = conversa2
3 y = filt(h, x)
4 d = y + v
5 ;
```

```
In [23]: 1 M = 256
2 w, erro,  $\mu$ s = NLMS(x, d, M;  $\epsilon$  = 100)
3 ;
```

```
In [24]: 1 MSD = zeros(size(w)[1])
2 for i in 1:length(MSD)
3     global MSD
4     MSD[i] = norm(w[i,:] .- h).^2
5 end
6 ;
```

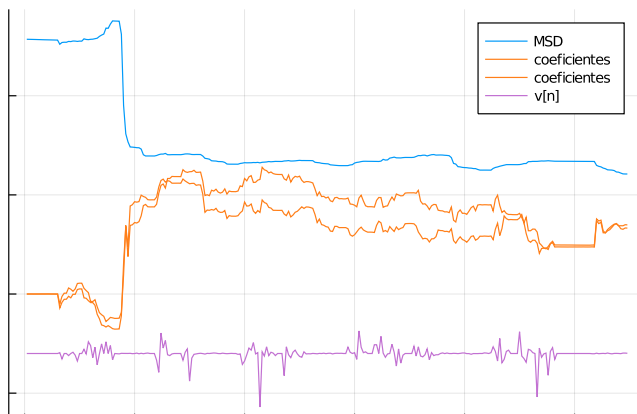
No gráfico abaixo podemos ver a evolução do filtro. Vemos que o a qualidade do filtro (MSD) sempre aumenta nos pontos onde não há picos de volume em $v[n]$. Esses são os pontos onde o algoritmo recebe a conversa 2 para poder adaptar o filtro no sentido do filtro ideal.

Podemos notar rapidamente a queda do MSD para se adequar ao filtro original e depois ele se mantém quase constante

```
In [25]: 1 plot(title = "Adaptação do algoritmo")
2 plot!(MSD[1:1000:end], label = "MSD")
3 plot!(w[1:1000:end, 1:2].-0.005, label = "coeficientes", color=RGB(1,0.5,0.1))
4 plot!(v[1:1000:end]*0.003 .- 0.008, label = "v[n]")
5 plot!(tickfontcolor = RGBA(0,0,0,0))#hide axis values
```

Out[25]:

Adaptação do algoritmo



```
In [26]: 1 SampleBuf(erro, fs)
```

Out[26]:

▶ 0:00 / 0:34 🔊 ⋮

Usando DTD

Agora iremos aplicar um detector de fala de Geigel. Nesse detector vemos comparar constantemente a razão entre os sinais $d[n]$ e $x[n]$ com um limiar de detecção para ativar ou não a adaptação dos coeficientes

```
In [27]: 1 M = 256
2 Dt = 2
3 w, erro,  $\mu$ s = NLMS(x, d, M;  $\epsilon$  = 50, DTD = true, Dt = Dt)
4 ;
```

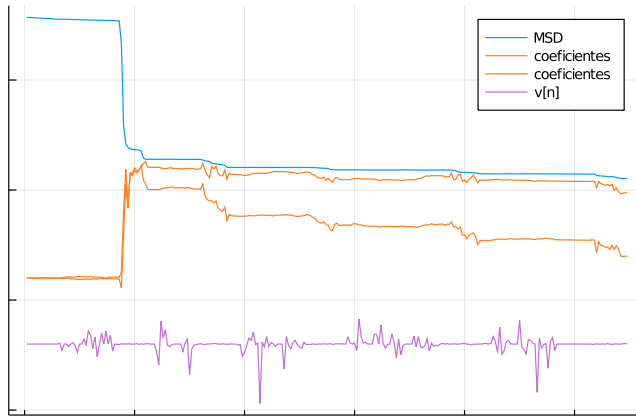
```
In [28]: 1 MSD = zeros(size(w)[1])
2 for i in 1:length(MSD)
3     global MSD
4     MSD[i] = norm(w[i,:].- h).^2
5 end
```

Usando o detector de fala, podemos ver que o filtro só se adapta nos pontos onde não há picos de sinal em $v[n]$ ou seja, em pontos onde a conversa 2 está acontecendo. Dessa forma os coeficientes se mantêm quase constantes nos pontos onde a conversa 1 está alta e se adapta apenas quando tem o sinal de eco.

```
In [29]: 1 plot(title = "Adaptação do algoritmo")
2 plot(MSD[1:1000:end], label = "MSD")
3 plot(w[1:1000:end, 1:2].-0.004, label = "coeficientes", color=RGB(1,0.5,0.1))
4 plot(v[1:1000:end]*0.003 .- 0.007, label = "v[n]")
5 plot!(tickfontcolor = RGBA(0,0,0,0))#hide axis values
```

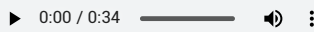
Out[29]:

Adaptação do algoritmo



```
In [30]: 1 SampleBuf(erro, fs)
```

Out[30]:



Usando PVSS

Nessa etapa usamos um fator variável no passo de adaptação para ser mais alto quando não estiver acontecendo a fala (conversa 1)

```
In [31]: 1 M = 256
2 w, erro, μs = NLMS(x, d, M; ε = 50 , PVSS = true)
3 ;
```

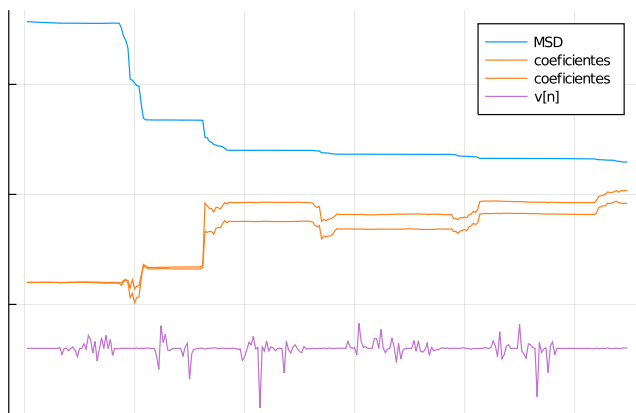
```
In [32]: 1 MSD = zeros(size(w)[1])
2 for i in 1:length(MSD)
3     global MSD
4     MSD[i] = norm(w[i,:].- h).^2
5 end
```

Usando o algoritmo LMS com PVSS vemos que os coeficientes caminham mais devagar, porém com uma estabilidade maior. Mesmo com sem usar o detector de fala, ainda apresenta uma patamares nos momentos sem eco.

```
In [33]: 1 plot(title = "Adaptação do algoritmo")
2 plot(MSD[1:1000:end], label = "MSD")
3 plot(w[1:1000:end, 1:2].-0.004, label = "coeficientes", color=RGB(1,0.5,0.1))
4 plot(v[1:1000:end]*0.003 .- 0.007, label = "v[n]")
5 plot!(tickfontcolor = RGBA(0,0,0,0))#hide axis values
```

Out[33]:

Adaptação do algoritmo



In [34]: 1 SampleBuf(erro, fs)

Out[34]:

▶ 0:00 / 0:34 🔊 ⋮

Usando DTD e PVSS

Aqui usamos os dois algoritmos juntos para verificar a qualidade do nosso eliminador de eco

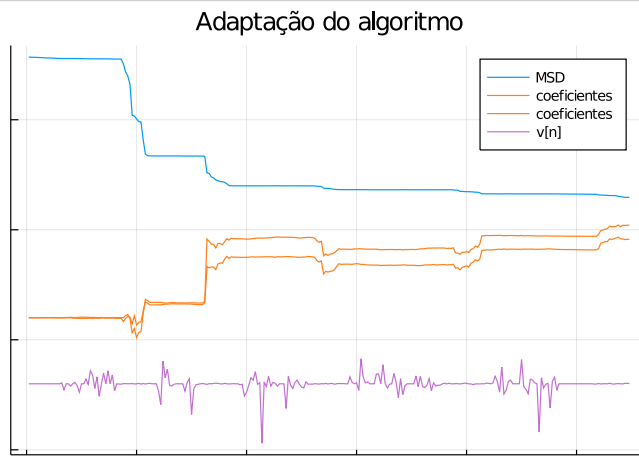
```
In [35]: 1 M = 256
2 Dt = 2
3 w, erro,  $\mu$ s = NLMS(x, d, M;  $\epsilon$  = 50 , DTD=true, Dt = Dt, PVSS = true)
4 ;
```

```
In [36]: 1 MSD = zeros(size(w)[1])
2 for i in 1:length(MSD)
3     global MSD
4     MSD[i] = norm(w[i,:].- h).^2
5 end
```

Usando o PVSS e DTD junto, o resultado não foi muito diferente de usando apenas o PVSS

```
In [37]: 1 plot(title = "Adaptação do algoritmo")
2 plot(MSD[1:1000:end], label = "MSD")
3 plot!(w[1:1000:end, 1:2].-0.004, label = "coeficientes", color=RGB(1,0.5,0.1))
4 plot!(v[1:1000:end]*0.003 .- 0.007, label = "v[n]")
5 plot!(tickfontcolor = RGBA(0,0,0,0))#hide axis values
```

Out[37]:



In [38]: 1 SampleBuf(erro, fs)

Out[38]:

▶ 0:00 / 0:34 🔊 ⋮

Conclusão

Nessa experiência verificamos o funcionamento de um eliminador de eco.

Primeiro usamos apenas o algoritmo DTD o filtro se adapta apenas quando não identifica uma fala, e isso traz uma estabilidade nos coeficientes nesses momentos. Dessa forma, o filtro só se adapta nos momentos onde identifica apenas o eco do sistema.

Usando apenas o algoritmo PVSS, o sistema também tem uma estabilidade nos momentos de fala através do ajuste de alfa, e tem um passo de adaptação relevante apenas nos momentos de eco. No entanto ele converge mais devagar para o filtro ideal

Usando os dois algoritmos juntos, a convergência é parecida com o uso apenas do PVSS já que ambos eles tem uma papel semelhante em controlar o passo de adaptação conforme é ou não detectado fala ou eco.

Functions

```

In [20]: 1 function NLMS(x, d, M;  $\mu_0$  = 1,  $\epsilon$  = 1000, DTD = false, Dt = 50, PVSS = false)
2         N = length(x)
3          $\Phi$  = zeros(M,1)
4         W = zeros(N,M)
5         erro = zeros(N,1)
6
7          $\mu$ s = zeros(N)
8
9         #DTD constants
10        dg = zeros(N)
11
12        #PVSS constants
13         $\alpha$  = zeros(N)
14         $\sigma_d^2$  = zeros(N)
15         $\sigma_y^2$  = zeros(N)
16         $\sigma_e^2$  = zeros(N)
17         $\lambda_d$  = 0.99
18         $\zeta$  = 0.002
19
20
21        for n in 1:N-1
22             $\mu$  = 0
23
24             $\Phi$  = [x[n];  $\Phi$ [1:M-1]]
25            y = W[n,:]'* $\Phi$ 
26            erro[n] = d[n]-y
27
28            # check if coefficients must be updated
29            update_ $\mu$  = false
30            if DTD
31                dg[n] = abs(d[n])/maximum( $\Phi$ )
32                if dg[n] <= Dt
33                    update_ $\mu$  = true
34                end
35            else
36                update_ $\mu$  = true
37            end
38
39            # update  $\mu$ 
40            if update_ $\mu$ 
41                if PVSS
42                    if n < N-1
43                         $\sigma_d^2$ [n + 1] =  $\lambda_d$ * $\sigma_d^2$ [n] + (1 -  $\lambda_d$ )*d[n]^2
44                         $\sigma_y^2$ [n + 1] =  $\lambda_d$ * $\sigma_y^2$ [n] + (1 -  $\lambda_d$ )*y^2
45                         $\sigma_e^2$ [n + 1] =  $\lambda_d$ * $\sigma_e^2$ [n] + (1 -  $\lambda_d$ )*erro[n]^2
46                    end
47                     $\alpha$ [n] = abs(1 - sqrt(abs( $\sigma_d^2$ [n+1] -  $\sigma_y^2$ [n+1]))/( $\zeta$  + sqrt( $\sigma_e^2$ [n+1])) )
48                     $\mu$  =  $\alpha$ [n]* $\mu_0$ /( $\epsilon$  + norm( $\Phi$ )^2)
49                else
50                     $\mu$  =  $\mu_0$ /( $\epsilon$  + norm( $\Phi$ )^2)
51                end
52            end
53
54            W[n+1, :] = W[n, :] +  $\mu$ *erro[n]* $\Phi$ 
55             $\mu$ s[n] =  $\mu$ 
56        end
57        return W, erro,  $\mu$ s
58    end
59

```

Out[20]: NLMS (generic function with 1 method)

```

In [21]: 1 function DSP.freqz(h::Vector)
2         return freqz(PolynomialRatio(h, [1]))
3     end

```