

INSTITUTO SUPERIOR TÉCNICO

MEAER

ELETRÓNICA GERAL

Laboratório 3 - Filtro Adaptativo

Trabalho realizado por:

Alice Lourenço
Diogo Janeiro
Mariana Tavares

Número:

86606
86623
86664

Turno 6^a feira

2019/2020

Conteúdo

1	Introdução	2
2	Sistema a estudar	2
3	Componentes do sistema	3
3.1	Baralhadores de dados	3
3.1.1	Implementação	3
3.1.2	Teste	4
3.2	Híbrido	6
3.2.1	Implementação	6
3.2.2	Teste	6
3.3	ERLE	7
3.3.1	Implementação	7
3.4	Cancelador de eco	8
3.4.1	Implementação	9
3.4.2	Teste	10
4	Sistema Total	11
4.1	Testes	11
4.1.1	Sem ruído	12
4.1.2	Com ruído	16
5	Conclusão	19

1 Introdução

Este trabalho laboratorial é realizado no âmbito da cadeira "Eletrônica Geral" e tem como objetivo o estudo de um filtro adaptativo FIR ("*Finite Impulse Response*") transversal com algoritmos LMS ("*Least Mean Squares*") utilizando o programa *Matlab* para efetuar as simulações em *Simulink*. Procura-se analisar conceitos como o peso computacional do filtro, velocidade de adaptação, estabilidade do algoritmo e erro residual.

Com estes objetivos, o guia laboratorial propõe a simulação de uma versão simplificada de um sistema de transmissão de dados em banda de base, uma vez que o que se pretende analisar é o filtro adaptativo e não o sistema de transmissão em si. Neste sistema, o cancelador de eco é o filtro adaptativo que se pretende estudar.

Optou-se por dividir este relatório em 3 partes.

Na primeira, é feita uma análise geral ao sistema em estudo.

Na segunda, e uma vez que o sistema simulado é constituído por vários blocos que podem ser testados e analisados individualmente, é feita a análise de cada um destes blocos e são apresentados os respetivos resultados dos testes.

Na última parte, analisa-se o sistema completo.

2 Sistema a estudar

Como já foi referido na introdução, neste trabalho laboratorial pretende-se simular um sistema de transmissão de dados em banda de base.

Na figura 1, apresenta-se um exemplo de um destes sistemas.

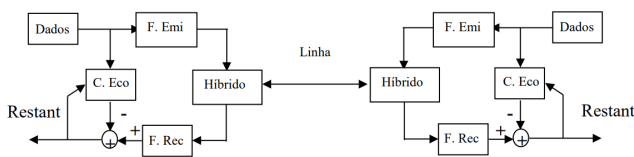


Figura 1: Sistema elementar de transmissão de dados em banda de base.

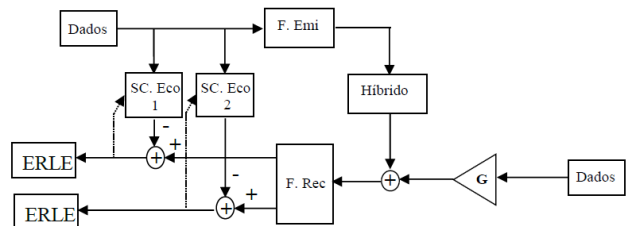


Figura 2: Diagrama de blocos de um sistema de teste.

Com base no sistema da esquerda, é possível criar um sistema de teste em que se usa um filtro FIR transversal adaptativo, a funcionar como cancelador de eco (figura 2).

Neste sistema de teste, o emissor/recetor remoto e o canal encontram-se reduzidos ao bloco responsável pela geração de ruído (gerador de dados remoto e amplificador de ganho G ; os dois blocos mais à direita da figura 2). De facto, para efeitos do cancelador de eco, todo o sinal recebido pelo recetor local, para além do sinal de eco, é considerado ruído, quer seja efetivamente ruído ou o sinal proveniente do emissor remoto.

O ERLE (*Echo Return Loss Enhancement*), é um parâmetro utilizado para medir o desempenho do cancelamento do eco.

Num sistema real de transmissão de dados, os híbridos fazem a passagem de 4 para 2 fios (e vice-versa). O dimensionamento destes circuitos não é perfeito o que implica que numa transmissão *full-duplex* exista

eco, prejudicando a leitura do sinal recebido. Há assim a necessidade de anular este eco, sendo a utilização de um cancelador de eco adaptativo uma das opções para o fazer. O eco gerado no híbrido local é chamado de eco local. Existem também outros ecos, os chamados ecos remotos, mas o eco local é o mais importante, pela sua grande amplitude.

Neste trabalho laboratorial procura-se simular o cancelamento do eco local. Como o que é importante neste trabalho é a função de sistema do eco local (pois é aquilo que estamos a tentar descobrir com o filtro adaptativo), o "híbrido" que aparece na simulação não faz a função de um híbrido real, apenas simula a função de sistema do eco local.

No entanto, como se pretende implementar um circuito simplificado, não são realizadas as simulações de componentes como o filtro de emissão e de receção. Nestas condições, os modem remoto e local são síncronos e portanto todo o sistema opera ao ritmo dos dados, bastando uma amostra por dado.

O sistema simplificado apresenta o seguinte diagrama de blocos:

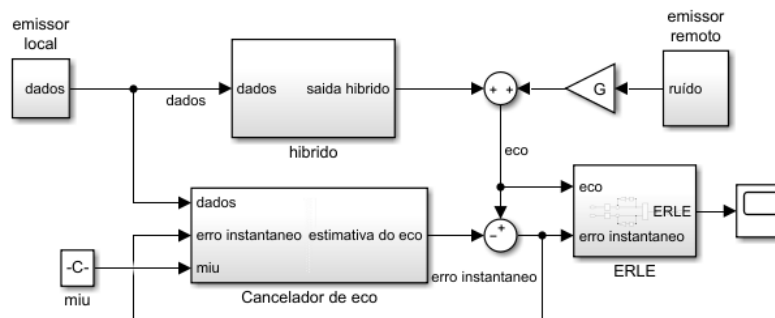


Figura 3: Diagrama de blocos do sistema de teste simplificado utilizado neste trabalho laboratorial.

Como se pode verificar, este é constituído por quatro componentes principais, os geradores de dados (emissor local e remoto), o híbrido, o cancelador de eco e o ERLE. São estas componentes que vão ser analisadas e testadas individualmente na próxima secção, "Componentes do sistema".

3 Componentes do sistema

3.1 Baralhadores de dados

Para este trabalho laboratorial é preciso ter uma maneira de simular a emissão de dados e o ruído. A estes componentes também se dá o nome de emissor local e remoto, respetivamente. Assim, torna-se necessário criar um gerador de dados aleatórios que não é mais do que um gerador de dados binários seguido de um baralhador de dados (que obedece a um polinómio estipulado e diferente para os dados emitidos e para o ruído).

3.1.1 Implementação

Os baralhadores de dados obedecem aos seguintes polinómios para o emissor local e para o emissor remoto, respetivamente:

$$y(t) = x(t) \oplus y(t - 3T) \oplus y(t - 5T) \quad (1)$$

$$y(t) = x(t) \oplus y(t - 5T) \oplus y(t - 7T) \quad (2)$$

sendo que T representa o período de dados e \oplus a operação lógica "ou-exclusivo", também conhecida por "XOR".

Para o gerador de dados binários utiliza-se uma onda quadrada de amplitude 1V, garantindo-se assim que os dados gerados têm o valor de 0 ou 1.

Os diagramas de blocos do emissor local e remoto apresentam a seguinte forma:

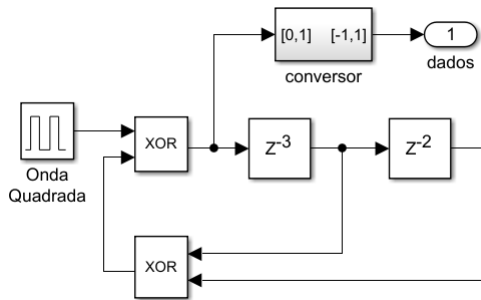


Figura 4: Diagrama de blocos do emissor local.

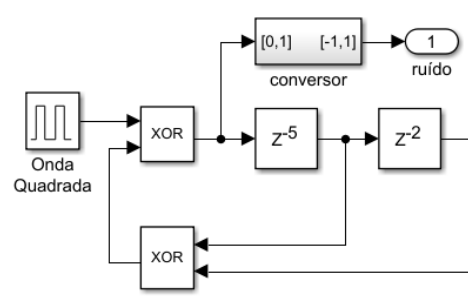


Figura 5: Diagrama de blocos do emissor remoto.

O bloco "conversor" tem como objetivo fazer a passagem de um sinal que varia entre 0 e 1 para um sinal NRZ ("Non-return-to-zero") que varie entre 1 e -1. A sua estrutura interna está representada na figura 6. Primeiro tem que se garantir que o intervalo de variação dos dados é 2 ($1 - (-1)$) e por isso, uma vez que os dados de entrada só têm um intervalo de variação de 1 ($1 - 0$) multiplica-se por 2. Depois tem que se fazer uma translação dos dados para que estes variem entre os valores máximo e mínimo desejados. Neste caso, multiplicando os dados de entrada por 2, estes passam a variar entre 0 e 2 pelo que é necessário subtrair 1 para que variem entre -1 e 1, o intervalo desejado de variação.

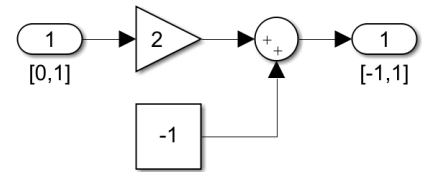


Figura 6: Estrutura interna do bloco "conversor".

3.1.2 Teste

Para testar o funcionamento dos geradores de dados é pedido, no guia laboratorial, para verificar a saída destes quando têm como entrada um gerador de onda quadrada e um sinal nulo. Assim, apresentam-se nos gráficos (a) e (b) da figura 7 os sinais de saída para os dois emissores quando a entrada é uma onda quadrada.

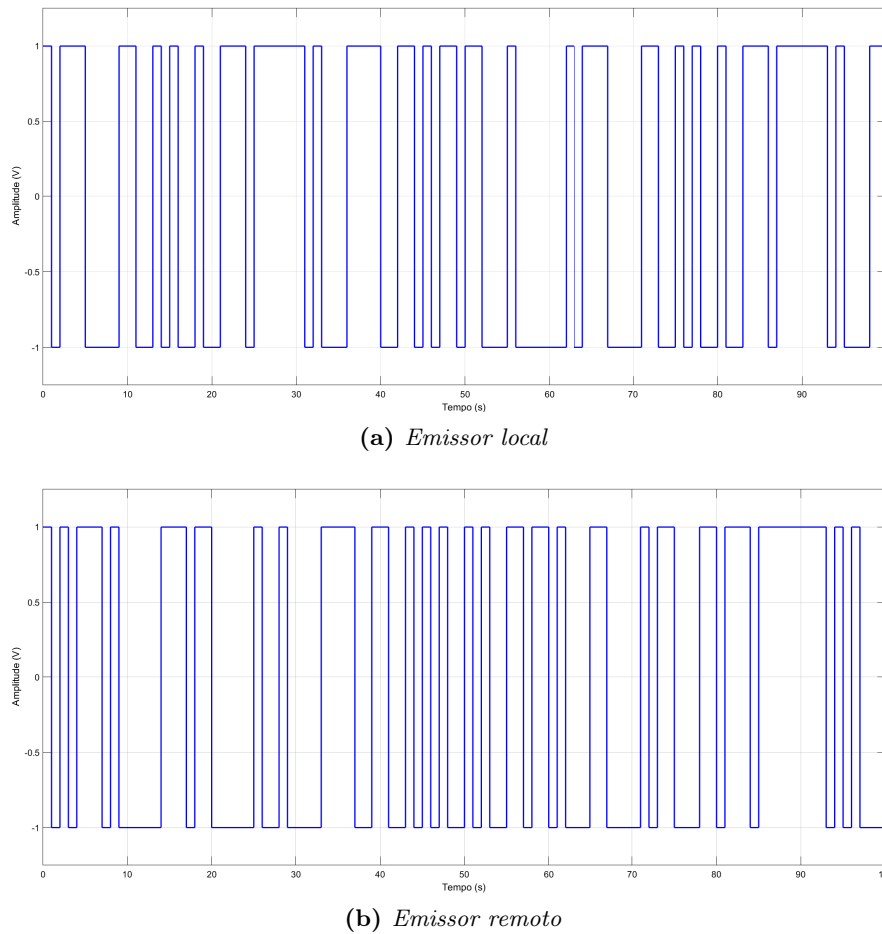


Figura 7: Sinal de saída dos emissores quando o sinal de entrada é uma onda quadrada.

Tal como esperado obtém-se, para ambos os geradores, um sinal de saída que é aleatório, que varia entre -1 e 1 e que é diferente para o emissor local e remoto. A diferença é conseguida pois utilizam-se diferentes polinómios para cada um deles

Trocando a onda quadrada por um sinal de entrada nulo obtém-se, para ambos os emissores, uma saída constante e igual a -1.

O gerador de sinais é feito a partir de operações lógicas "ou-exclusivo", cujo *output* em função dos dois *inputs*, A e B, é:

<i>input</i> {A,B}	00	01	10	11
<i>output</i>	0	1	1	0

Conclui-se portanto que se as duas entradas de um XOR forem 0, a saída vai ser também igual a 0.

No gerador de sinais, impondo um sinal de entrada constante e igual a 0, e sabendo que os valores iniciais dos sinais atrasados são também 0, tem-se que os sinais de entrada de ambos os XOR vão ser sempre 0. As suas saídas vão ser sempre igual a 0 e portanto o sinal que chega à entrada do conversor vai ser igual a 0. Aplicando o algoritmo do conversor a 0 obtém-se -1 ($0 \times 2 - 1$) como saída do conversor e portanto do gerador de sinais, o que é coerente com o resultado obtido em simulação.

3.2 Híbrido

3.2.1 Implementação

Tal como explicado na secção 2, o objectivo deste trabalho é estudar o funcionamento do cancelador de eco. Neste sentido, no que toca ao híbrido, simula-se apenas o eco local gerado pelo mesmo.

Implementa-se então a função do sistema de eco local através de um filtro FIR transversal de 9ª ordem, cujo esquema *simulink* é apresentado à direita (figura 8). Note-se que foram utilizados os coeficientes dados no enunciado (tabela 1) para cada baixada.

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

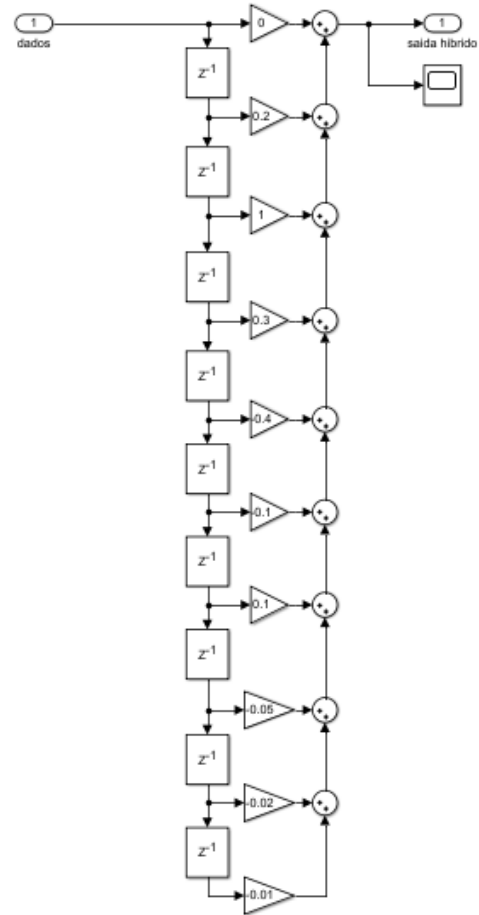


Figura 8: Bloco de simulação do híbrido.

3.2.2 Teste

Para testar o funcionamento deste bloco, foi aplicada uma amostra unitária ao filtro apresentado acima. Na figura 9, podemos analisar a resposta do filtro a esta entrada, observando o seu comportamento até estabilizar.

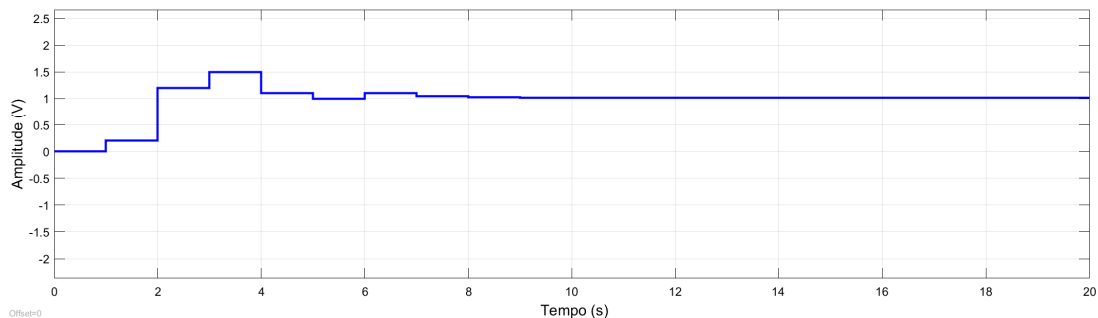


Figura 9: Resposta do híbrido à aplicação de uma amostra unitária.

Observa-se que cada patamar corresponde à soma sucessiva de cada coeficiente, a partir da baixada 0. Isto é, por exemplo o quarto patamar corresponde a $0 + 0.2 + 1 + 0.3 = 1.5$. Finalmente, o valor tende para o valor da entrada (igual a 1), multiplicado pela soma dos coeficientes (igual a 1.02), ou seja, 1.02V.

3.3 ERLE

Como já foi referido anteriormente, o ERLE é um parâmetro utilizado para medir o desempenho do cancelamento do eco. É definido pela seguinte equação:

$$ERLE = \frac{E[e_k^2]}{E[(e_k - \hat{e}_k)^2]} \Big|_{dB} \quad (3)$$

onde e_k é o eco, \hat{e}_k é o eco estimado (pelo cancelador de eco) e portanto $e_k - \hat{e}_k$ é o valor do eco depois do cancelamento.

O objetivo de um cancelador de eco é fazer com que o valor do eco estimado se aproxime o máximo do valor do eco real, ou seja, que o valor de $e_k - \hat{e}_k$ se aproxime de zero.

Assim, conclui-se que:

- quanto maior o valor do ERLE, melhor o desempenho do cancelador de eco;
- valores baixos e valores negativos do ERLE não são desejados e refletem um sistema cuja convergência dos coeficientes não é ótima ou até um sistema instável.

3.3.1 Implementação

A implementação do ERLE é feita de acordo com o diagrama de blocos apresentado na figura 10.

De notar, que o cálculo do valor esperado é feito através de um filtro passa-baixo de primeira ordem. Isto é, através da realimentação do sinal com um atraso unitário e ganho de 0.95. O filtro passa-baixo tem uma frequência de corte muito baixa de forma a obter-se a parte contínua do sinal, que corresponde a uma boa aproximação do valor esperado pretendido.

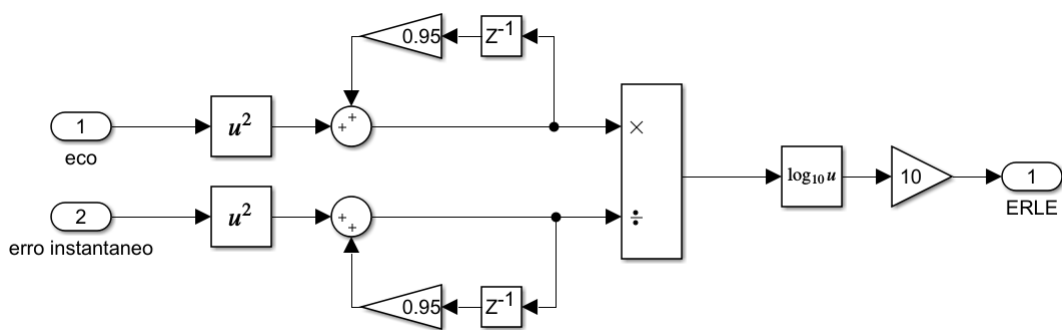


Figura 10: Diagrama de blocos do componente ERLE.

Para este bloco do sistema não existem testes, uma vez que se trata de uma ferramenta de análise do circuito e não de um componente em si.

3.4 Cancelador de eco

O cancelador de eco é constituído por um filtro adaptativo a funcionar como identificador de sinais, desta forma é possível identificar a função que rege o eco local e assim anulá-lo.

O filtro utilizado tem uma estrutura FIR e trata-se de um filtro adaptativo, pois os coeficientes de cada baixada são atualizados a cada iteração.

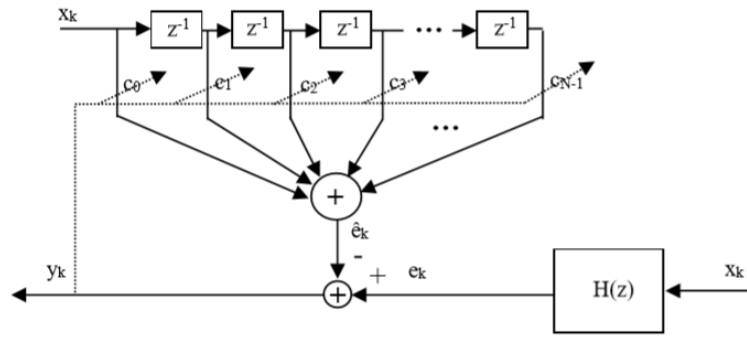


Figura 11: Estrutura do cancelador de eco.

Na figura 11, encontra-se a estrutura do cancelador de eco, que é composto pelos seguintes componentes:

- 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;
- $H(z)$ - função de sistema do caminho do eco.

Existem dois tipos de algoritmos, os de gradiente e os de mínimos quadrados, que regem a convergência, a estabilidade, o erro residual e o peso computacional do processo de adaptação.

Os algoritmos de gradiente minimizam o valor quadrático médio do erro e estimam o gradiente das superfícies de nível, enquanto que os algoritmos de mínimos quadrados minimizam a soma dos quadrados dos erros.

Em laboratório, foi implementado o algoritmo LMS, que pertence aos algoritmos de gradiente, este proporciona um baixo peso computacional, simplicidade e robustez.

O LMS recorre à simplificação do cálculo do gradiente, tomando o valor instantâneo do erro quadrático, y_k^2 , como estimativa do seu valor médio estatístico.

$$c_{i,k+1} = c_{i,k} + 2\mu y_k x_{k-i} \quad (4)$$

A atualização dos coeficientes de cada baixada i , em cada iteração k , é dada pela equação 4, onde:

- μ - passo de adaptação;
- y_k - erro instantâneo;

- x_{k-i} - amostra do sinal de entrada do filtro na baixada i e iteração k .

O passo de adaptação regula a rapidez de convergência e condiciona a estabilidade do algoritmo e o erro residual.

3.4.1 Implementação

Na figura 12, encontra-se o esquema de *simulink* da primeira e última baixada do cancelador de eco, sendo que as restantes têm o mesmo formato e se optou por não as representar.

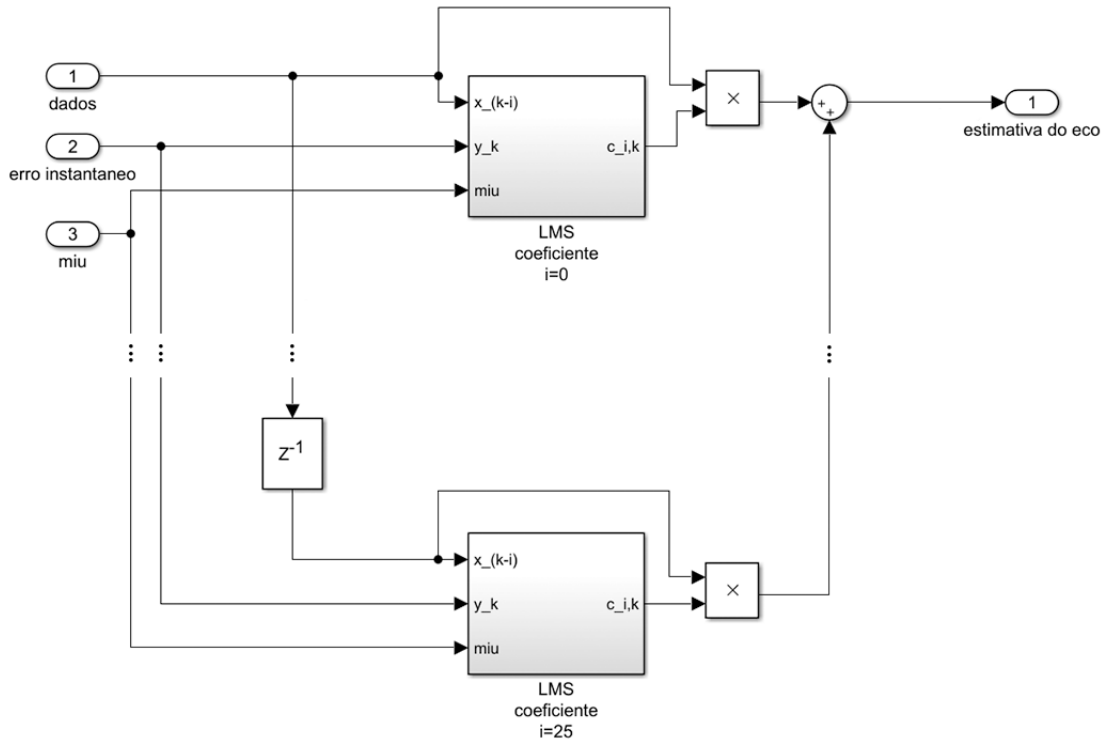


Figura 12: Esquema de simulink do cancelador de eco.

Na figura 13, encontra-se a implementação em *simulink* da equação 4 que descreve o algoritmo LMS. Este subsistema corresponde ao bloco "LMS coeficiente i " da figura 12.

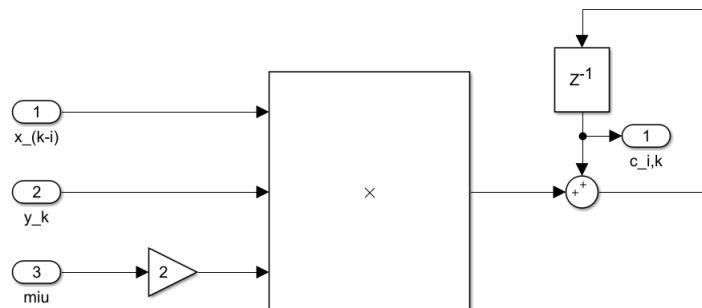


Figura 13: Atualização dos coeficientes com algoritmo LMS.

3.4.2 Teste

Como se pode ver na figura 14, foram aplicados à entrada do cancelador de eco os dados provenientes do gerador de dados aleatórios. Em paralelo com o cancelador, foi ligado um um filtro FIR de quarta ordem com todas as baixadas com coeficientes nulos à exceção da última com coeficiente unitário.

A única coisa que se espera do cancelador de eco é que os coeficientes adaptativos tendam para os valores dos coeficientes do filtro FIR, o que implica que o ERLE estabilize.

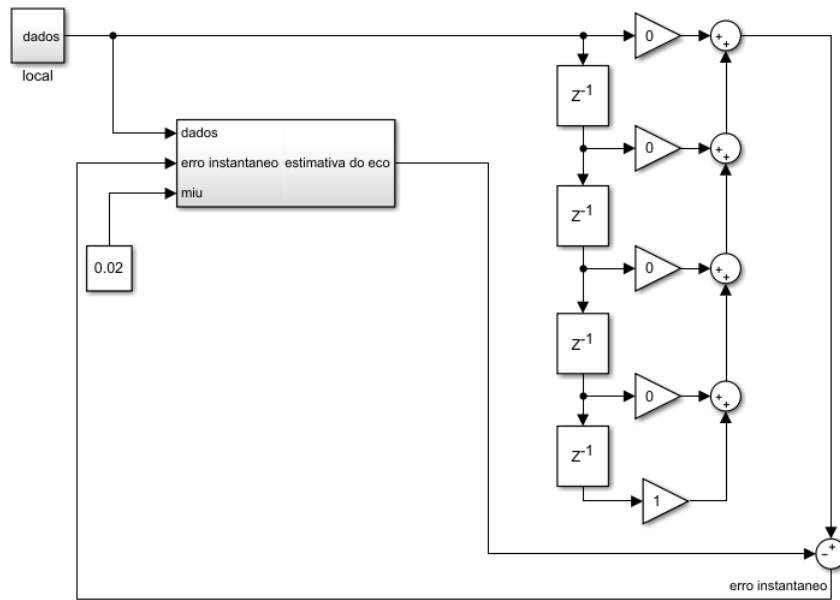


Figura 14: Esquema em simulink do teste do cancelador de eco.

Na figura 15, é possível observar que o ERLE estabiliza, como seria de esperar.

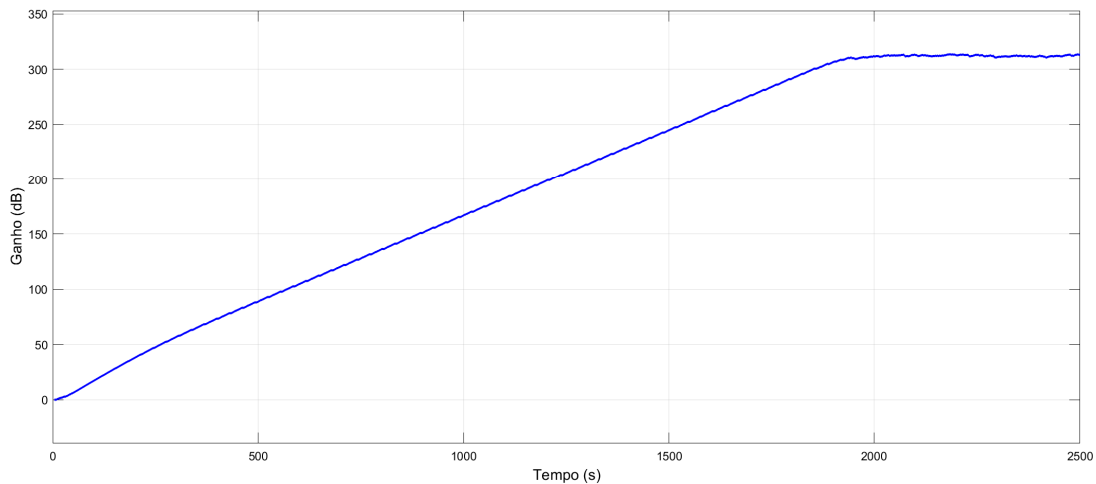


Figura 15: Evolução do ERLE para $\mu = 0.02$.

Na figura 16, comprava-se que os coeficientes adaptativos tendem todos para aproximadamente zero à exceção de c_4 , que tende para um.

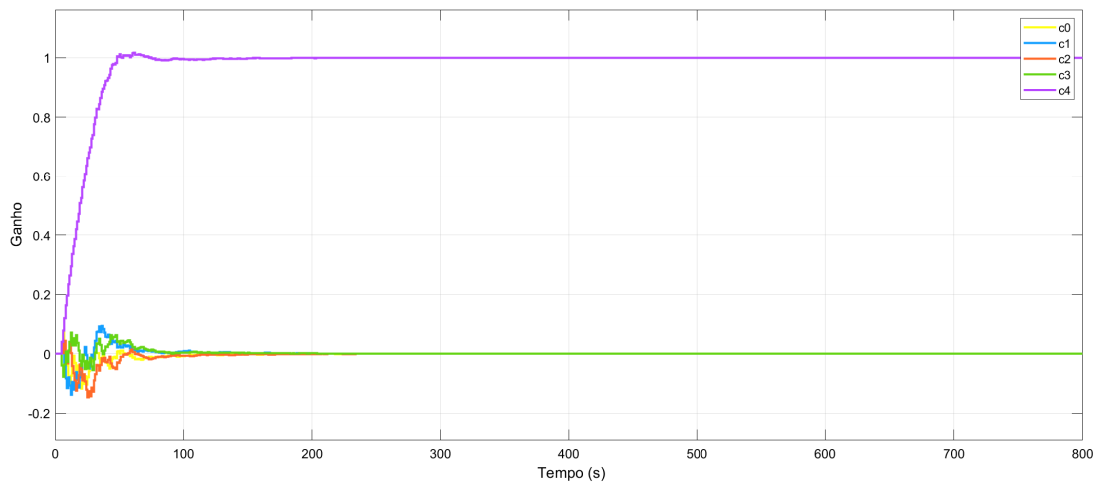


Figura 16: Atualização dos coeficientes com algoritmo LMS para $\mu = 0.02$.

4 Sistema Total

O sistema total resulta da junção de todos os componentes analisados na secção anterior, resultando no diagrama de blocos da figura 3. O ganho, que é colocado em série com o emissor remoto, serve para atenuar o valor deste, pois apresenta normalmente uma amplitude bastante inferior ao sinal de eco no recetor.

Outra coisa a ter em consideração quando se faz a junção de todos os blocos é que é necessário garantir que todo o sistema funciona ao mesmo ritmo, o ritmo de dados. Assim, o gerador de dados binários, neste caso a onda quadrada, que se encontra dentro dos geradores de dados aleatórios, é definida com um período de dois segundos, o que implica que haja um novo dado a cada segundo. É necessário portanto garantir que o período de amostragem dos *delay* é igual ao período de dados.

Optou-se também por deixar o passo de adaptação como um parâmetro externo ao cancelador de eco para ser mais fácil modificar o seu valor.

É ainda de notar que cada segundo desta simulação equivale a uma iteração do algoritmo.

4.1 Testes

Nesta subsecção pretende-se testar o sistema e encontrar soluções que o façam atingir o seu objetivo, ou seja, os coeficientes adaptativos do cancelador de eco convergirem para o valor do sistema que ele está a identificar, neste caso a função de sistema do caminho do eco. Esta está implementada no bloco "híbrido" pelo que os coeficientes do filtro adaptativo devem convergir para o valor dos coeficientes do filtro FIR implementado neste bloco:

Tabela 2: Valor para o qual devem convergir os coeficientes do cancelador de eco.

Baixada	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10 a 25
Coeficiente	0	0.2	1	0.3	-0.4	-0.1	0.1	-0.05	-0.02	-0.01	0

O guia laboratorial apresenta dois blocos de testes diferentes, um sem ruído ($G=0$) e outro com ruído ($G \neq 0$).

É de notar que ao longo desta secção apenas se apresentam nos gráficos os valores dos primeiros 10 coeficientes, pois para os outros apenas é necessário garantir que permanecem zero.

4.1.1 Sem ruído

Optou-se por realizar o primeiro teste com o valor de μ que era sugerido no enunciado, ou seja, $\mu = 0.05$.

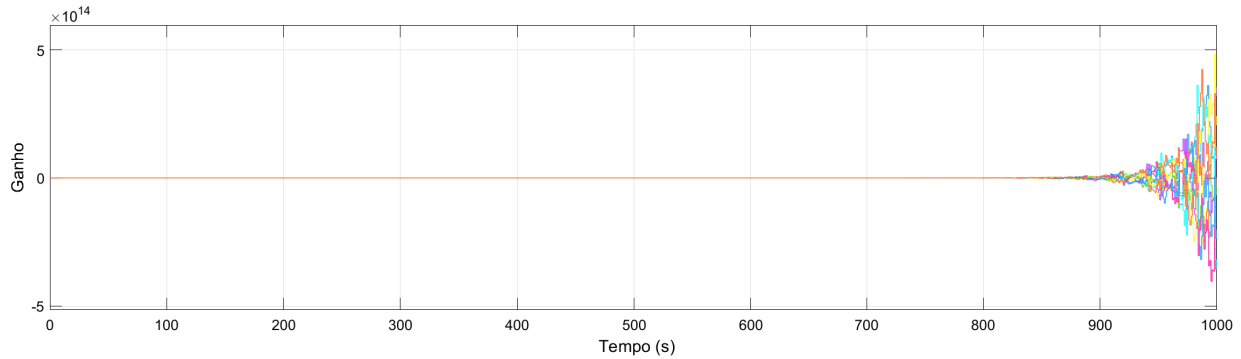


Figura 17: *Evolução dos valores dos coeficientes para $\mu=0.05$.*

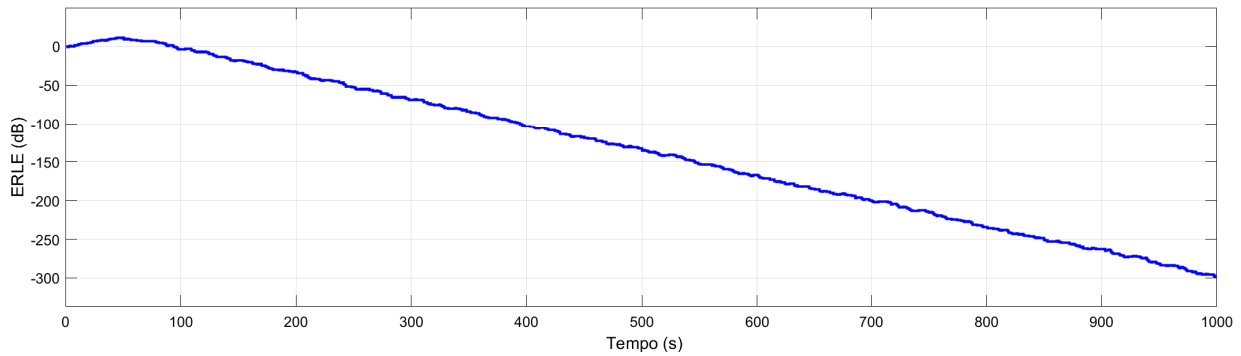


Figura 18: *Evolução do ERLE para $\mu=0.05$.*

Verifica-se que para este valor de μ o sistema não estabiliza, o que é evidenciado tanto pelo facto de os coeficientes não evoluírem para os valores desejados como pelo facto de o ERLE não estabilizar e evoluir para valores negativos.

Mudando o valor do passo de adaptação para um valor dez vezes inferior, ou seja, $\mu = 0.005$, obtiveram-se os seguintes gráficos:

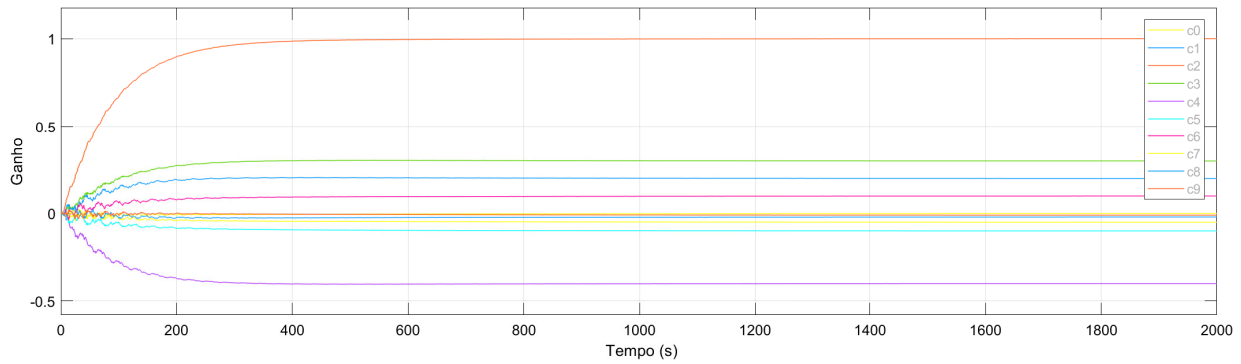


Figura 19: Evolução dos valores dos coeficientes para $\mu=0.005$.

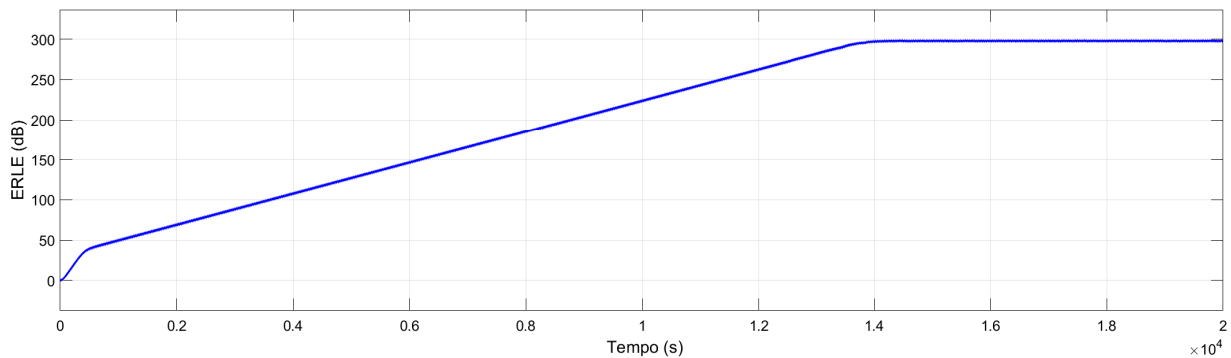


Figura 20: Evolução do ERLE para $\mu=0.005$.

Para este valor de μ verifica-se que os coeficientes evoluem para os valores desejados e que o ERLE evolui e estabiliza (a partir das 14000 iterações, aproximadamente). No entanto, é possível verificar que apesar de os coeficientes parecerem ter um valor constante a partir de um tempo relativamente baixo, o ERLE só estabiliza para tempos muito superiores a esse.

Como se pode ver na tabela 3, apesar do coeficiente estimado já apresentar um valor relativamente próximo do valor real a partir das 800 iterações, o algoritmo continua a convergir, fazendo aumentar a exatidão do resultado até o ERLE estabilizar.

Tabela 3: Convergência de c_2 para $\mu = 0.005$.

Tempo (s)	800	801	802
Ganho	0.997638340452283	0.997639005430370	0.997690922968583
Tempo (s)	14000	14001	14002
Ganho	0.999999999999999	0.999999999999999	0.999999999999999

É de notar que o erro residual, a diferença entre o valor estimado do coeficiente e o seu valor real, para c_2 e $\mu = 0.005$ é da ordem de 10^{-16} , assim como para os restantes coeficientes estimados.

Para obter o valor de $\mu_{\text{máx}}$ que conduz a um processo estável foram feitas várias tentativas com vários valores do passo de adaptação até 3 casas decimais. Obtiveram-se deste modo os dois valores de μ que limitam a passagem de um processo estável para instável:

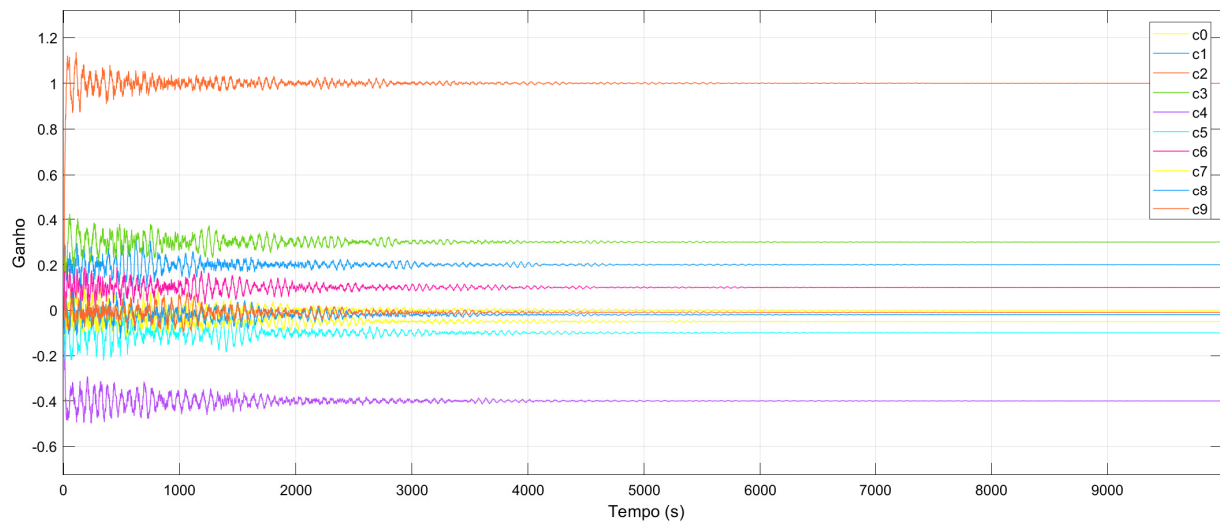


Figura 21: *Evolução dos valores dos coeficientes para $\mu=0.038$.*

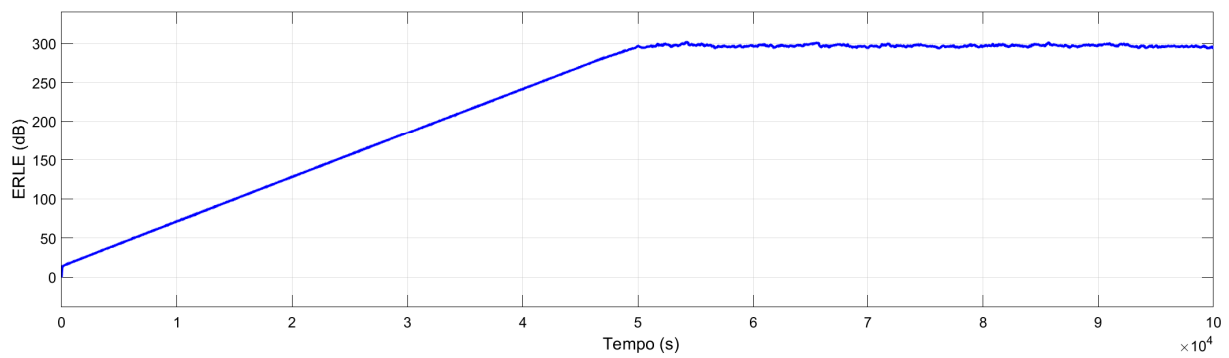


Figura 22: *Evolução do ERLE para $\mu=0.038$.*

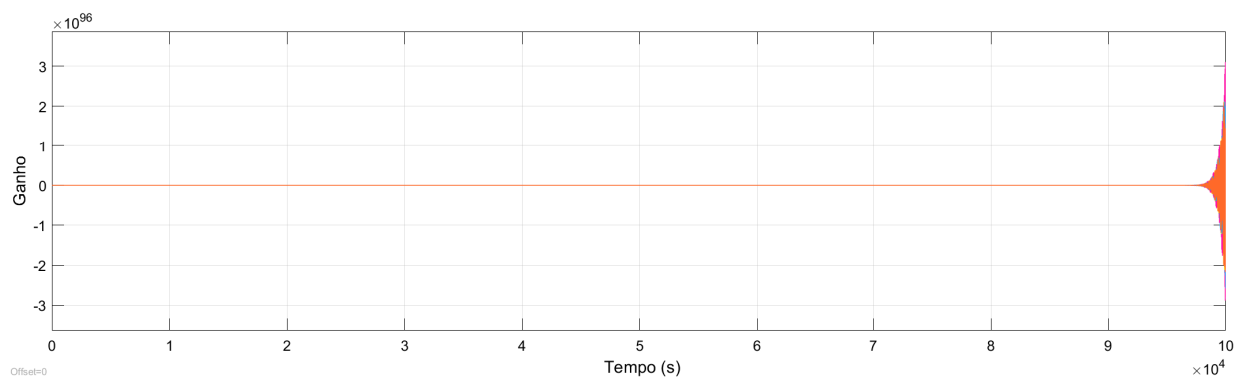


Figura 23: *Evolução dos valores dos coeficientes para $\mu=0.039$.*

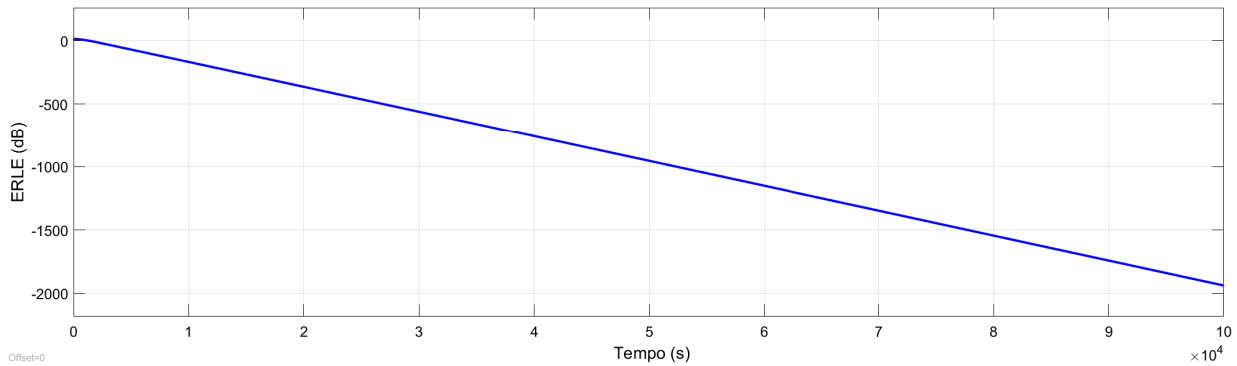


Figura 24: Evolução do ERLE para $\mu=0.039$.

Como é visível nas figuras acima o sistema é estável para $\mu = 0.038$ e instável para $\mu = 0.039$ pelo que $\mu_{\text{máx}}=0.038$. Para este valor tem-se que o ERLE estabiliza aproximadamente para 290dB por volta das 50000 iterações do sistema.

Apesar de $\mu = 0.038$ ser o valor máximo para o qual o sistema é estável, isto não implica que seja o melhor valor de μ . Para encontrar este valor foram testados vários μ e avaliados o valor do ERLE para o qual estabiliza assim como a rapidez com que isso acontece. Assim, o valor obtido para o passo de adaptação ótimo foi $\mu = 0.023$, para o qual se obtiveram os seguintes gráficos:

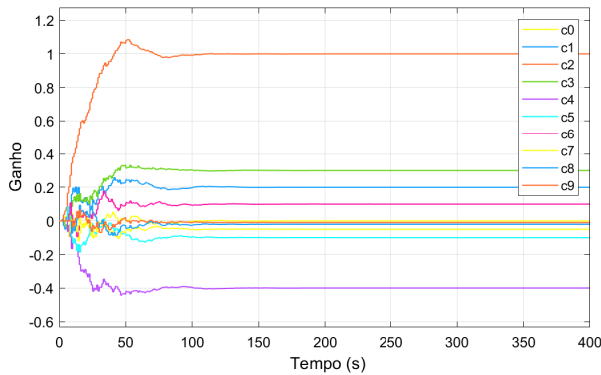


Figura 25: Evolução dos valores dos coeficientes para $\mu=0.023$.

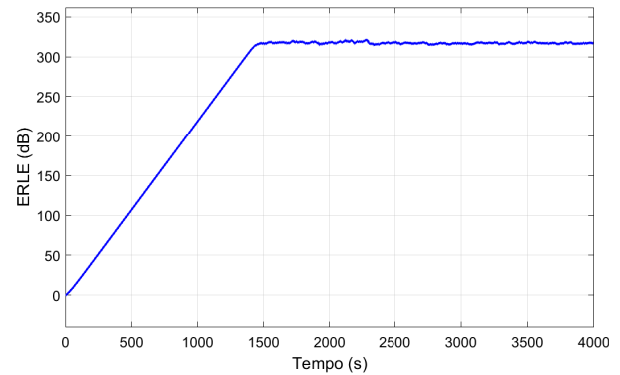


Figura 26: Evolução dos valores do ERLE para $\mu=0.023$.

Como se pode verificar, para este passo de adaptação o valor do ERLE estabiliza para cerca de 1500 iterações, obtendo-se um valor já bastante próximo do desejado para os coeficientes por volta das 150 iterações. Também se verifica que o valor de estabilização do ERLE é aproximadamente 320dB.

Comparando com os resultados obtidos para $\mu_{\text{máx}}$, obtém-se um sistema que é cerca de 9.3 vezes mais rápido e apresenta um valor de ERLE que é 30dB superior. Assim, facilmente se conclui que este é o valor melhor pois apresenta não só uma maior rapidez como também um valor de estabilização do ERLE maior, o que implica que os resultados obtidos com este valor de μ são mais exatos.

Um dos passos para otimizar o sistema seria então usar o valor ótimo para o passo de adaptação. Outra otimização passaria por utilizar um algoritmo de mínimos quadrados, pois estes apresentam uma maior rapidez de convergência e não são sensíveis a mínimos locais das superfícies de erro. No entanto, como estes algoritmos são baseados em filtros de *Kalman* acabam por ser mais complexos e podem estar associados a um maior peso computacional.

4.1.2 Com ruído

Para o teste com ruído, alterou-se o valor do ganho para $G = 0.1$, de modo a considerar o ruído proveniente do emissor remoto.

Observou-se a evolução temporal do ERLE e do valor dos coeficientes do filtro adaptativo para os mesmos valores de μ que na secção anterior.

O comportamento para ambos os valores de $\mu = 0.05$ e $\mu = 0.005$ mostraram-se semelhantes aos apresentados para a simulação com $G=0$.

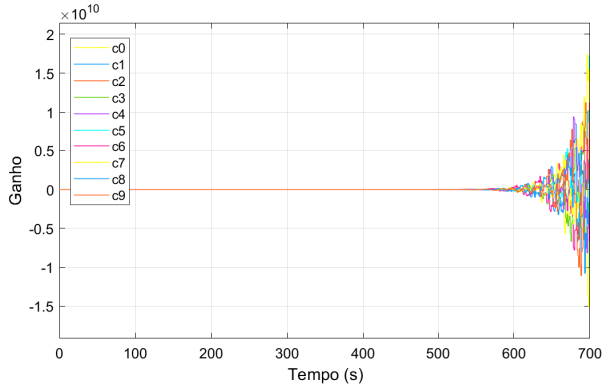


Figura 27: Evolução dos valores dos coeficientes para $\mu=0.05$ e $G=0.1$.

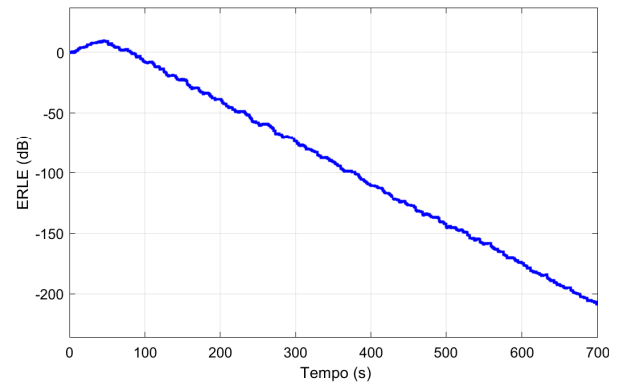


Figura 28: Evolução do ERLE para $\mu=0.05$ e $G=0.1$.

Verifica-se que, para $\mu = 0.05$, o sistema continua a não estabilizar, já que os valores de ERLE continuam a decrescer.

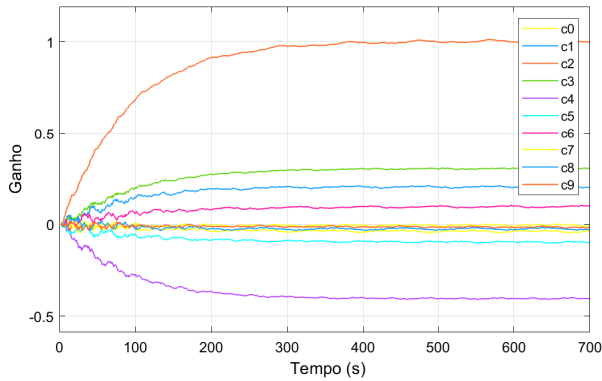


Figura 29: Evolução dos valores dos coeficientes para $\mu=0.005$ e $G=0.1$.

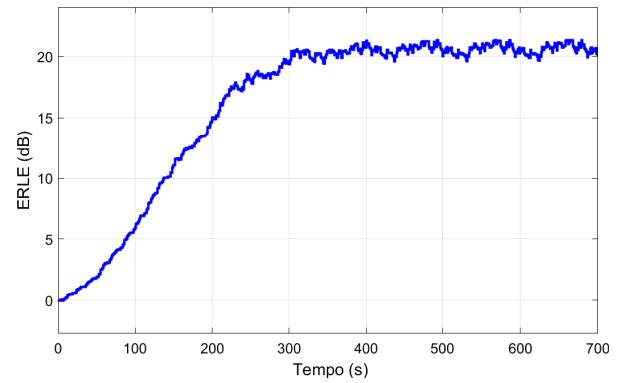


Figura 30: Evolução do ERLE para $\mu=0.005$ e $G=0.1$.

Para $\mu = 0.005$, o sistema estabiliza mais cedo do que na simulação sem ruído remoto, sensivelmente na iteração 1500. Este fenómeno deve-se ao facto de o erro residual ser superior, pelo que o valor do ERLE estabiliza logo aos 20 dB.

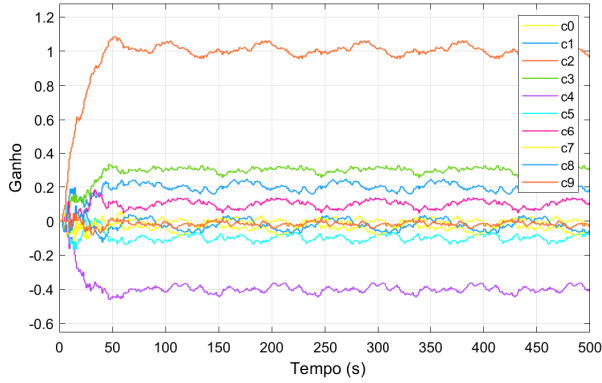


Figura 31: Evolução dos valores dos coeficientes para $\mu=0.023$ e $G=0.1$.

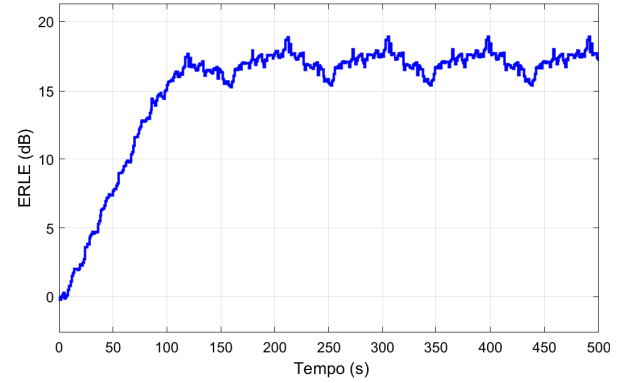


Figura 32: Evolução dos valores do ERLE para $\mu=0.023$ e $G=0.1$.

Para $\mu = 0.023$, verifica-se novamente que o sistema estabiliza mais cedo, aproximadamente na iteração 150. Aplica-se o mesmo motivo apresentado no parágrafo anterior.

De notar que o valor de $\mu = 0.023$ foi considerado o ótimo para a ausência de ruído. No entanto, para $G=0.1$, verificou-se um valor de ERLE para $\mu = 0.023$ inferior ao de $\mu = 0.005$ ($17 \text{ dB} < 20 \text{ dB}$). A presença de ruído não permite fazer correções tão pequenas, logo um valor superior de passo de adaptação torna-se prejudicial.

De seguida, apresentam-se as simulações referentes ao $\mu_{\text{máx}} = 0.038$ não só para $G=0.1$, mas ainda para $G=0.4$.

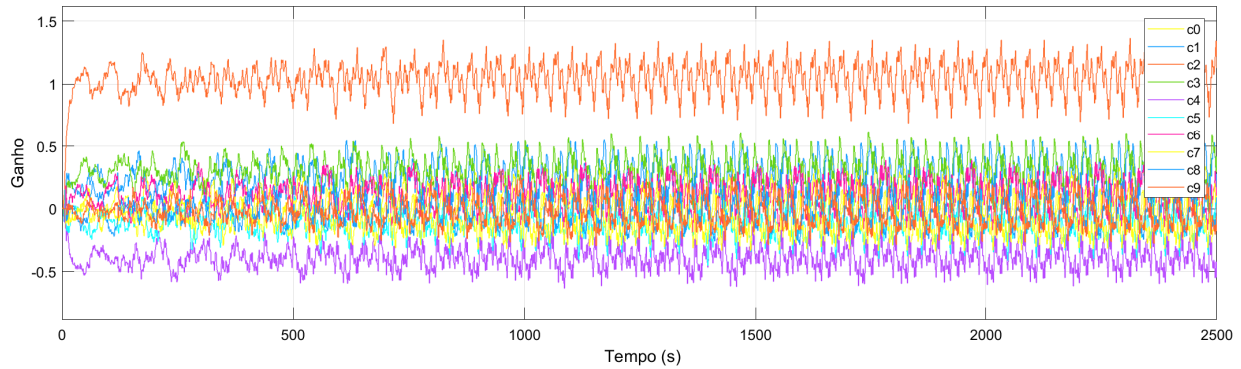


Figura 33: Evolução dos valores dos coeficientes para $\mu=0.038$ e $G=0.1$.

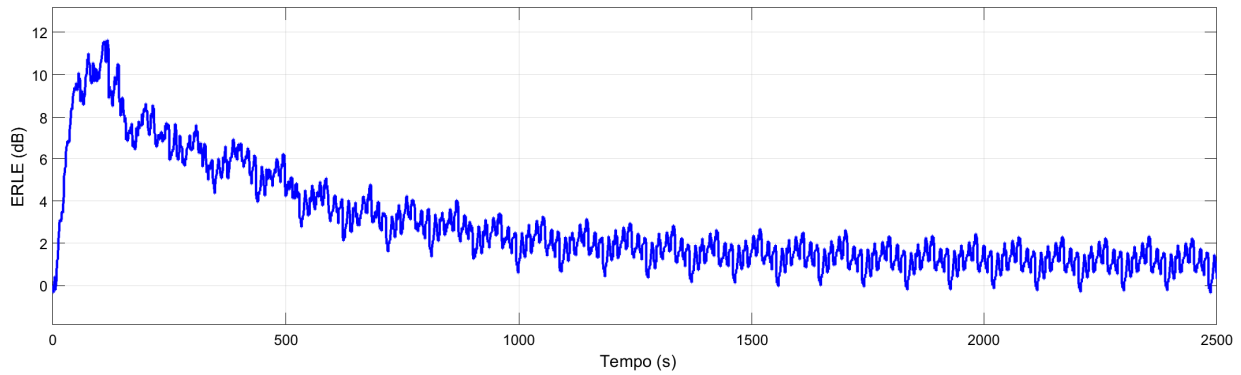


Figura 34: *Evolução do ERLE para $\mu=0.038$ e $G=0.1$.*

Para $\mu_{\text{máx}}$, considera-se ainda o sistema estável, no entanto, com oscilações muito significativas. O valor dos coeficientes oscila em torno dos valores pretendidos, mas estas oscilações levam a um valor ERLE muito inferior ao obtido para $G=0$. O valor de ERLE, em vez de estabilizar a 300dB, oscila em torno do valor pouco satisfatório de 1 dB.

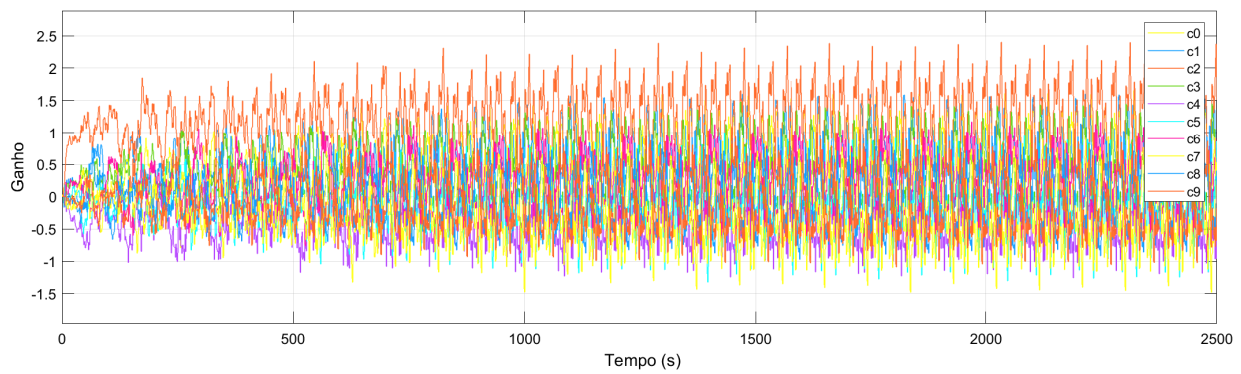


Figura 35: *Evolução dos valores dos coeficientes para $\mu=0.038$ e $G=0.4$.*

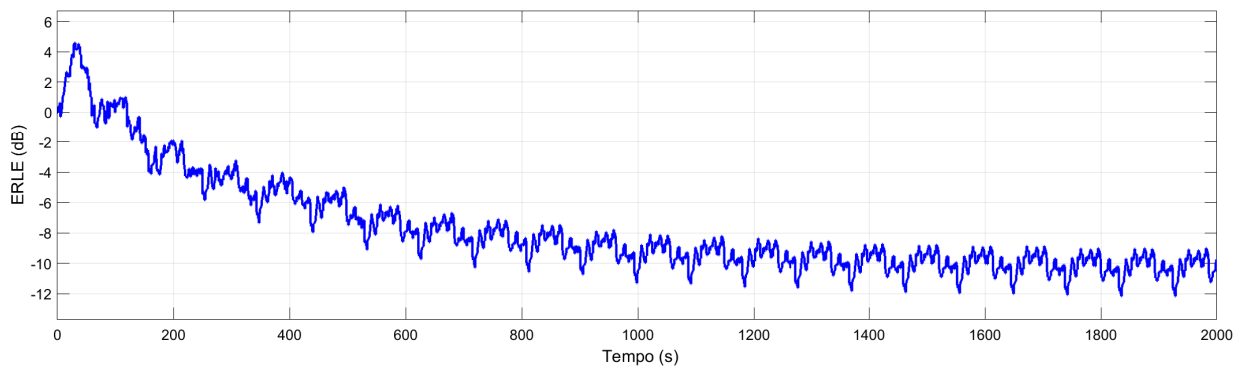


Figura 36: *Evolução do ERLE para $\mu=0.038$ e $G=0.4$.*

Para um ganho superior de ruído, apesar de o sistema ser estável no sentido em que o ERLE estabiliza e os valores do coeficiente oscilam (muito) em torno de um valor constante, verifica-se uma clara degradação da eficiência do sistema que não consegue cancelar devidamente o eco (valores demasiado baixos do ERLE).

Em geral, verifica-se que para sistemas com ruído, o valor do ERLE não estabiliza num valor mas oscila em torno de um valor constante, o que indica a presença de oscilações relevantes no valor de saída do cancelador de eco.

5 Conclusão

O objetivo deste trabalho, o estudo de um filtro adaptativo FIR transversal com algoritmo LMS, foi cumprido.

Começou-se por implementar os vários blocos e fazer os respetivos testes, para os quais se obtiveram os valores esperados.

Com os vários blocos implementados e testados foi possível construir o sistema a testar. Os principais parâmetros analisados foram a estabilidade do algoritmo, a velocidade de adaptação e o erro residual.

Verificou-se que a existência de ruído não faz com que, para o mesmo valor do passo de adaptação, o sistema fique instável. No entanto, é visível uma degradação no valor do erro residual, que se torna muito maior para sistemas com ruído (facto visível pela estabilização do valor do ERLE para valores muito inferiores).

Em relação à velocidade de adaptação, verificou-se que, para o sistema sem ruído, esta era ótima para um valor de μ inferior a $\mu_{\text{máx}}$, verificando-se uma degradação da velocidade de adaptação para valores de μ superiores ao $\mu_{\text{ótimo}}$ até que se atinge a instabilidade. Para o sistema com ruído, o valor de $\mu_{\text{ótimo}}$ é diferente pois valores mais baixos permitem obter valores mais elevados do ERLE, verificando-se, no entanto, uma velocidade de adaptação inferior.