

# Arquitetura de Hardware Baseada no Algoritmo NLMS para a Extração de Sinais FECG

Patricia U. L. da Costa, Sérgio J. M. de Almeida e Eduardo A. C. da Costa.

**Resumo**— Este trabalho apresenta uma arquitetura de hardware para a extração de eletrocardiograma fetal (FECG, *Fetal Electrocardiogram*), baseada no algoritmo adaptativo NLMS, (*Normalized Least Mean Square*). Sensores posicionados no abdômen e no tórax materno, captam os sinais que são processados pelo hardware, buscando identificar os batimentos cardíacos fetais, cancelando as interferências provenientes do eletrocardiograma materno. Parâmetros de desempenho foram utilizados para a avaliação da arquitetura proposta. Os resultados mostraram que a arquitetura com resolução de 32 bits representa um ponto ótimo entre área e dissipação de potência, com pequenas variações em valores de erro, comparando-se a outras arquiteturas com diferentes números de bits.

**Palavras-Chave**— Sinais FECG, algoritmo NLMS, arquitetura de hardware.

**Abstract**— This work presents a hardware architecture for the extraction of fetal electrocardiogram (FECG), based on the adaptive algorithm NLMS (*Normalized Least Mean Square*). Sensors positioned in the abdomen and maternal chest, capture the signals processed by hardware, seeking to identify the fetal heartbeat, canceling the interferences from the maternal electrocardiogram. We used performance parameters to evaluate the proposed architecture. The results showed that the architecture with 32 bits represents an optimum point between area and power dissipation, with small variations in error values, compared to other architectures with different bit-width.

**Keywords**— FECG signals, NLMS algorithm, dedicated architecture.

## I. INTRODUÇÃO

A extração de sinais de FECG (*Fetal Electrocardiogram*), sem ruídos ou interferências, tem sido uma tarefa desafiadora no processamento de sinais biomédicos. Essa dificuldade se deve, normalmente, à quantidade significativa de sobreposição de sinais indesejados, como potenciais bioelétricos (como por exemplo: atividades musculares maternas, atividade de movimento fetal e estômago), interferência de linhas de energia e, principalmente, a componente do eletrocardiograma materno [1]. Em virtude da complexidade de captação de sinais de FECG, a observação da frequência cardíaca fetal é, na maioria dos casos, realizada através da tecnologia de ultrassom, devido à sua simplicidade e baixo custo. Entretanto, esse procedimento apresenta potenciais problemas de confiabilidade e precisão, pois permite apenas a identificação

de um valor médio da frequência do batimento cardíaco fetal em um determinado intervalo de tempo, o que inviabiliza um monitoramento contínuo. [2].

O monitoramento contínuo do sinal FECG permite a detecção de doenças de distúrbios cardiovasculares com maior índice de acerto. A falta de uma monitoração contínua inviabiliza a rápida observação e ação sobre as patologias, resultando na principal causa de morte fetal [3]. Considerando esse cenário, a busca por um dispositivo portátil, capaz de extrair um sinal de FECG puro, tem-se tornado um tema atrativo de pesquisa, e que tem sido explorado em termos de hardware.

No trabalho em [4], apresenta-se uma estrutura de hardware que utiliza redes neurais para a extração do FECG. Essa estratégia se mostra promissora, pois consegue uma perfeita extração após 100 amostras. Em [5], implementa-se o algoritmo adaptativo LMS (*Least Mean Square*) em hardware. A arquitetura apresenta uma adequada taxa da raiz do erro médio quadrático (RMSE, *Root Mean Square Error*) para a extração do sinal, quando o sinal do ECG materno não está correlacionado com o ECG fetal.

A principal contribuição desse trabalho está na avaliação do algoritmo de filtragem adaptativa NLMS, em uma arquitetura de hardware VLSI (*Very Large Scale Integration*) para a extração do sinal de ECG Fetal. Como será mostrado, o algoritmo NLMS é mais robusto do que o LMS, para a aplicação alvo, pois apresenta os melhores resultados da relação sinal-ruído (SNR, *Signal-to-Noise Ratio*), RMSE e da diferença percentual da raiz do valor quadrático médio (PRD, *Percent Root-Mean-Square Difference*).

O trabalho está dividido da seguinte forma: a Seção II apresenta uma revisão teórica de filtragem adaptativa, apresentando a classe de cancelamento de interferência e o algoritmo NLMS. Apresenta também uma revisão sobre os principais trabalhos relacionados da literatura. A Seção III apresenta a escolha de parâmetros para o algoritmos NLMS, bem como uma comparação com o algoritmo LMS. A implementação em *hardware* do algoritmo NLMS é apresentado na Seção IV, apresentando também o circuito divisor utilizado na arquitetura. A Seção V, apresenta a metodologia de síntese e os resultados de erro, potência e área da implementação proposta, com a variação do número de bits do circuito. Finalmente, a Seção VI, aborda as principais conclusões desse trabalho.

## II. REVISÃO TEÓRICA

Esta seção apresenta uma revisão geral da filtragem adaptativa, apresentando detalhes do cancelamento de interferências e do algoritmo NLMS. também apresenta uma revisão da literatura com trabalhos relacionados.

Patricia Ucker Leleu da Costa, Programa de Pós-Graduação em Eletrônica e Computação, Centro de Ciências Sociais e Tecnológicas. Universidade Católica de Pelotas-UCPEL, Pelotas-RS, e-mail: patricia.ucker@sou.ucpel.edu.br; Sergio Jose Melo de Almeida, Programa de Pós-Graduação em Eletrônica e Computação, Centro de Ciências Sociais e Tecnológicas. Universidade Católica de Pelotas-UCPEL, Pelotas-RS, e-mail: sergio.almeida@ucpel.edu.br; Eduardo Antonio César da Costa, Programa de Pós-Graduação em Eletrônica e Computação, Centro de Ciências Sociais e Tecnológicas. Universidade Católica de Pelotas-UCPEL, e-mail: eduardo.costa@ucpel.edu.br

### A. Filtragem Adaptativa

Blocos de filtragem adaptativa para cancelamento de interferências são estruturas definidas por sua capacidade de auto-ajuste durante o processo de minimização do erro, baseado em um critério definido de avaliação. Os filtros adaptativos, baseados nos seus específicos algoritmos adaptativos, são amplamente utilizados nos mais diversos tipos de aplicação, considerando, inclusive, ambientes estacionários e não-estacionários [6].

De um modo geral, a filtragem adaptativa está dividida em quatro classes de aplicação [7]: (i) identificação de sistema, (ii) equalização de canal, (iii) predição e cancelamento de interferência e, (iv) controle inverso. A eliminação de um sinal de ECG materno em sinais de FECG, está associada às aplicações para o cancelamento de interferências.

1) *Cancelamento de interferências*: A Figura 1 mostra o diagrama em blocos de dois sistemas de filtragem adaptativa, aplicados no cancelamento de interferência do sinal de ECG materno (MECG, *Maternal ECG*). O sinal desejado é representado como:

$$d(n) = s(n) + y(n) \quad (1)$$

sendo,  $s(n) = (FECG)$  e  $y(n)$  um ruído, cuja finalidade é representar as incertezas de medição (flutuações). Os sinais MECG,  $x1(n)$  e  $x2(n)$ , representam as entradas de referência, isso é, a fonte de interferência [8].

O objetivo do filtro adaptativo, nessa classe de aplicação, é ajustar os coeficientes  $\mathbf{w}(n)$ , de modo a minimizar o erro entre o sinal estimado  $\hat{y}(n)$ .

$$\hat{y}(n) = \sum_{i=0}^{N-1} x(i)w(i) = \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n) \quad (2)$$

e o sinal  $d(n)$ , resultando no sinal desejado  $\hat{s}(n)$ .

$$e(n) = d(n) - \hat{y}(n) = \hat{s}(n) \quad (3)$$

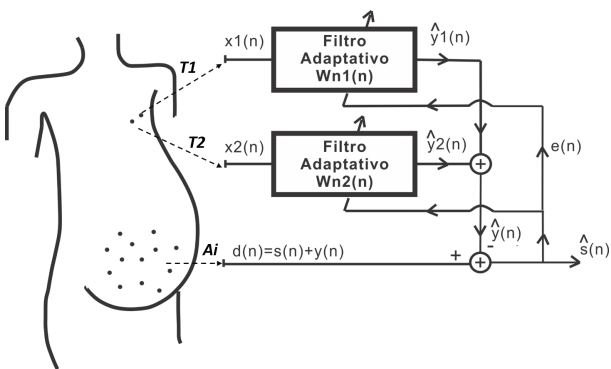


Fig. 1. Diagrama de blocos de cancelamento de interferências com dois filtros adaptativos.

2) *Algoritmo NLMS*: Entre os diversos algoritmos de filtragem adaptativa, o algoritmo LMS (*Least Mean Square*) é o mais popular. Esse algoritmo é usado em diversas aplicações, devido à sua grande versatilidade e à sua simplicidade. O algoritmo LMS faz parte da família dos algoritmos de gradiente estocástico. Embora agregue uma grande simplicidade computacional, o algoritmo apresenta algumas limitações quando

comparado a outros algoritmos adaptativos, tais como: (i) sensibilidade à potência do sinal de entrada e, (ii) baixa velocidade de convergência para sinais de entrada correlacionados.

O algoritmo NLMS pode ser visto como um caso especial do algoritmo LMS, onde considera a potência instantânea do sinal de entrada no ajuste do passo de adaptação. Essa forma de ajuste, pode ser vista como uma normalização do sinal de entrada, tornando o NLMS imune a variações bruscas. Com isso, obtêm-se uma maior velocidade de convergência e estabilidade com esse algoritmo. Considerando as características estatísticas dos sinais envolvidos na proposta desse trabalho, explora-se o algoritmo NLMS.

O algoritmo NLMS é visto, normalmente, como a solução para um problema de otimização com restrição. Isso quer dizer que, dado um vetor de entrada qualquer  $\mathbf{x}(n)$ , e uma resposta desejada  $d(n)$ , busca-se uma solução  $\mathbf{w}(n+1)$  que minimize a norma euclidiana quadrada da expressão  $\mathbf{v}(n) = \mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n)$ , sujeito à restrição  $\mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) = d(n)$ . Esse problema pode ser resolvido, utilizando-se o método dos multiplicadores de Lagrange [9]. Uma característica importante do algoritmo NLMS é que o ajuste de seus coeficientes é feito no sentido da mínima variação, também conhecido como princípio do mínimo distúrbio [10]. O modelo recursivo de ajuste dos pesos do filtro é definido como:

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \frac{\mu}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n) + \delta} e(n)\mathbf{x}(n) \quad (4)$$

onde o parâmetro  $\delta$ , no denominador, tem a finalidade de evitar a divisão por um valor nulo, o que pode acontecer em ocasiões em que o sinal de entrada tenha valor nulo.

Em comparação ao algoritmo LMS, o algoritmo NLMS apresenta uma maior velocidade de convergência, embora com um aumento do erro em regime permanente. Outro destaque em relação ao algoritmo LMS é a sua robustez em relação ao aumento da variância do sinal de entrada.

Em relação ao passo de adaptação  $\mu'(n) = \mu/\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)$ , esse parâmetro é inversamente proporcional ao inverso da potência do sinal de entrada. Essa escala é importante, quando o intervalo dinâmico da entrada do filtro é significativa, como já mencionado. O algoritmo NLMS converge no sentido médio quadrado, se o passo de adaptação  $\mu$  satisfaz à condição  $0 < \mu < 2$  [7].

### B. Trabalhos relacionados

Trabalhos da literatura abordam algumas maneiras de implementação em hardware para a extração de sinais de FECG. Por exemplo, os trabalhos em [4] e [11], apresentam arquiteturas baseadas na plataforma FPGA (*Field Programmable Gate Array*) com a técnica de redes neurais. O primeiro trabalho extrai o sinal de FECG após 100 dados amostrados e apresenta um sinal claro do FECG. O segundo artigo tem como objetivo, o monitoramento do batimento cardíaco fetal e, apresenta como resultado, uma precisão de 93,7%.

Outros métodos amplamente utilizados são baseados no uso do algoritmo de filtragem adaptativa LMS, como apresentado em [12], [13], [14] e [5]. Os dois primeiros artigos abordam o monitoramento do batimento cardíaco fetal apresentando percentuais de acerto de 88% e 89%, respectivamente. Em

[14], apenas resultados visuais indicam que o sinal de FECG foi extraído. E, em [5], propõe-se uma implementação ASIC, para a extração do FECG, apresenta bons resultados de RMSE e SNR, para quando os sinais de FECG e ECG materno não estão correlacionados.

Embora haja soluções na literatura para a extração do sinal FECG, apenas esse trabalho propõe uma solução em hardware baseada no algoritmo NLMS, para essa finalidade. A Tabela I apresenta as principais diferenças entre o trabalho proposto e as soluções da literatura.

TABELA I

SOLUÇÕES DE HARDWARE PARA A EXTRAÇÃO DO SINAL FECG

Trabalhos	A	B	C	D	E	F	G	H
[4]	×	×	×	✓	×	✓	×	×
[11]	×	×	×	✓	✓	×	×	×
[12], [13]	✓	×	×	✓	✓	×	×	×
[14]	✓	×	×	✓	×	✓	×	×
[5]	×	×	✓	×	×	✓	×	✓
Este trabalho	×	✓	✓	×	×	✓	✓	✓

(A) LMS, (B) NLMS, (C) ASIC, (D) FPGA

(E) Batimento cardíaco Fetal, (F) Extração de sinal FECG

(G) Metodologia para síntese ASIC, (H) Resultados de dissipação de potência

### III. EXTRAÇÃO DO SINAL DE FECG UTILIZANDO O ALGORITMO NLMS

Para a implementação do algoritmo NLMS, faz-se necessário, inicialmente, selecionar os valores de passo de adaptação e comprimento do filtro. A seleção desses parâmetros foi realizada de forma iterativa, conforme a Tabela II. Para essa seleção foram utilizados os parâmetros de desempenho SNR, RMSE, PRD, cujas equações características são apresentadas em [15].

Os sinais de entrada aplicados ao filtro foram adquiridos do banco de dados sintéticos FECGSYNDB da *Pshyionet* [17], que possui 32 canais de referência abdominais e 2 canais de ECG maternos. No trabalho foram utilizadas apenas as amostras como interferências do sinal ECG materno e ruídos. Na Tabela II, percebe-se que os melhores valores de passo de adaptação ( $\mu$ ) e comprimento ( $N$ ) do filtro são 0,15 e 70, respectivamente, pois é onde os parâmetros de desempenho (SNR, RMSE e PRD) apresentam os melhores resultados.

TABELA II

PROCESSO PARA A ESCOLHA DO PASSO DE CÁLCULO DO ALGORITMO E DO COMPRIMENTO DO FILTRO NLMS.

	N	$\mu$							
		0,1	0,15	0,2	0,3	0,5	0,7	1,0	
RMSE	30	0,173	0,186	0,204	0,265	0,445	0,721	4,27	
	50	0,153	0,155	0,157	0,162	0,173	0,190	2,92	
	70	0,152	<b>0,152</b>	0,153	0,156	0,165	0,177	4,36	
	90	0,154	0,153	0,154	0,157	0,166	0,177	5,30	
PRD(%)	30	111,6	121,7	136,4	184,2	319,3	509,5	2942	
	50	96,0	97,5	99,4	103,1	110,8	122,3	1878	
	70	95,4	<b>95,2</b>	95,9	98,3	105,2	114,0	2799	
	90	96,5	96,0	96,6	98,9	105,9	114,5	3415	
SNR	30	-2,13	-3,80	-5,93	-11,5	-21,9	-31,5	-67,0	
	50	0,87	0,54	0,15	-0,58	-2,02	-3,96	-55,5	
	70	1,01	<b>1,04</b>	0,89	0,37	-0,98	-2,56	-63,0	
	90	0,78	0,87	0,74	0,24	-1,12	-2,63	-66,9	

A Figura 2 apresenta as respostas gráficas dos algoritmos LMS e NLMS para a avaliação do sinal de ECG fetal. O

valor do passo de adaptação ( $\mu$ ) do algoritmo LMS é 0,009 com comprimento do filtro ( $N$ ) igual a 90. O primeiro gráfico representa um dos sinais de referência do filtro (amostra do tórax materno), o segundo uma das 32 amostras do abdômen materno, e o terceiro, o ECG Fetal ideal. Os gráficos seguintes representam as repostas dos algoritmos LMS e NLMS, respectivamente. Percebe-se que, a interferência do ECG materno é elevada, comparada à amplitude do FECG no abdômen. Avaliando-se graficamente os resultados dos filtros, percebe-se que o algoritmo LMS não elimina totalmente a presença do ECG materno. Por outro lado, o algoritmo NLMS obtém resultados satisfatórios da eliminação do eletrocardiograma materno. A Figura 3 compara os algoritmos adaptativos com a variação do SNR dos sinais de entrada. Verifica-se que o algoritmo NLMS apresenta os melhores resultados de PRD, RMSE e SNR, atestando ser um algoritmo mais robusto comparado ao LMS para o estudo de caso proposto a extração de sinal FECG.

### IV. HARDWARE DO ALGORITMO NLMS PARA A EXTRAÇÃO DO SINAL FECG

O hardware foi descrito em linguagem de descrição de hardware VHDL (*Very High Speed Integrated Circuits Hardware Description Language*). Implementou-se uma arquitetura totalmente sequencial, devido à baixa taxa de amostragem, pois o sinal possui uma baixa frequência de operação. Por se tratar de um filtro adaptativo, o circuito utiliza uma resolução de  $z$  bits em ponto fixo, sendo que a virgula é posicionada em  $z/2$ . A arquitetura implementada pode ser vista na Figura 4. Para a implementação dos vetores  $\mathbf{vx1}$  e  $\mathbf{vx2}$ , foram utilizados registradores de deslocamento que armazenam 70 valores. O hardware inicialmente armazena as entradas, e os valores de  $\mathbf{vx1}$  e  $\mathbf{vx2}$  são deslocados uma posição da esquerda para a direita. Nos próximos ciclos de relógio,  $y1$  e  $y2$  são calculados utilizando multiplicações e somas sucessivas. Ao serem executadas as 70 multiplicações de  $y1$ , o valor resultante é salvo. Esse processo é repetido para o cálculo de  $y2$ . Com  $y1$  e  $y2$  armazenados, a saída *Erro* é calculada no subtrator e o resultado é armazenado. Após, o valor do denominador da divisão é calculado de forma equivalente a  $y1$ . O ajuste de cada coeficiente de  $\mathbf{Wn1}$  é executado em 3 ciclos de relógio. O ajuste dos coeficientes de  $\mathbf{Wn2}$  é feito de forma análoga a  $\mathbf{Wn1}$ . Pelo fato do comprimento do filtro adaptativo ser relativamente grande ( $N=70$ ), o circuito gera um novo valor de resposta a cada 720 pulsos de relógio. Na arquitetura NLMS, o circuito divisor (destacado em vermelho na Figura 4) é o mais complexo. Nesse trabalho, utiliza-se um circuito divisor otimizado, que é apresentado na próxima seção. Os outros operadores aritméticos de soma, subtração e multiplicação utilizam os operadores da ferramenta de síntese.

#### A. Circuito Divisor

Na arquitetura do algoritmo NLMS, a operação de divisão é a mais complexa. A literatura aponta os algoritmos de divisão baseados em iterações como os mais rápidos. Particularmente, apontam-se duas estratégias para o cálculo de divisão iterativa. No algoritmo de Goldschmidt [16], o resultado converge para o valor do quociente da divisão. A outra estratégia

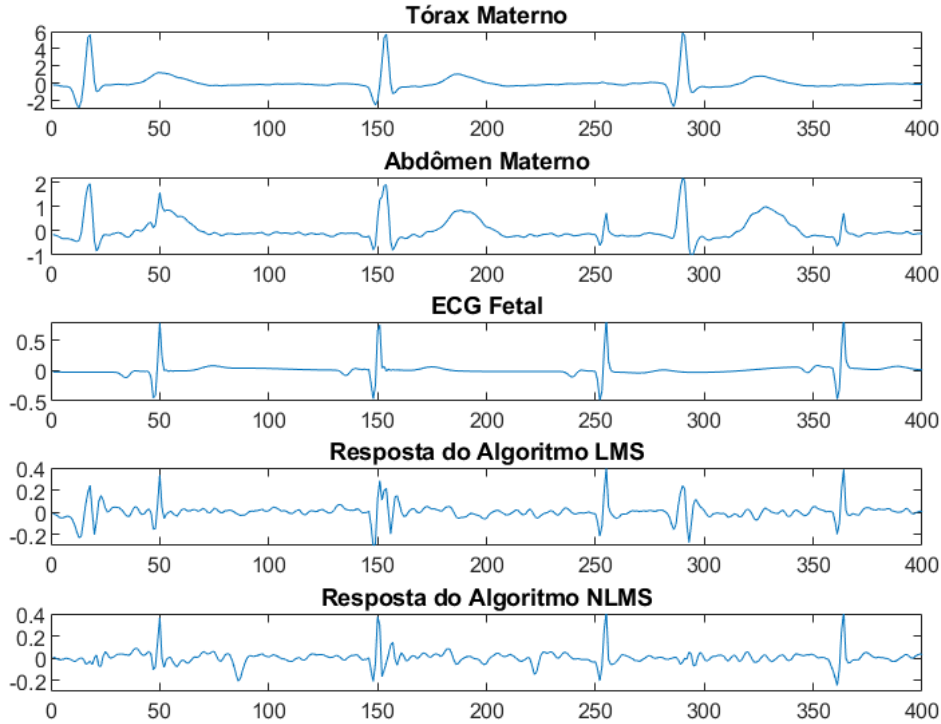


Fig. 2. Resposta gráfica dos algoritmos de filtragem adaptativa na extração de sinais FECG.

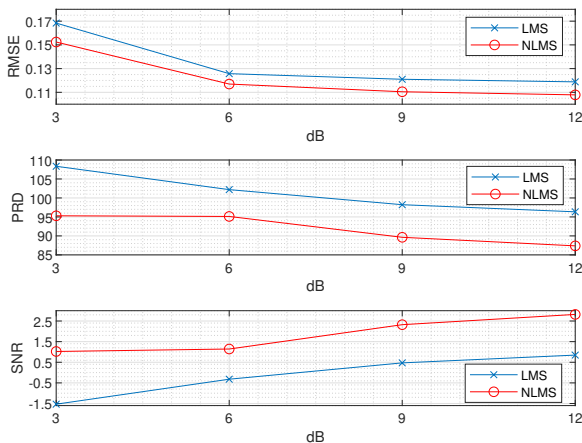


Fig. 3. Resultados dos algoritmos de filtragem adaptativa variando o SNR dos sinais de entrada.

utiliza o algoritmo de Newton-Raphson [18], onde o resultado converge para o valor da unidade sobre o denominador. Essa foi a estratégia usada nesse trabalho, visto que o valor do denominador é constante para os 70 coeficientes de  $\mathbf{Wn1}$  e  $\mathbf{Wn2}$ . As iterações são executadas de acordo com:

$$y_{(i)} = y_{(i-1)} \times (2 - D \times y_{(i-1)}) \quad (5)$$

sendo que,  $y_{(-1)}$  é uma estimativa inicial do valor da unidade sobre o denominador e  $D$  é o valor do denominador [18].

A estimativa inicial do valor da unidade sobre o denominador, foi realizada utilizando um circuito proposto em [19]. Esse circuito possibilita o aumento da resolução de bits para entradas em ponto fixo. O algoritmo tem como objetivo principal localizar a posição do bit mais significativo com um valor igual a 1 no denominador ( $D[i] = 1$ ). A seguir, o objetivo é encontrar a posição fracionária ( $a = -(i + 1)$ ) e

colocar o valor 1 nessa posição ( $Dopt[a] = 1$ ). As próximas duas posições de  $Dopt$  recebem a inversão de  $D[i-1]$  e  $D[i-2]$ , com o restante dos bits com valores iguais a zero. Utilizando esse circuito para a estimativa inicial, são necessárias apenas duas iterações do algoritmo Newton-Raphson. A Tabela III exemplifica os passos da operação de divisão.

 TABELA III  
 EXEMPLO DO CIRCUITO DIVISOR UTILIZADO [19]

Denominador	2,5
Resultado desejado ( $1/D$ )	0,4
Estimativa inicial ( $Dopt$ )	0,375
1ª Iteração	$0,375 \times (2 - 2,5 \times 0,375) = 0,3984$
2ª Iteração	$0,3984 \times (2 - 2,5 \times 0,3984) = 0,3999$

## V. RESULTADOS

A metodologia para a obtenção dos resultados, utilizou as ferramentas *Matlab Simulink* e *Modelsim*, em uma co-simulação, com uma metodologia de verificação universal (UVM, *Universal Verification Methodology*). A metodologia de verificação de erro é composta por um modelo ouro (GM, *Golden Model*), descrito em um modelo *Simulink*, e o dispositivo em teste (DUT, *Device Under Test*). Esse último, representado no nível *netlist*, após a realização da síntese lógica, com uma biblioteca de células padrão, na tecnologia de 65nm. Para a estimativa de dissipação de potência, foi realizada uma síntese na ferramenta *Cadence Genus Compiler*. A síntese gera a *netlist*, na linguagem de descrição de hardware Verilog, e o arquivo de atrasos (SDF, *Standard Delay Format*). A simulação lógica, que produz o arquivo de estímulos (VCD, *Value Change Dump*), apresenta um banco de testes composto por *Simulink* e *Modelsim*, considerando vetores de entrada reais, usados para uma extração de potência realista.

A Tabela IV apresenta os valores dos parâmetros PRD, RMSE, SNR, além de apresentar resultados de área e dissipa-

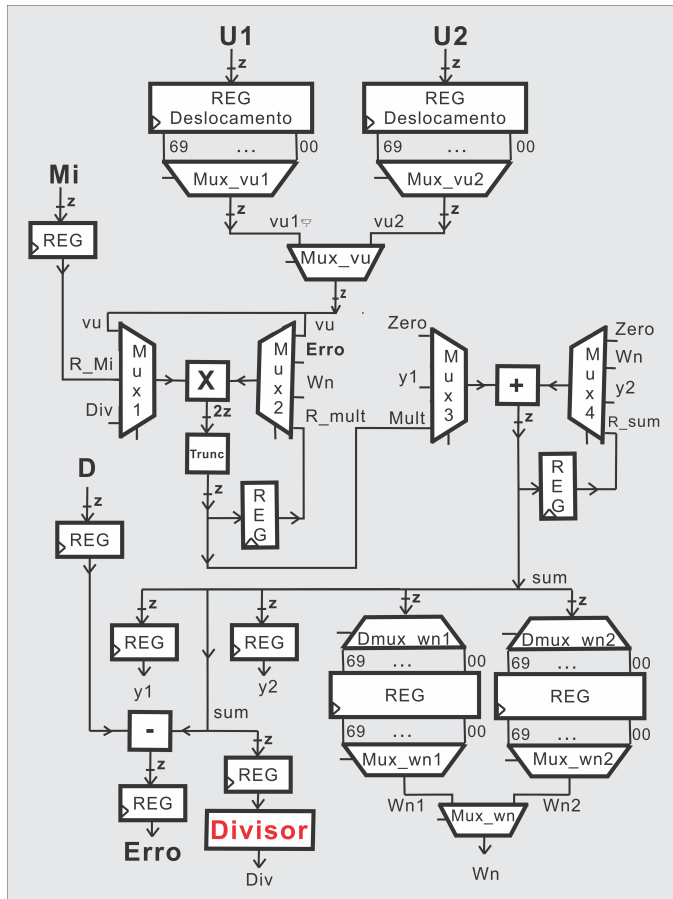


Fig. 4. Arquitetura do algoritmo NLMS para a extração do sinal FECG.

ção de potência para arquiteturas com diferentes números de bits. Percebe-se que, a arquitetura com a resolução de 36 bits, apresenta os melhores resultados dos parâmetros avaliados. Entretanto, é a arquitetura de hardware que apresenta a maior área e dissipa a maior potência. Por outro lado, a arquitetura de 28 bits apresenta os melhores resultados de área e potência, mas apresenta valores insatisfatórios dos parâmetros de desempenho. Assim, o resultado da arquitetura de 32 bits representa um ponto ótimo. Apresenta a menor variação dos parâmetros de desempenho, comparada com a arquitetura de 28 bits, e menores resultados de área e potência, quando comparada com as arquiteturas de 36 bits.

TABELA IV

RESULTADOS DOS PARÂMETROS AVALIADOS E DE SÍNTESE. RESULTADOS DE SÍNTESE EM ASIC 65NM @ 10MHZ.

Nº de bits	28	32	36
RMSE	0,145	0,112	0,111
PRD(%)	114,10	91,05	90,06
SNR	-5,43	1,897	2,099
Área do circuito (mm <sup>2</sup> )	0,1703	0,1994	0,2293
Potência Estática (mW)	0,187	0,192	0,251
Potência Dinâmica (mW)	0,795	0,941	1,037
Potência Total (mW)	0,982	1,133	1,288

## VI. CONCLUSÕES

Esse trabalho apresentou uma arquitetura de hardware do algoritmo de filtragem adaptativa NLMS, para a extração dos sinais FECG, com interferências do batimento cardíaco materno. O hardware utilizou um circuito divisor otimizado,

baseado no algoritmo Newton-Raphson. A arquitetura proposta levou em consideração a resolução de bits quanto ao erro, a área e a dissipação de potência dos circuitos. Os resultados indicaram que a arquitetura com 32 bits é a mais adequada para a extração do eletrocardiograma Fetal. Isso por apresentar os valores aceitáveis de PRD, RMSE e SNR com reduzidos valores área e potência em relação às arquiteturas com 28 e 36 bits.

## AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

## REFERÊNCIAS

- [1] R. Martinek, and et. al., "Adaptive signal processing techniques for extracting abdominal fetal electrocardiogram," in *2016 10th International Symposium on Communication Systems, Networks and Digital Signal Processing (CSNDSP)*, pp. 1-6, 2016.
- [2] R. Kahankova, R. Martinek and P. Bilik, "Fetal ECG extraction from abdominal ECG using RLS based adaptive algorithms," in *2017 18th International Carpathian Control Conference (ICCC)*, pp. 337-342, 2017.
- [3] P. Sutha, and V. E. Jayanthi, "Fetal electrocardiogram extraction and analysis using adaptive noise cancellation and wavelet transformation techniques," *Journal of medical systems*, vol. 42, no. 21, pp. 1-18, 2018.
- [4] M. Hasan, and et al., "VHDL modeling of FECG extraction from the composite abdominal ECG using Artificial Intelligence," in *2009 IEEE International Conference on Industrial Technology*, pp. 1-5, 2009.
- [5] S. Poornisha, and K. Saranya, "VLSI Implementation of Separating Fetal ECG Using Adaptive Line Enhancer," *International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology (IJRASET)*, vol. 5, pp. 1125-1130, 2017.
- [6] B. Widrow, and S. Stearns, "Adaptive signal processing," New Jersey, USA: Prentice Hall, Inc., 1985.
- [7] S. Haykin, and B. Van Veen, "Sinais e sistemas," Bookman, 2001.
- [8] B. Widrow, and et al., "Adaptive noise cancelling: Principles and applications," *Proceedings of the IEEE*, vol. 63, no. 12, pp. 1692-1716, 1975.
- [9] C. Goodwin, and K. S. Sin, "Adaptive Filtering, Prediction and Control," New Jersey, USA: Prentice Hall, Inc., 1984.
- [10] B. Widrow, and M. Lehr, "30 years of adaptive neural networks: Perceptron, madaline, and backpropagation," *Proceedings of the IEEE, Special Issue on Neural Networks I*, vol. 78, no. 9, pp. 1415-1442, 1990.
- [11] M. Hasan, and M. Reaz, "Hardware prototyping of neural network based fetal electrocardiogram extraction," *Measurement Science Review*, pp. 52-55, 2012.
- [12] I. Hatai, I. Chakrabarti, and S. Banerjee, "FPGA implementation of a fetal heart rate measuring system," in *2013 2nd International Conference on Advances in Electrical Engineering (ICAEE)*, pp. 160-164, 2013.
- [13] D. Morales, and et al., "An application of reconfigurable technologies for non-invasive fetal heart rate extraction," *Medical Engineering & Physics*, vol. 35, no. 7, pp. 1005-1014, 2013.
- [14] P. Rasu, S. Sundaram, and N. Santhiyakumari, "FPGA based non-invasive heart rate monitoring system for detecting abnormalities in Fetal," in *2015 International Conference on Signal Processing and Communication Engineering Systems*, pp. 375-379, 2015.
- [15] R. Kahankova, et. al., "A review of signal processing techniques for non-invasive fetal electrocardiography," *IEEE reviews in biomedical engineering*, vol. 13, pp. 51-73, 2019.
- [16] E. Goldschmidt, "Division by Convergence," Dissertação (Mestrado em Ciência), Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, 1964.
- [17] F. Andreotti, and et. al., "An Open-Source Framework for Stress-Testing Non-Invasive Fetal ECG Extraction Algorithms," *Physiol Meas*, vol. 37, no. 5, pp. 627-648, 2016.
- [18] S. Oberman, and M. J. Flynn, "An Analysis Of Division Algorithms And Implementations," *IEEE Transactions on Computers*, vol. 46, pp. 833-854, 1995.
- [19] P. Ücker, M. R. Weirich, G. Paim, E. A. C. da Costa, and S. Bampi, "Optimizing Iterative-based Dividers for an Efficient Natural Logarithm Operator Design," *2020 IEEE 11th Latin American Symposium on Circuits & Systems (LASCAS)*, pp. 1-4, 2020.