



AGerald
17,8

Instituto Superior Técnico
Mestrado em Engenharia Aeroespacial

Eletrónica Geral

Grupo 9

Laboratório 3 Filtro Adaptativo

Docente: Professor José António Gerald

Discentes: Irina Soares n^o 86353
João Branco n^o 90190
Ana Lúcia Reis n^o 91027

15 de novembro de 2021

Índice

1	Introdução	2
2	Sistema de Transmissão de Dados	2
3	Algoritmo LMS	3
4	Sistema de Teste do Filtro Adaptativo	3
4.1	Arquitetura do Sistema	4
4.1.1	Gerador de Dados	4
4.1.2	Híbrido	5
4.1.3	Cancelador de Eco	5
4.2	ERLE	6
5	Realização do Sistema de Simulação	7
5.1	Teste dos Baralhadores de Dados	7
5.1.1	Emissor Local	7
5.1.2	Emissor Remoto	8
5.2	Teste do Híbrido	9
5.3	Teste do Cancelador de Eco	10
5.4	Teste do Sistema	11
5.4.1	Sem Ruído	12
5.4.2	Com Ruído	18
6	Conclusão	20



1 Introdução

Neste laboratório, realizado no âmbito da unidade curricular de Eletrónica Geral, o principal objetivo prendeu-se com o estudo de um filtro adaptativo FIR (*Finite Impulse Response*) transversal com algoritmo LMS (*Least Mean Squares*), por forma a desenvolver experiência e conhecimentos em relação a conceitos como o peso computacional do filtro, velocidade de adaptação, estabilidade do algoritmo e o erro residual. Para este estudo, foi utilizada a ferramenta computacional *Simulink*, do *Matlab*.

Desta forma, foi construído um sistema de teste, onde foram estudados e desenvolvidos individualmente os vários componentes necessários, tais como: o baralhador de dados, o híbrido e o cancelador de eco. O funcionamento do cancelador é verificado através do parâmetro ERLE (*Echo Return Loss Enhancement*). Após a análise teórica de cada um destes componentes, foram executadas simulações com os sinais de entrada indicados e analisadas as suas respostas.

Posteriormente aos testes supra mencionados, o sistema completo foi elaborado, através da concatenação dos componentes desenvolvidos, e testado, com e sem ruído. Executaram-se duas simulações iniciais com $\mu = 0.03$ e $\mu = 0.003$ e analisaram-se os resultados obtidos. Foram observadas as diferenças nos resultados ao variar o passo de adaptação μ do algoritmo LMS, por forma a encontrar o limiar entre a estabilidade e instabilidade e μ_{max} , para qual o sistema ainda é estável.

Os resultados obtidos foram comentados e foi realizada uma sucinta conclusão da atividade laboratorial executada.

— problema do eco?

2 Sistema de Transmissão de Dados

Neste trabalho laboratorial, como previamente referido, pretende-se simular um sistema elementar de transmissão de dados em banda de base. Um exemplo deste sistema é representado na Figura 1.

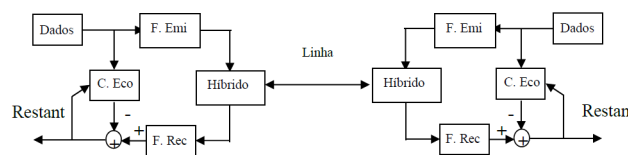


Figura 1: Sistema de transmissão de dados.

É possível observar na Figura 1 que o sistema de transmissão de dados é constituído por dois subsistemas simétricos por reflexão, constituídos por:

- Gerador de Dados (Dados) - fornece os dados a serem emitidos. No presente caso, o gerador é composto por um gerador elementar de dados binários (onda quadrada) e por um baralhador de dados, que constituem, deste modo, um gerador de dados aleatórios, no formato NRZ com valores de ± 1 ;
- Filtro de Emissão e Recepção (F. Emi e F. Rec) - reduzem a interferência intersimbólica (ISI - *Inter-Symbol Interference*). O de recepção elimina também o ruído fora da banda de passagem e iguala o canal de transmissão;

- Híbrido - realiza a passagem de 4 para 2 fios dos emissores/recetores para transmissão, e vice-versa, através da tecnologia mista de implementação;
- Cancelador de Eco (C.Eco) - tal como o nome indica, procede ao cancelamento do eco, local ou remoto, dependendo se é transmissão de dados ou voz, respetivamente. No presente caso, é implementado recorrendo à estrutura FIR transversal adaptativa.

3 Algoritmo LMS

Existem dois tipos distintos de algoritmos que regem a convergência, a estabilidade, o erro residual e o peso computacional do processo de adaptação. Estes são os algoritmos de gradiente e de mínimos quadrados. Enquanto os algoritmos de gradiente minimizam o valor do erro quadrático médio e estimam o gradiente das superfícies de nível, os algoritmos de mínimos quadrados minimizam a soma dos quadrados dos erros.

O LMS (do inglês, *Least Mean Squares*) é atualmente um dos algoritmos mais utilizados devido às suas simplicidade e robustez. Como pertence aos algoritmos de gradiente, tem um peso computacional reduzido, o que o torna adequado para as aplicações de tempo real, cuja frequência de amostragem é necessariamente elevada. Quando aplicado a um filtro FIR transversal (que corresponde ao caso em estudo), é robusto do ponto de vista de estabilidade do processo de adaptação e apresenta uma rapidez de convergência moderada.

O LMS recorre à simplificação do cálculo do gradiente, através do valor instantâneo do erro quadrático, y_k^2 , como estimativa do seu valor médio estatístico. De acordo com este algoritmo, a atualização dos coeficientes, realizada a cada iteração, é dado pela Equação (1).

$$c_{i,k+1} = c_{i,k} + 2\mu y_k x_{k,i} \quad (1)$$

em que $c_{i,k}$, coeficiente da baixada i para a iteração k ; μ , passo de adaptação; y_k , erro instantâneo e $x_{k,i}$, amostra do sinal de entrada do filtro na baixada i e iteração k .

O passo de adaptação, μ , é responsável pela regulação da rapidez de convergência e condiciona a estabilidade do algoritmo e o erro residual, sendo que existe um valor máximo, μ_{max} , para o qual o sistema deixa de ser estável e não converge.

4 Sistema de Teste do Filtro Adaptativo

Com base no sistema da Figura 1, irá simular-se um sistema de teste simplificado para um filtro FIR transversal adaptativo, que funciona como cancelador de eco, num sistema simplificado de transmissão de dados em banda de base, correspondente à Figura 2.

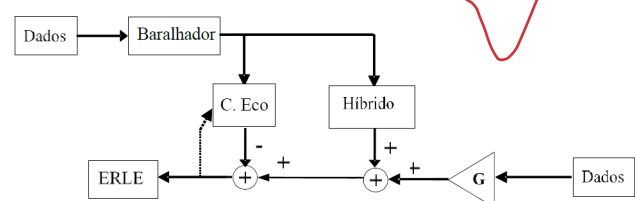


Figura 2: Diagrama de blocos de um sistema de teste.

4.1 Arquitetura do Sistema

É de notar na Figura 2 que os emissor e recetor remotos e o respetivo canal estão reduzidos aos blocos de processamento de sinal responsáveis pela geração de ruído (isto é, ao gerador de dados remoto e amplificador de ganho G), que se somará ao eco, proveniente do híbrido, no recetor local. O ganho G , colocado em série com o emissor remoto, atenua o sinal deste dado que, usualmente, apresenta no recetor uma amplitude bastante inferior ao sinal de eco.

Para além disso, como é considerado um sistema de teste simples, com apenas um cancelador de eco, todo o sistema funciona ao mesmo ritmo, definido pelo ritmo dos dados.

4.1.1 Gerador de Dados

Para a elaboração do filtro é necessário, primeiramente, gerar dados aleatórios a partir do emissor local e do emissor remoto. Para tal, começou-se por introduzir um gerador de onda quadrada, que varia entre 0 e 1, seguido por um baralhador de dados.

No caso de um emissor local o baralhador de dados está associado à seguinte operação:

$$y(t) = x(t) \oplus y(t - 3T) \oplus y(t - 5T) \quad \checkmark \quad (2)$$

enquanto o emissor remoto está associado à operação:

$$y(t) = x(t) \oplus y(t - 5T) \oplus y(t - 7T) \quad \checkmark \quad (3)$$

onde o fator T representa o período dos dados e \oplus a operação lógica "ou-exclusivo" (XOR).

Em ambos os casos utilizou-se um "*Pulse Generator*" para gerar os dados binários de uma onda quadrada e um conversor de nível, pois, à saída do gerador de dados aleatórios, os dados devem ter níveis ± 1 .

O conversor de nível desenvolvido, visível dentro dos quadrados a preto da Figura 3, tem como objetivo converter um sinal que varia entre 0 e 1 para um sinal NRZ (do inglês, *Non-return-to-zero*), que varie entre ± 1 . Para isso, multiplicou-se o sinal obtido do XOR por 2 e subtraiu-se 1, por forma a obter-se o sinal a variar entre -1 e 1 como pretendido.

Os diagramas de blocos realizados no *Simulink* respeitantes ao gerador de dados aleatórios para ambos os emissores, encontram-se apresentados nas figuras seguintes:

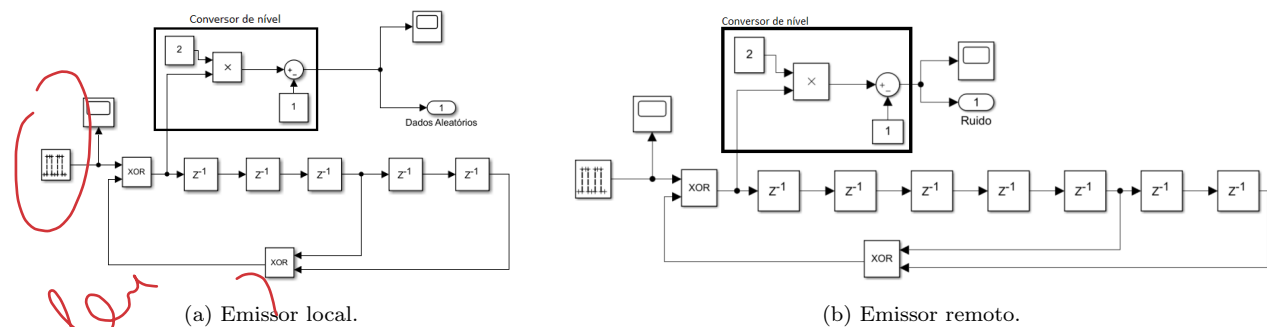


Figura 3: Diagrama de blocos - gerador de dados aleatórios.

mais do mesmo

4.1.2 Híbrido

Este circuito é realizado por um filtro de estrutura idêntica à adotada para o filtro adaptativo (no cancelador de eco), pois a análise dos resultados é mais direta desta forma, especialmente, caso seja omitido o filtro de emissão.

Desta forma, o híbrido é realizado por um filtro FIR transversal de 9ª ordem, cujo diagrama de blocos se encontra na Figura 4, onde foram utilizados os coeficientes fornecidos para cada baixada, expostos na Tabela 1.

Tabela 1: Coeficientes do híbrido.

Baixada	Coefficiente
0	0
1	0.2
2	1
3	0.3
4	-0.4
5	-0.1
6	0.1
7	-0.05
8	-0.02
9	-0.01

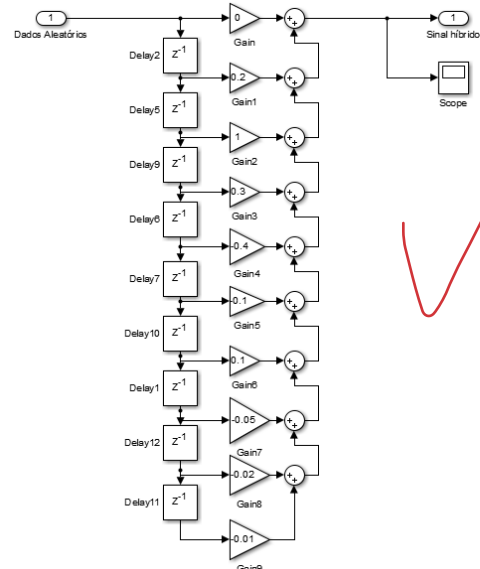


Figura 4: Diagrama de blocos do híbrido.

4.1.3 Cancelador de Eco

Este componente é constituído por um filtro adaptativo, que funciona como identificador de sinais. Desta forma, é possível identificar a função que denomina o eco local e proceder à sua anulação.

O filtro utilizado tem uma estrutura FIR transversal de 15ª ordem e, tal como supra referido, é um filtro adaptativo, dado que os coeficientes de cada baixada são atualizados a cada iteração realizada.

A estrutura do cancelador de eco, representada na Figura 5 e futuramente implementada em *Simulink*, é composta pelas seguintes variáveis: x_k , sinal de dados de entrada; c_i , coeficiente adaptativo da baixada i do filtro; y_k , sinal de erro; e_k , sinal de eco; \hat{e}_k , estimativa do sinal de eco e $H(z)$, função de sistema do caminho do eco.

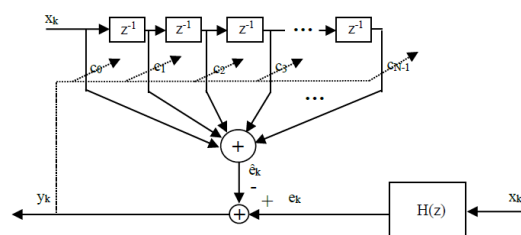


Figura 5: Estrutura do cancelador de eco.

Laboratorialmente, foi implementado o algoritmo LMS pois, tal como referido, tem um baixo peso computacional, elevada simplicidade de implementação e robustez. Através deste algoritmo, existe a atualização dos coeficientes de baixada a cada iteração sendo que, a cada iteração k , o coeficiente da baixada i é dado pela Equação (1), implementada na Figura 6. Este subsistema corresponde aos blocos com 3 *inputs* e 1 *output* da Figura 7.

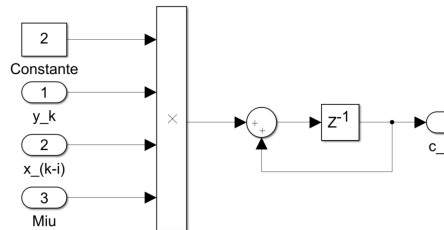


Figura 6: Atualização dos coeficientes $c_{i,k}$, através do algoritmo LMS.

Na Figura 7, encontra-se o diagrama de blocos do cancelador de eco, desenvolvido em *Simulink*. Como os blocos e operações realizadas se repetem 16 vezes sem alteração, optou-se por não representar na totalidade o diagrama, sendo apenas apresentado o início e o fim do mesmo.

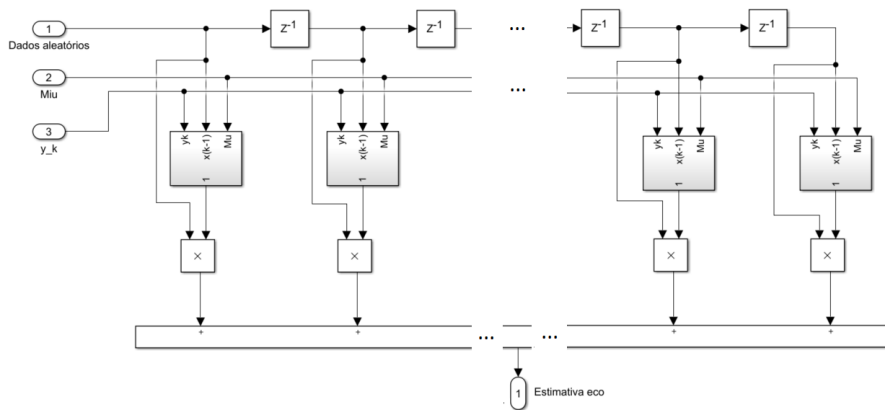


Figura 7: Estrutura do cancelador de eco.

4.2 ERLE

O "Echo Return Loss Enhancement" (ERLE) é o parâmetro mais utilizado para medir o desempenho do cancelador de eco. Quanto maior for o seu valor, maior será o cancelamento do eco. A sua expressão, em dB, é dada por:

$$ERLE = \frac{E[e_k^2]}{E[(e_k - \hat{e}_k)^2]} \Big|_{dB} \quad (4)$$

onde o valor de e_k representa o eco, \hat{e}_k o eco estimado pelo cancelador de eco e a diferença entre ambos ($e_k - \hat{e}_k$) representa o valor do eco depois do cancelamento.

Como é conhecido, o cancelador de eco tem como objetivo fazer com que o valor do eco estimado se aproxime do seu valor real, isto é, que o valor da diferença tenda para 0. Para valores de ERLE próximos de 0 ou negativos, o sistema revela-se instável dado a convergência dos seus coeficientes.

Foi implementado um subsistema, visível na Figura 8, denominado ERLE, por forma a observar a evolução temporal deste parâmetro e, consequente, funcionamento do cancelador de eco.

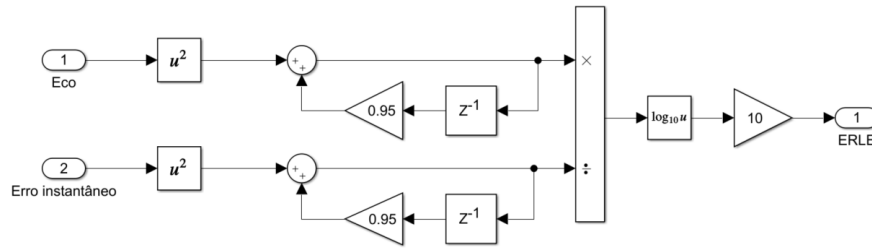


Figura 8: Diagrama de blocos do componente ERLE.

O cálculo da média (também denominado, valor esperado) é feito através de um filtro passa-baixo de primeira ordem com uma frequência de corte bastante baixa por forma a conseguir obter-se apenas a componente de frequência contínua do sinal de entrada. No *Simulink* é representado através da realimentação do sinal com um atraso unitário e ganho de 0,95.

Este subsistema não será sujeito a testes, uma vez que é uma ferramenta de análise do circuito, para confirmar a boa execução do cancelador de eco, e não um componente *per si*.

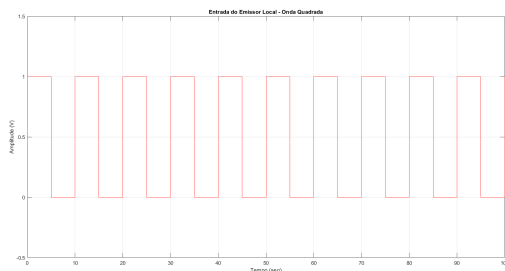
5 Realização do Sistema de Simulação

Nesta secção são realizados os testes, em simulação, dos subsistemas desenvolvidos na Secção 3. Posteriormente, é testado o sistema integral do filtro adaptativo.

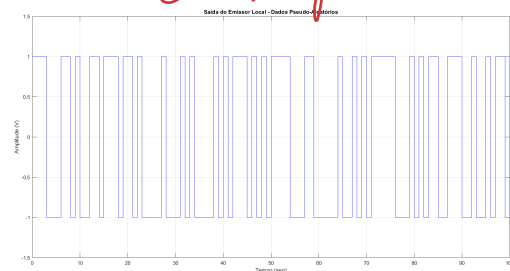
5.1 Teste dos Baralhadores de Dados

5.1.1 Emissor Local

Para realizar o teste do baralhador de dados, primeiramente, introduziu-se à entrada uma onda quadrada que varia entre 0 e 1 V e com período $T = 10$ s. Obteve-se a seguinte saída.



(a) Entrada do baralhador de dados.



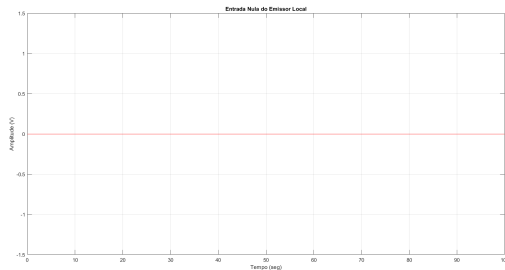
(b) Saída do baralhador de dados.

Figura 9: Emissor local - Teste com onda quadrada a variar entre 0 e 1 V e com período $T = 10$ s, em função do tempo (segundos).

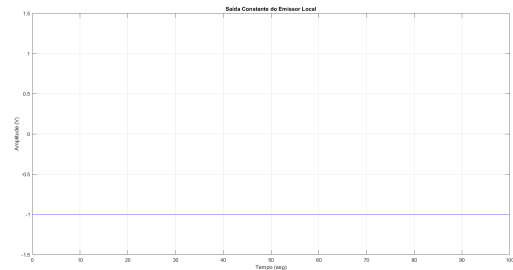
É possível observar na Figura 9.(a) que o sinal de entrada cumpre os requisitos, variando uniformemente entre 0 e 1 V. Na Figura 9.(b) conclui-se que o sinal de saída é *pseudo*-aleatório e NRZ,

variando entre -1 e 1 V, como requerido, graças ao conversor de nível que executa a operação $2x - 1$, com $x = 0$ ou $x = 1$, após a atuação do XOR.

Seguidamente, foi introduzido um sinal à entrada permanentemente a 0 V, observou-se a saída.



(a) [Entrada do baralhador de dados.



(b) Saída do baralhador de dados.

Figura 10: Emissor local - Teste com entrada permanente nula, em função do tempo (segundos).

Na Figura 10.(b) pode observar-se que a saída é um sinal constante de valor -1 . Isto ocorre dado que o gerador de sinais tem na sua constituição um XOR, cujo resultado com duas entradas é resumido na tabela seguinte.

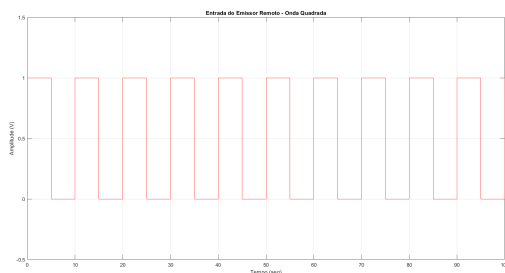
Tabela 2: Resultado da operação XOR, com duas entradas.

Entradas	00	01	10	11
Saída	0	1	1	0

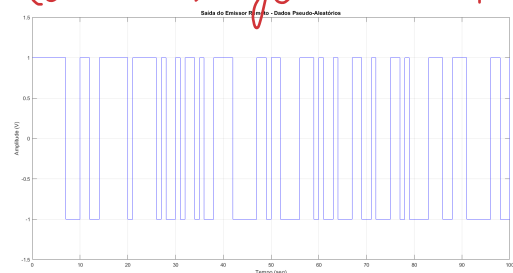
Como é possível verificar pela Tabela 2, esta função lógica não tem efeito sobre o sinal de entrada permanentemente nulo pois, tanto este como os seus *delays* são iguais a 0 e, por isso, a saída do XOR também será sempre 0 ($0 \oplus 0 = 0$). Assim sendo, o sinal de entrada apenas sofre alterações no conversor de nível, através da operação realizada no mesmo ($2 \cdot 0 - 1$), de onde resulta o valor constante de -1 V, observado na Figura 10.(b).

5.1.2 Emissor Remoto

Foram realizados os dois testes supra-referidos ao gerador de dados remoto, de onde resultou:

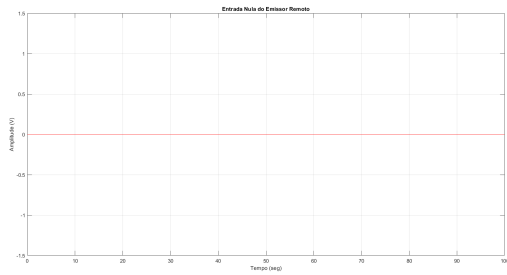


(a) Entrada do baralhador de dados.

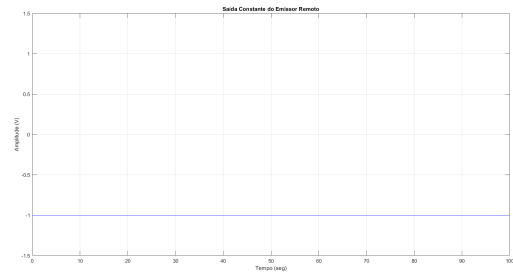


(b) Saída do baralhador de dados.

Figura 11: Emissor remoto - Teste com onda quadrada a variar entre 0 e 1 V e com período $T = 10$ s, em função do tempo (segundos).



(a) Entrada do baralhador de dados.



(b) Saída do baralhador de dados.

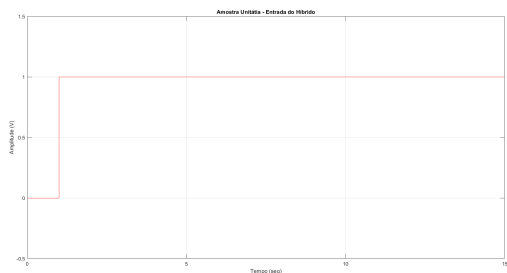
Figura 12: Emissor remoto - Teste com entrada permanente nula, em função do tempo (segundos).

É possível verificar que a saída do baralhador de dados remoto na Figura 11.(b) encontra-se também entre -1 e 1 V e, tal como era esperado, é diferente da saída obtida para o baralhador de dados local (Figura 9.(b)), uma vez que os polinómios utilizados nas equações (2) e (3) são diferentes.

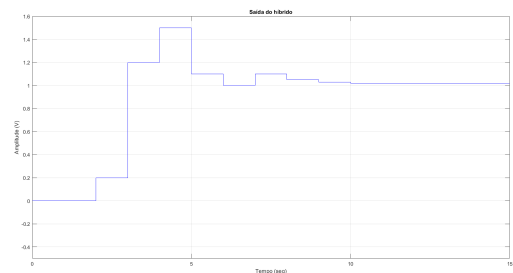
Em relação ao teste com a entrada constantemente nula, é possível confirmar, pela Figura 12.(b), que o resultado obtido é homólogo ao obtido para o baralhador de dados local (Figura 10.(b)), como era esperado, pois as entradas no XOR continuam a ser sempre nulas e, por isso, o resultado à saída deste e do conversor de nível é a mesma do que no emissor local (0 e -1 V, respetivamente).

5.2 Teste do Híbrido

Por forma a testar o funcionamento do híbrido, foi aplicada uma amostra unitária no *input 1* da Figura 4. O resultado obtido está exposto na Figura 13, onde é possível verificar o comportamento do mesmo até à estabilização.



(a) Entrada do híbrido.



(b) Saída do híbrido.

Figura 13: Resposta do híbrido a uma amostra unitária, em função do tempo (segundos).

Constata-se que o valor de cada patamar, observado na Figura 13.(b), corresponde à soma sucessiva dos coeficientes da Tabela 1, a partir da baixada 0 e até à baixada i , sendo i o número do patamar em questão. Por exemplo, o valor do quarto patamar corresponde a $0 + 0.2 + 1 + 0.3 - 0.4 = 1.1$ V. Por fim, verifica-se que a amplitude de saída estabiliza no valor da entrada (1 V) multiplicado pela soma dos 10 coeficientes (1.02), ou seja, a saída permanece em 1.02 V, a partir da última baixada.

5.3 Teste do Cancelador de Eco

Para a testagem do cancelador de eco, como é possível observar na Figura 14, os dados provenientes do gerador de dados aleatórios (que correspondem à Figura 9.(b)), foram aplicados à entrada do cancelador de eco. Em paralelo com o cancelador, foi ligado um um filtro FIR transversal de quarta ordem em que todas as baixadas têm coeficientes nulos à exceção da última, que tem coeficiente unitário.

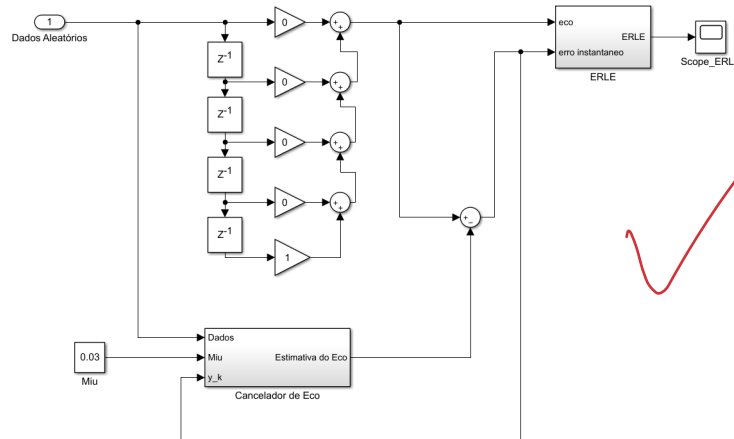


Figura 14: Diagrama de blocos de teste do cancelador de eco.

É de realçar que o passo de adaptação utilizado na simulação foi o indicado no guia laboratorial ($\mu = 0.03$), mas o *stop time* foi 2000 s, invés de 1000 s como indicado, pois o ERLE apenas estabiliza a aproximadamente 1400 segundos.

O esperado é que os coeficientes adaptativos tendam para os valores dos coeficientes do filtro FIR, o que implica a estabilização do ERLE. Na Figura 15, é possível verificar que o ERLE estabiliza.

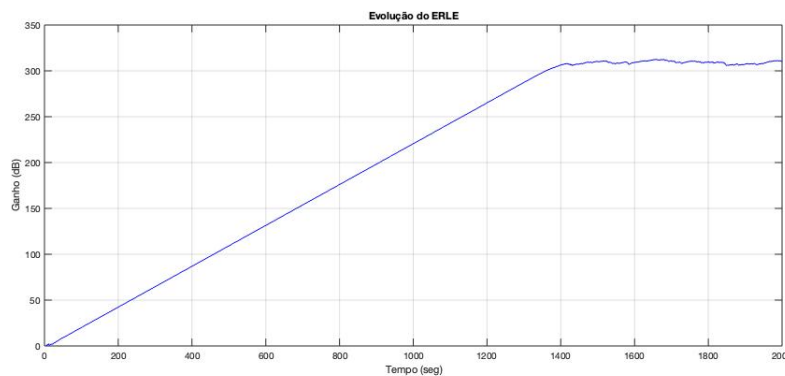


Figura 15: Evolução temporal do parâmetro ERLE (dB) em função do tempo (segundos), com $\mu = 0.03$ e *stop time* = 2000 segundos.

Na Figura 16, constata-se que os coeficientes adaptativos tendem todos para zero, à exceção de c_4 que tende para um, como era de esperar, pois correspondem aos coeficientes das baixadas no filtro FIR de quarta ordem utilizado. Apesar da simulação ter sido realizada até aos 2000 segundos para

visualização do parâmetro ERLE, optou-se por mostrar os coeficientes adaptativos apenas até aos 150 segundos pois já estão estáveis até esse instante e, assim, é possível uma observação mais cuidada dos mesmos.

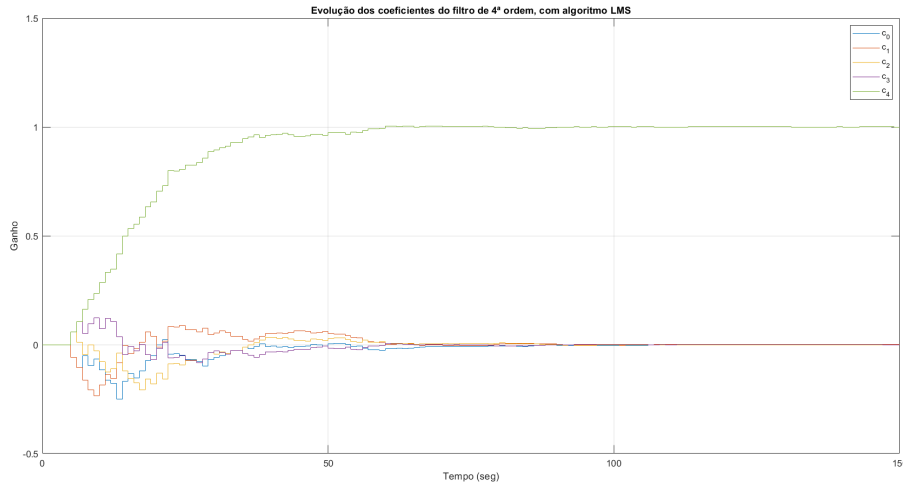


Figura 16: Evolução temporal dos coeficientes adaptativos em função do tempo (segundos), com $\mu = 0.03$ e *stop time*= 150 segundos.

5.4 Teste do Sistema

O sistema total resulta da concatenação de todos os componentes analisados separadamente na secção anterior, que corresponde ao diagrama de blocos da Figura 2. Este diagrama foi implementado, em *Simulink*, sendo que o interior de cada subsistema está presente na Secção 4, nas subsecções correspondentes.

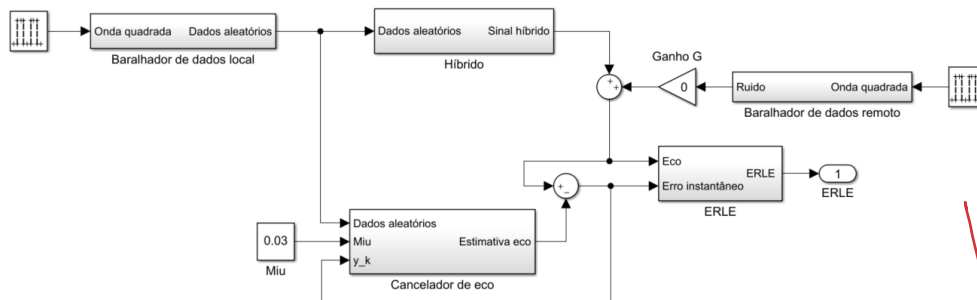


Figura 17: Diagrama de blocos do sistema de teste, desenvolvido em *Simulink*.

Tal como é possível observar na Figura 17, deixou-se o passo de adaptação, μ , como um *input* externo do cancelador de eco, por forma a ser mais fácil a modificação do seu valor.

Salienta-se também que cada segundo da simulação, equivale a uma iteração k do algoritmo.

Pretende testar-se o sistema na sua totalidade e verificar quais as condições em que os coeficientes adaptativos do cancelador de eco convergem para o valor do sistema que ele está a identificar, que neste caso é a função de sistema do caminho do eco, $H(z)$. Esta função está implementada pelo bloco

híbrido, pelo que os coeficientes do filtro adaptativo devem convergir para o valor dos coeficientes do filtro FIR transversal de 9^a ordem, apresentados na Tabela 1.

É solicitada a realização de testes distintos ao sistema, sem ruído (ou seja, com $G = 0$) e com ruído (com $G = 0.1$ e $G = 0.4$). É de notar que, em todas as simulações, são apenas apresentados graficamente os valores dos primeiros 10 coeficientes, dado que para os restantes é necessário apenas garantir que permanecem nulos, dado que o filtro é de 9^a ordem.

5.4.1 Sem Ruído

Realizou-se a primeira simulação ao sistema completo com os parâmetros utilizados anteriormente no teste do cancelador de eco (*stop time*= 2000 segundos e $\mu = 0.03$). Obtiveram-se os seguintes resultados para o ERLE e os coeficientes de adaptação, nas Figuras 18 e 19, respetivamente.

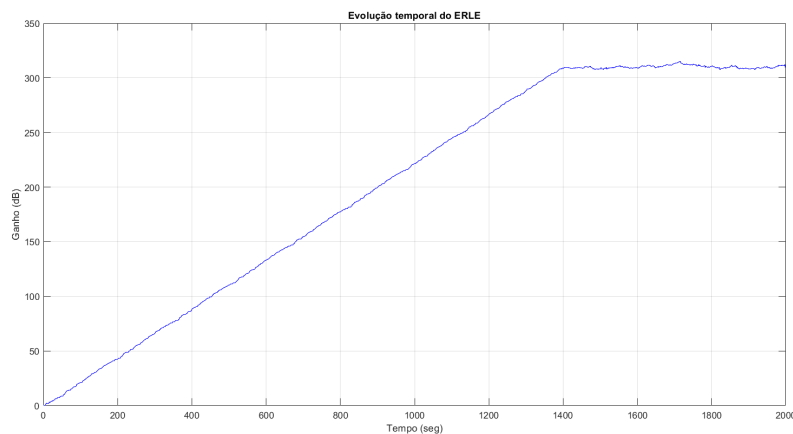


Figura 18: Evolução temporal do parâmetro ERLE (dB) em função do tempo (segundos), com $\mu = 0.03$ e *stop time*= 2000 segundos, sem ruído ($G = 0$).

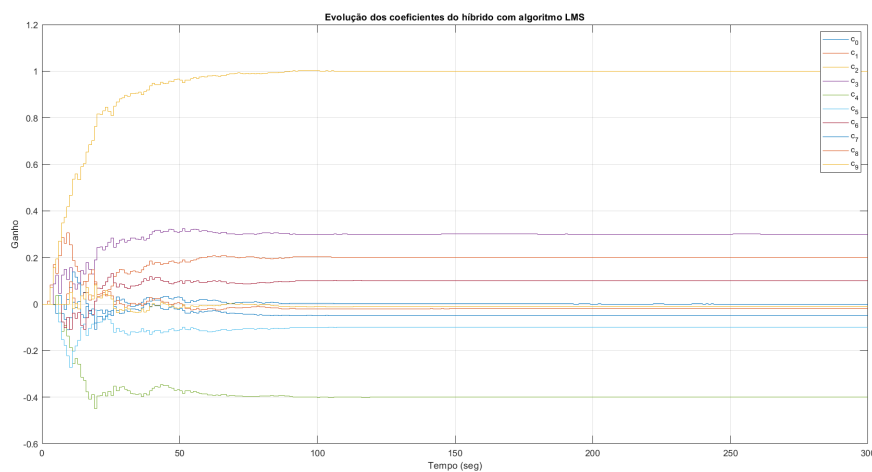


Figura 19: Evolução temporal dos coeficientes adaptativos em função do tempo (segundos), com $\mu = 0.03$ e *stop time*= 300 segundos, sem ruído ($G = 0$).

É de notar que, apesar de se ter realizado a simulação até às 2000 iterações, apenas é apresentado o gráfico até às 300 dos coeficientes adaptativos uma vez que estes estabilizam, aproximadamente, no valor correto, em torno das 150 iterações.

Verifica-se, através dos dois gráficos, que o sistema estabiliza para $\mu = 0.03$ pois os coeficientes estabilizaram nos valores esperados e, para além disso, o ERLE evoluiu monotonamente até à estabilização no valor de 311dB, aproximadamente, a partir das 1400 iterações, valor bastante superior ao número de iterações necessárias para os coeficientes.

Como o ERLE tem um valor elevado, deduz-se que existe um cancelamento bastante significativo do eco do sistema, sendo que a partir do instante de 1400 segundos, são observadas apenas pequenas perturbações no ERLE, ± 2 dB em torno do ponto de equilíbrio.

Apesar dos coeficientes adaptativos estabilizarem em torno dos valores esperados às 150 iterações, analisou-se os valores dos mesmos também às 1400. Os dados obtidos estão presentes na tabela seguinte.

Tabela 3: Resultado obtido dos coeficientes adaptativos com $\mu = 0.03$, para 150 e 1400 iterações.

Coeficiente	c_0	c_1	c_2	c_3	c_4
Valor Esperado	0	0.2	1	0.3	-0.4
Valor obtido (150 iterações)	3.77e-04	0.19988	1.0001	0.30019	-0.39998
Valor obtido (1400 iterações)	0.0	0.20	1.0	0.30	-0.40

Coeficiente	c_5	c_6	c_7	c_8	c_9
Valor Esperado	-0.1	0.1	-0.05	-0.02	-0.01
Valor obtido (150 iterações)	-0.09986	0.09992	-0.05020	-0.02004	-0.01002
Valor obtido (1400 iterações)	-0.10	0.10	-0.050	-0.020	-0.010

É de notar que o erro residual, isto é, a diferença entre o valor estimado do coeficiente e o seu valor real, é na ordem 10^{-4} para 150 iterações e menor que 10^{-16} para 1400 iterações, visto que o *MatLab* apenas apresenta os valores até à 16^a casa decimal e, até essa casa, todos os dados são coincidentes com o valor teórico correspondente. Ambos os resultados são bastantes favoráveis, sendo que as 1400 iterações são mais precisas, como era esperado, mas as 150 apresentam resultados quase exatos, com dez vezes menos iterações.

Seguidamente, realizou-se a simulação com um passo de adaptação dez vezes menor que o anterior, $\mu = 0.003$. Obtiveram-se os resultados apresentados seguidamente.

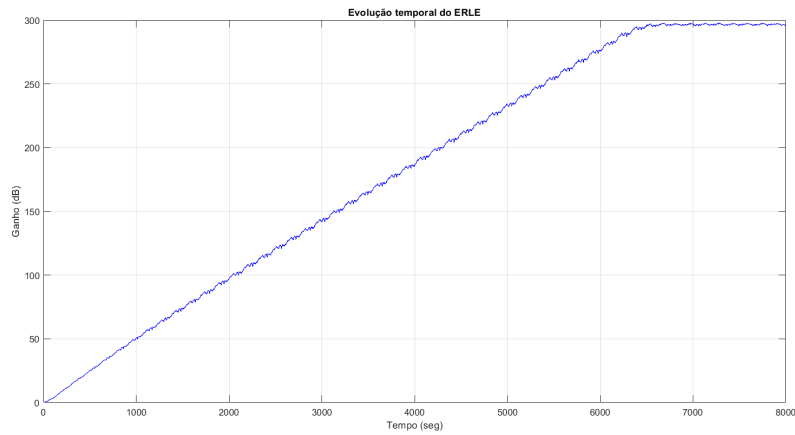


Figura 20: Evolução temporal do parâmetro ERLE (dB) em função do tempo (segundos), com $\mu = 0.003$ e *stop time*= 8000 segundos, sem ruído ($G = 0$).

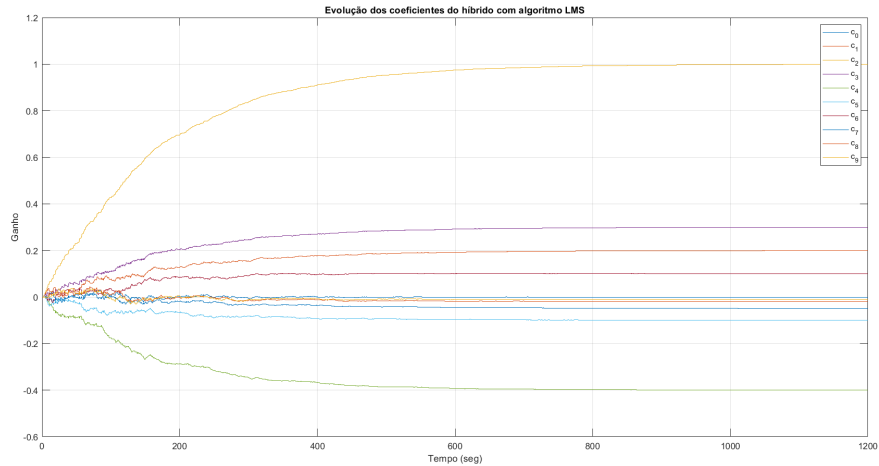


Figura 21: Evolução temporal dos coeficientes adaptativos em função do tempo (segundos), com $\mu = 0.003$ e *stop time*= 1200 segundos, sem ruído ($G = 0$).

Nesta simulação foi necessário utilizar um *stop time* bastante superior ao anterior (4 vezes maior), uma vez que o parâmetro ERLE apenas estabiliza em torno de 296dB, às 6500 iterações, aproximadamente. É de notar que o ERLE reduziu cerca de 15dB, o que corresponde a uma ligeira diminuição no cancelamento do eco, em relação à simulação anterior com $\mu = 0.03$, e foram necessárias quase cinco vezes mais iterações para este estabilizar. Após os 6500 segundos são apenas visíveis pequenas oscilações (± 1 dB) em torno do ponto de equilíbrio.

Em relação aos coeficientes adaptativos, ampliou-se novamente o gráfico obtido e apenas são visíveis as primeiras 1200 iterações. É possível observar que os coeficientes convergem nos valores reais, aproximadamente, às 1000 iterações. É apresentada a tabela dos coeficientes adaptativos obtidos para 1000 e 6500 iterações.

Tabela 4: Resultado obtido dos coeficientes adaptativos com $\mu = 0.003$, para 1000 e 6500 iterações.

Coeficiente	c_0	c_1	c_2	c_3	c_4
Valor Esperado	0	0.2	1	0.3	-0.4
Valor obtido (1000 iterações)	-1.42e-04	0.19993	0.99987	0.29994	-0.39998
Valor obtido (6500 iterações)	0.0	0.20	1.0	0.30	-0.40

Coeficiente	c_5	c_6	c_7	c_8	c_9
Valor Esperado	-0.1	0.1	-0.05	-0.02	-0.01
Valor obtido (1000 iterações)	-0.099969	0.10005	-0.049940	-0.019969	-0.010004
Valor obtido (6500 iterações)	-0.10	0.10	-0.050	-0.020	-0.010

Conclui-se que os resultados obtidos e os erros residuais, com o passo de adaptação $\mu = 0.003$, são semelhantes aos obtidos com $\mu = 0.03$, apenas difere o número de iterações necessárias para a convergência dos resultados e, assim, deduz-se que a velocidade de adaptação é menor em $\mu = 0.003$.

Para obter-se μ_{max} que conduz a um processo estável, foram realizadas diversas simulações com diferentes passos de adaptação, com 3 casas decimais, até se encontrar os dois valores de μ que limitam a passagem de um processo estável para instável. Os gráficos obtidos para o parâmetro ERLE e para os coeficientes de adaptação estão presentes nas Figuras 22 e 23, para $\mu_{max} = 0.062$, e nas Figuras 24 e 25, para $\mu = 0.063$.

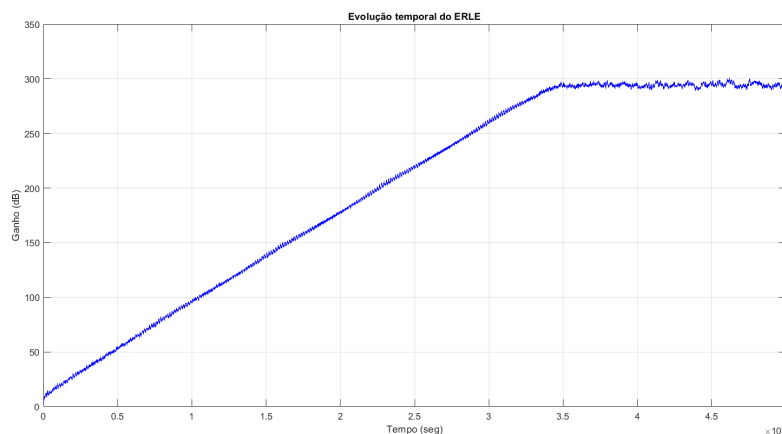


Figura 22: Evolução temporal do parâmetro ERLE (dB) em função do tempo (segundos), com $\mu = 0.062$ e *stop time* = 5×10^4 segundos, sem ruído ($G = 0$).

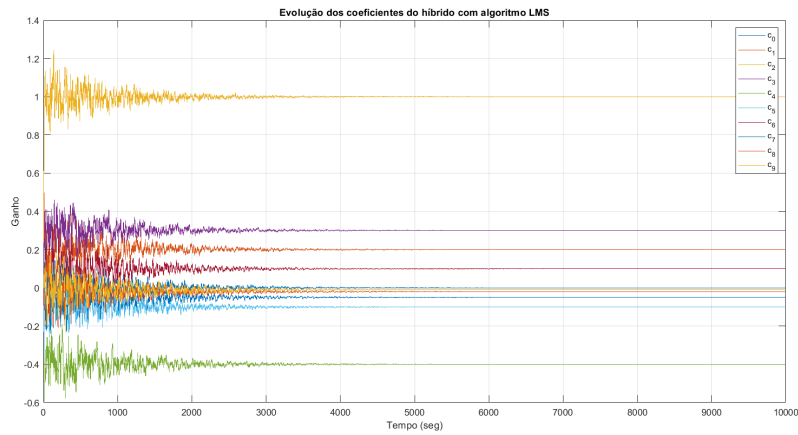


Figura 23: Evolução temporal dos coeficientes adaptativos em função do tempo (segundos), com $\mu = 0.062$ e stop time = 10×10^3 segundos, sem ruído ($G = 0$).

Como é possível verificar através das figuras acima, o sistema é estável para $\mu = 0.062$.

Para este valor do passo de adaptação, o ERLE estabiliza, aproximadamente, em 294dB, com 35×10^3 iterações do sistema, como visível na Figura 22. Isto traduz-se num pior cancelamento do eco do sistema, quando comparado com a simulação com $\mu = 0.03$, e num cancelamento semelhante à de $\mu = 0.003$. Sendo que a partir do instante em que estabiliza, oscila entre 291 e 297dB, o que corresponde a ± 3 dB em torno do ponto de equilíbrio.

Em relação aos coeficientes adaptativos, na Figura 23, é possível verificar que até à estabilização, que ocorre com cerca de 6×10^3 iterações do algoritmo, oscilam severamente, principalmente nos primeiros 1000 segundos.

Através das Figuras 22 e 23, é possível afirmar que a velocidade de adaptação com $\mu = 0.062$ é bastante inferior às primeiras simulações realizadas nesta subsecção.

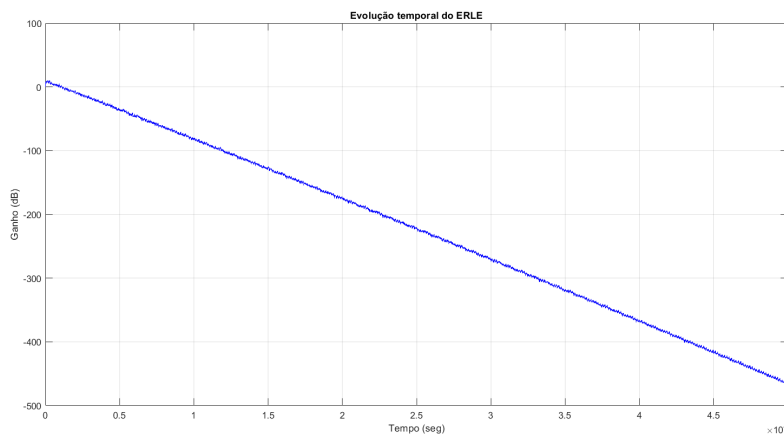


Figura 24: Evolução temporal do parâmetro ERLE (dB) em função do tempo (segundos), com $\mu = 0.063$ e stop time = 5×10^4 segundos, sem ruído ($G = 0$).

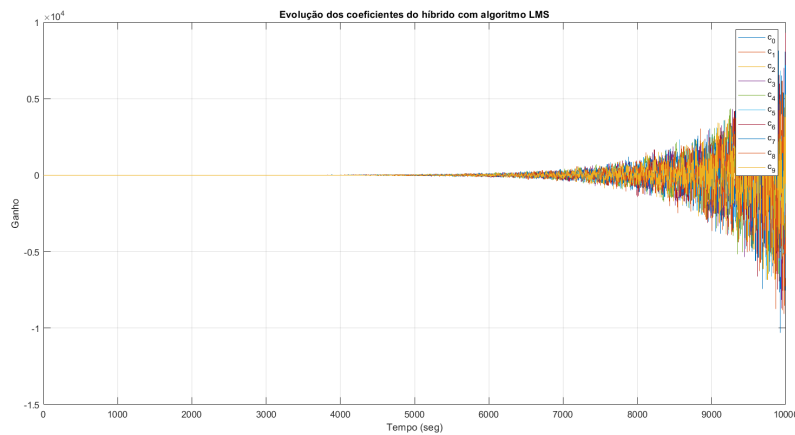


Figura 25: Evolução temporal dos coeficientes adaptativos em função do tempo (segundos), com $\mu = 0.063$ e $stop\ time = 10 \times 10^3$ segundos, sem ruído ($G = 0$).

Como é possível verificar através das figuras acima, o sistema é instável para $\mu = 0.063$, pelo se verifica que $\mu_{max} = 0.062$.

Em relação à simulação com $\mu = 0.063$, é possível observar, na Figura 24, que o ERLE evolui monotonicamente para valores negativos, sendo que não atinge nenhum patamar, como nos casos anteriores, o que é característico da instabilidade do processo. Na Figura 25, verifica-se esta instabilidade pois os coeficientes adaptativos não convergem para o valor real e oscilam com uma amplitude de 2×10^4 , às 10×10^3 iterações.

Apesar de $\mu = 0.062$ ser o valor máximo do passo de adaptação para o qual o sistema é estável, isto não implica que seja o valor de μ ótimo para o sistema em estudo, sendo que este valor ótimo dependerá da velocidade de adaptação do sistema (ou seja, declive da reta de subida do ERLE), mas também da sua estabilidade (do valor, em dB, do mesmo parâmetro). Por forma a encontrar este valor, foram realizadas diversas simulações com diferentes μ e avaliado o parâmetro ERLE, para assim descobrir-se quando o sistema estabiliza melhor e com maior rapidez.

O valor obtido para o passo de adaptação ótimo foi $\mu_{otimo} = 0.03$, com os resultados gráficos nas Figuras 18 e 19, pois é o μ para o qual o declive de subida da reta do parâmetro ERLE é maior, o que leva a uma maior velocidade de adaptação do sistema. Para além disso, apresenta o valor mais elevado do ganho, em dB, aquando da estabilização, logo executa um melhor cancelamento do eco.

Comparando com os resultados obtidos para μ_{max} , o parâmetro ERLE do sistema com $\mu_{otimo} = 0.03$ estabiliza cerca de 25 vezes mais rapidamente e é cerca de 20dB superior. Em relação aos coeficientes adaptativos, convergem 20 vezes mais rápido para os valores reais.

Assim, conclui-se naturalmente que μ_{otimo} é o melhor passo de adaptação a aplicar pois apresenta não só uma maior rapidez na convergência dos dados como também um valor de estabilização do parâmetro ERLE maior, o que implica melhores resultados no cancelamento do eco.

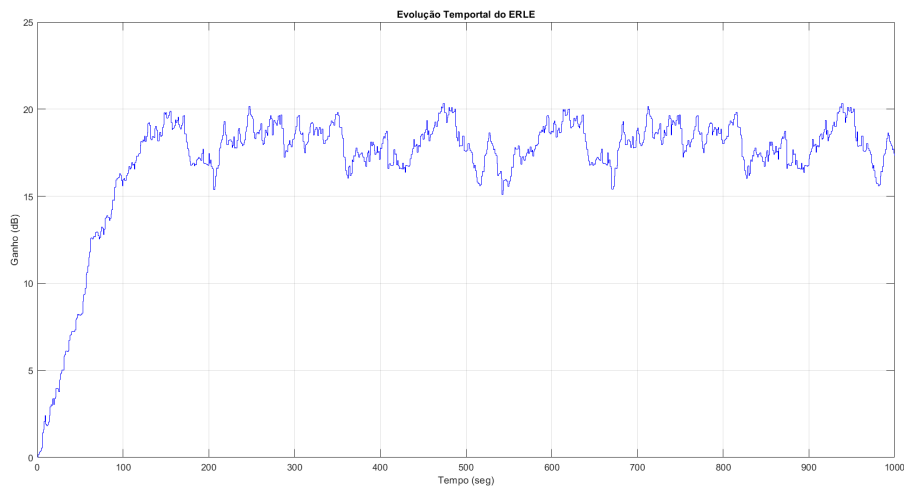
Uma das possíveis opções para otimizar o sistema seria usar o valor ótimo do passo de adaptação, pelas razões descritas anteriormente. Outra opção consiste em utilizar um algoritmo de mínimos quadrados, pois apresentam uma maior rapidez de convergência e não é sensível a mínimos locais das

superfícies de erro. No entanto, como são algoritmos baseados em filtros de *Kalman*, a sua implementação é mais complexa e estão associados, por norma, a um maior peso computacional.

sc?

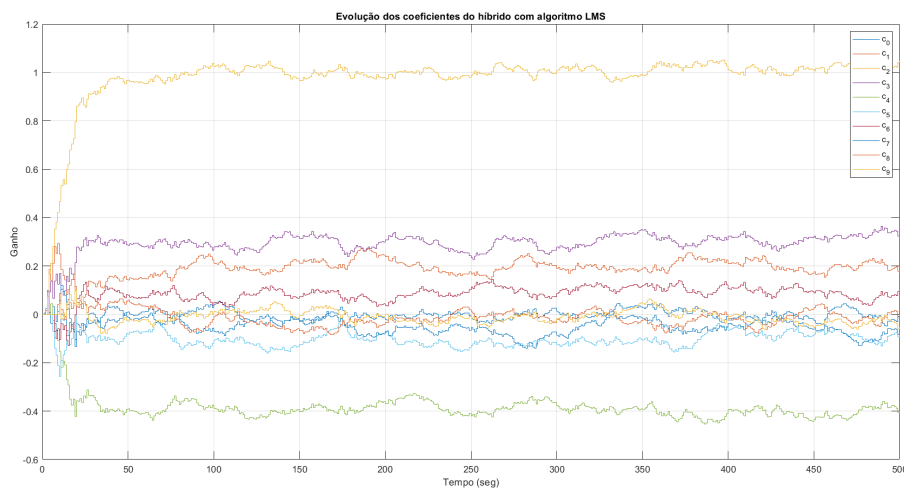
5.4.2 Com Ruído

Para realizar-se as simulações com ruído, alterou-se, primeiramente, o valor do ganho para $G = 0.1$, de modo a considerar o ruído proveniente do emissor remoto. Observou-se a evolução temporal do parâmetro ERLE e dos coeficientes do filtro adaptativo para $\mu = 0.03$.



✓

Figura 26: Evolução temporal do parâmetro ERLE (dB) em função do tempo (segundos), com $\mu = 0.03$ e *stop time* = 1000 segundos, com ruído ($G = 0.1$).



✓

Figura 27: Evolução temporal dos coeficientes adaptativos em função do tempo (segundos), com ruído, com $\mu = 0.03$ e *stop time* = 500 segundos, com ruído ($G = 0.1$).

É possível deduzir, por comparação das Figuras 26 e 27 com as Figuras 18 e 19, respetivamente, que o sistema estabiliza mais rapidamente na simulação com ruído remoto, sendo que o parâmetro

ERLE estabiliza às 150 iterações e os coeficientes adaptativos às 100 iterações, aproximadamente. Este fenómeno ocorre devido ao facto do erro residual ser superior, graças à existência de ruído, pelo que o valor do ERLE estabiliza entre os 15 e os 20dB, que corresponde a menos cerca de 300dB do que no caso sem ruído, o que implica um pior cancelamento do eco.

Por fim, realizou-se a simulação com um ganho superior de ruído, $G = 0.4$, e com o passo de adaptação máximo, calculado anteriormente, $\mu_{max} = 0.062$.

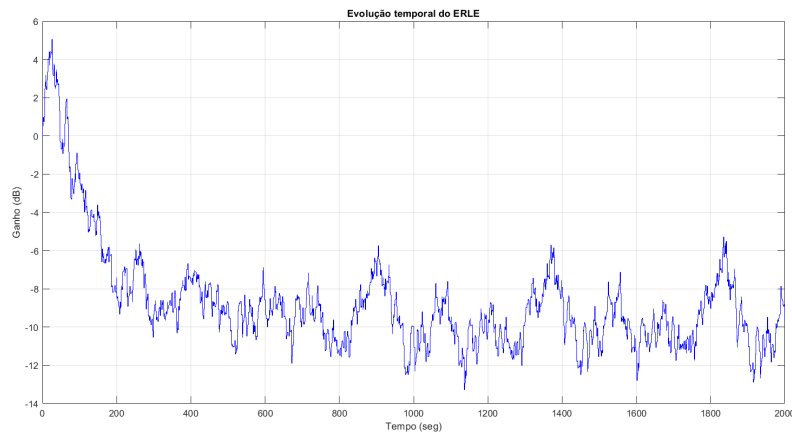


Figura 28: Evolução temporal do parâmetro ERLE (dB) em função do tempo (segundos), com $\mu = 0.062$ e *stop time*= 2000 segundos, com ruído ($G = 0.4$).

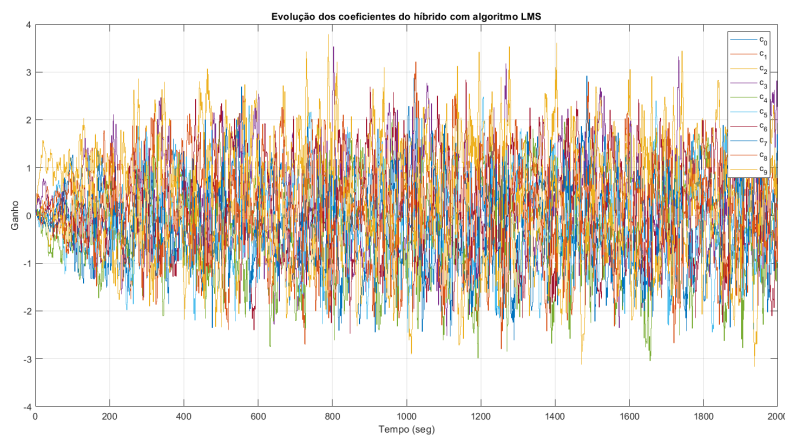


Figura 29: Evolução temporal dos coeficientes adaptativos em função do tempo (segundos), com $\mu = 0.062$ e *stop time*= 2000 segundos, com ruído ($G = 0.4$).

Para um ganho superior de ruído, observa-se que, o parâmetro ERLE estabiliza, em valores negativos invés de positivos, como acontecia anteriormente e coeficientes adaptativos oscilam bastante, mas em torno de um valor constante, o valor esperado de cada um. Apesar disto, o sistema é considerado instável e verifica-se uma clara degradação na eficiência do mesmo, pois não consegue cancelar corretamente o eco, o que corresponde os valores negativos do ERLE.

Em geral, verifica-se que para sistemas com ruído, o valor do ERLE não estabiliza num único valor

mas, invés disso, oscila em torno de um valor constante, o que indica a presença de oscilações relevantes no valor de saída do cancelador de eco, que se traduzem nas oscilações dos coeficientes adaptativos.

Por forma a tornar esta situação menos desfavorável, podia aumentar-se a ordem do filtro, aumentando também o peso computacional. É de notar que não existem sistemas perfeitos e o ruído irá existir sempre e, como tal, é necessário encontrar um ponto de equilíbrio. Outra solução plausível para este problema é a alteração do parâmetro μ_{max} e uma atenuação do ruído que entra no sistema.

6 Conclusão

O objetivo deste trabalho laboratorial, que se baseava no estudo de um filtro adaptativo FIR transversal com algoritmo LMS, foi atingido com sucesso.

Começou-se por estudar teoricamente e implementar os diversos blocos que fariam parte do sistema a testar. Executaram-se testes individuais a cada bloco, por forma a verificar a sua correta implementação, e obtiveram-se os valores esperados em todos eles.

Após os vários blocos estarem implementados e testados, efetuou-se a sua concatenação para, desta forma, construir-se o sistema. Os principais parâmetros analisados no decorrer das simulações foram a velocidade de adaptação, a estabilidade do algoritmo e o erro residual associado.

Em relação às simulações realizadas sem ruído, é importante referir que a eficiência no cancelamento do eco está intimamente relacionada com o valor do passo de adaptação μ para o algoritmo LMS. Concluiu-se que o algoritmo é estável para $\mu = 0.03$ e $\mu = 0.003$, sendo que a maior velocidade de adaptação corresponde a $\mu = 0.03$, que se verificou ser o valor ótimo para o sistema em causa, pois combina uma rápida velocidade de adaptação com uma excelente estabilidade, ou seja, o valor estável do ERLE mais elevado, em dB. Para além disso, encontrou-se o limiar da estabilidade que corresponde a $\mu_{max} = 0.062$, último valor de 3 casas decimais para o qual o sistema é estável, que acarreta degradação em relação à velocidade de convergência.

Verificou-se que a existência de ruído compromete, por vezes, a estabilidade do sistema, para o mesmo valor do passo de adaptação. É visível um aumento significativo no valor do erro residual, através dos reduzidos valores do ERLE, sendo que quanto maior for o ganho do ruído, mais notáveis serão os efeitos do mesmo.

Globalmente, pode concluir-se que os resultados das simulações efetuadas estão de acordo com o esperado e todos os pontos solicitados no guia laboratorial foram abordados no presente relatório.