

Filtragem Adaptativa Aplicada ao Cancelamento de Artefatos em Sinais de ECG

Eduardo Santos de Oliveira, Diego Barreto Haddad e Felipe da Rocha Henriques

Resumo— Este artigo compara o desempenho dos algoritmos de filtragem adaptativa da família *Set-Membership* e técnicas de Atualização Parcial, aplicados ao cancelamento de artefatos em sinais de Eletrocardiograma (ECG). Pode-se observar que os algoritmos *Set-Membership* e Atualização Parcial geralmente apresentam resultados melhores, com base na relação Sinal-Ruído (Signal-to-Noise Ratio) em relação aos algoritmos tradicionais. No caso de sinais de ECG, o resultado do processo de filtragem do sinal é fundamental para garantir a qualidade necessária de um exame de eletrocardiograma.

Palavras-Chave— Algoritmo NLMS, Atualização Parcial, *Set-Membership*, Filtragem Adaptativa, ECG.

Abstract— This paper compares the performance of adaptive filtering algorithms of the *Set-Membership* family and Partial Update techniques applied to the cancellation of artifacts on ECG signals. It can be observed that the algorithms *Set-Membership* and Partial Update usually present better results, based on the relation Signal-Noise (Signal-Noise Ratio) in relation to the traditional algorithms. In the case of ECG signals, the result of the filtering process is essential to ensure a quality electrocardiogram examination.

Keywords— NLMS Algorithm, Partial Update, *Set-Membership*, Adaptive filtering, ECG

I. INTRODUÇÃO

As doenças relacionadas ao coração são as responsáveis pela maioria dos óbitos no Brasil, segundo estudos da Sociedade Brasileira de Cardiologia ¹. Os problemas cardíacos são geralmente assintomáticos e percebidos principalmente em momentos críticos. Assim, os exames de ECG têm grande importância na descoberta e prevenção nas doenças do coração, sendo recomendados para sedentários, idosos, pessoas com histórico familiar de doenças do coração, etc. Sendo tão importantes, é interessante que tais exames sejam de baixo custo e de rápida realização. Entretanto é sabido que num sinal de ECG encontramos alguns artefatos indesejáveis, que podem comprometer a qualidade e formato do sinal.

Entre os diversos tipos de artefatos, cumpre destacar: (1) *Baseline Wander* (BW), (2) *Power-line Interference* (PLI), (3) *Muscle Artifacts* (MA) e (4) *Electrode Motion Artifacts* (EM)[2]. O diagnóstico obtido a partir de um exame de ECG será mais preciso à medida que aumentamos a capacidade

Eduardo Santos de Oliveira, Diego Barreto Haddad, Centro Federal de Educação Tecnológica Celso Suckow da Fonseca, Rio de Janeiro - RJ, Brasil. E-mails: eduardoeso@ig.com.br, diego.haddad@gmail.com e Felipe da Rocha Henriques, Centro Federal de Educação Tecnológica Celso Suckow da Fonseca, Coordenação de Telecomunicações Campus Petrópolis, Petrópolis - RJ, Brasil, Email: felipe.henriques@cefet-rj.br

¹<http://www.cardiol.br/dados/metodologias.html> - Acessado em 10/03/2017

de cancelar ou minimizar os artefatos presentes no sinal de ECG, objetivos para os quais o concurso de técnicas de filtragem adaptativa podem ser de grande valia [3]. Este artigo compara o desempenho dos algoritmos LMS (*Least-Mean Squares*), *Set-Membership* e de Atualização Parcial em relação a remoção dos artefatos mencionados. Os algoritmos adaptativos da família *Set-Membership* possuem boas propriedades de convergência e rastreamento e realizam uma seleção de dados de sorte a somente ensejarem uma modificação dos coeficientes caso os dados de entrada apresentem alguma novidade relevante. A família de algoritmos *Set-Membership* possui dois estágios: Avaliação e Atualização. No primeiro estágio ocorre uma avaliação dos dados para detecção de novidade. No segundo estágio se dá a atualização dos coeficientes do filtro, caso a novidade dos dados seja considerada significativa. Combinando os algoritmos de Atualização Parcial e NLMS (*Normalized Least-Mean Squares*) obtemos o algoritmo chamado de PU-NLMS, no qual os dados dependem de um agendamento para serem atualizados.

O objetivo deste trabalho é comparar os resultados obtidos com algoritmos de Atualização Parcial e *Set-Membership*, combinados entre si e aplicados separadamente, com os algoritmos tradicionais tais como LMS e NLMS. O trabalho está estruturado da seguinte forma: Da seção II a IV apresentamos o referencial teórico referente aos algoritmos utilizados, e nas seções V e VI as simulações, os resultados encontrados e a conclusão.

II. O ALGORITMO NLMS

Quando a dimensão do vetor de entrada é alta, o LMS encontra um problema de amplificação do ruído no gradiente. Para superar esta dificuldade podemos utilizar o algoritmo LMS normalizado (NLMS) [4].

O NLMS geralmente converge mais rápido que o LMS, uma vez que utiliza um fator de convergência variável μ_k que visa minimizar o erro instantâneo de saída. Assim, a atualização é dada por:

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \mu_k e(k) \mathbf{x}(k) = \mathbf{w}(k) + \Delta \bar{\mathbf{w}}, \quad (1)$$

onde $\mathbf{w}(k) \in \mathbb{R}^N$ é um vetor coluna que coleta os coeficientes do filtro adaptativo e μ_k é um passo de aprendizagem obtido pela minimização do erro a posteriori quadrático [6].

Um fator γ pode ser incluído no denominador para evitar grandes saltos e instabilidades numéricas, notadamente quando $\|\mathbf{x}(k)\|^2$ é pequeno. Sendo assim obtemos a equação de atualização dos coeficientes utilizada no algoritmo LMS

normalizado, ou NLMS:

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \frac{\mu}{\gamma + \mathbf{x}^T(k)\mathbf{x}(k)} e(k)\mathbf{x}(k). \quad (2)$$

No algoritmo NLMS escolhe-se normalmente um valor de μ_n entre 0 e 2, e γ uma pequena constante positiva. De acordo com [4] o NLMS é uma manifestação do princípio da perturbação mínima.

Uma forma alternativa de derivar o algoritmo NLMS consiste em tratá-lo como um problema de *otimização restrita*. Ou seja, dado um vetor de entrada $\mathbf{x}(k)$ e um sinal desejado $d(k)$, cabe determinar o vetor de pesos atualizado $\mathbf{w}(k+1)$ de sorte a minimizar a norma quadrática euclidiana da mudança $\delta\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k+1) - \mathbf{w}(k)$, sujeito à restrição:

$$\mathbf{w}^T(k+1)\mathbf{x}(k) = d(k). \quad (3)$$

O método dos multiplicadores de Lagrange é utilizado para resolver este problema de otimização restrita. Neste método a função custo é dada pela equação:

$$J(k) = \|\delta\mathbf{w}(k+1)\|^2 + \lambda(d(k) - \mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}(k+1)), \quad (4)$$

onde λ é o multiplicador de Lagrange. Expandindo a Equação (4) e derivando $J(k)$ em relação a $\mathbf{w}(k+1)$ obtemos:

$$\frac{\partial J(k)}{\partial \mathbf{w}(k+1)} = 2(\mathbf{w}(k+1) - \mathbf{w}(k)) - \lambda\mathbf{x}(k). \quad (5)$$

Igualando a Equação (5), resolvendo para $\mathbf{w}(k+1)$ e substituindo na Equação (3) obtemos:

$$\begin{aligned} d(k) &= \mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}(k) + \frac{1}{2}\lambda\mathbf{x}^T(k)\mathbf{x}(k) \\ &= \mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}(k) + \frac{1}{2}\lambda\|\mathbf{x}(k)\|^2. \end{aligned} \quad (6)$$

Resolvendo para λ obtemos:

$$\lambda = \frac{2e(k)}{\|\mathbf{x}(k)\|^2}, \quad (7)$$

onde $e(k) \triangleq d(k) - \mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}(k)$ é o sinal erro. Utilizando os resultados anteriores para obter $\delta\mathbf{w}(k+1)$ e as Equações (6) e (7), obtemos:

$$\delta\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k+1) - \mathbf{w}(k) = \frac{1}{\|\mathbf{x}(k)\|^2} \mathbf{x}(k)e(k). \quad (8)$$

Na Equação (8) é introduzido um escalar positivo e real, $\tilde{\mu}$ para controlar a mudança de direção do vetor peso. Sendo assim a Equação (8) torna-se:

$$\delta\mathbf{w}(k+1) = \frac{\tilde{\mu}}{\|\mathbf{x}(k)\|^2} \mathbf{x}(k)e(k). \quad (9)$$

Por fim, obtemos a equação de atualização do NLMS:

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \frac{\tilde{\mu}}{\|\mathbf{x}(k)\|^2} \mathbf{x}(k)e(k). \quad (10)$$

III. OS ALGORITMOS SET-MEMBERSHIP

A família Set-membership de algoritmos adaptativos segue a filosofia *Set-Membership Filtering* (SMF), que assume um limite superior na variável erro [5]. A abordagem SMF baseia-se no fato de que o ruído aditivo é limitado, podendo seu maior valor possível em módulo a ser conhecido ou estimado [6].

O objetivo do SMF é obter um vetor de coeficientes adaptativos \mathbf{w} , tal que a magnitude do erro estimado seja limitada superiormente por uma quantidade $\bar{\gamma}$. Se o valor de $\bar{\gamma}$ for escolhido adequadamente, haverá possivelmente infinitas soluções viáveis para \mathbf{w} . Se for escolhido um valor muito pequeno, pode não haver solução possível.

O SMF permite reduzir a complexidade computacional, visto que os coeficientes do filtro são atualizados somente quanto a estimativa do erro é maior do que um limite superior pré-determinado.

Um conjunto de restrições $\mathcal{H}(k)$, definido como o conjunto formado por todos os valores de \mathbf{w} , com seus respectivos erros no instante de tempo k , limita estes superiormente por $\bar{\gamma}$, ou seja,

$$\mathcal{H}(k) = \{\mathbf{w} \in \mathbb{R}^{N+1} : |d(k) - \mathbf{w}^T\mathbf{x}(k)| \leq \bar{\gamma}\}. \quad (11)$$

Os limites de $\mathcal{H}(k)$ são hiperplanos e no caso de duas dimensões $\mathcal{H}(k)$ é a região entre as linhas $d(k) - \mathbf{w}^T\mathbf{x}(k) = \pm\bar{\gamma}$.

A. Set-Membership Normalized LMS algorithm - SM-NLMS

O algoritmo *Set-Membership NLMS* é similar ao algoritmo convencional NLMS. No entanto a filosofia por trás do SM-NLMS difere do NLMS [7]. A ideia do SM-NLMS é realizar um teste para verificar se a estimativa prévia de \mathbf{w} está fora do conjunto $\mathcal{H}(k)$, isto é,

$$|d(k) - \mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}(k)| > \bar{\gamma}. \quad (12)$$

Se o módulo do erro é maior que um limiar arbitrário, a nova estimativa $\mathbf{w}(k+1)$ será atualizada para próximo do limite de $\mathcal{H}(k)$ em uma distância mínima, ou seja, o SM-NLMS minimiza

$$\|\mathbf{w}(k+1) - \mathbf{w}(k)\|^2 \quad (13)$$

sujeito a

$$\mathbf{w}(k+1) \in \mathcal{H}(k). \quad (14)$$

A regra de atualização do algoritmo SM-NLMS é semelhante à regra do NLMS, com exceção da variável $\mu(k)$, especificada doravante por:

$$\mu(k) = \begin{cases} 1 - \frac{\bar{\gamma}}{|e(k)|}, & \text{Se } |e(k)| > \bar{\gamma} \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (15)$$

Como regra, o valor de $\bar{\gamma}$ é escolhido em torno de $\sqrt{5\sigma_n^2}$, onde σ_n^2 é a variância do ruído [5]. Caso a escolha de $\bar{\gamma}$ seja igual a 0, temos o NLMS, o qual é um caso particular do algoritmo SM-NLMS.

B. Set-Membership Bi-Normalizado - SM-BNLMS

O algoritmo SM-BNLMS pode ser visto como um caso especial dos algoritmos SM-NLMS, mas que usa dois conjuntos de restrições ($\mathcal{H}(k)$ e $\mathcal{H}(k+1)$) para cada atualização, impondo-se a condição $\mathbf{w}(k+1) \in \mathcal{H}(k) \cap \mathcal{H}(k+1)$. Caso $\mathbf{w}(k) \notin \mathcal{H}(k) \cap \mathcal{H}(k+1)$ a função objetivo neste caso é:

$$\min \|\mathbf{w}(k+1) - \mathbf{w}(k)\|^2 \quad (16)$$

Sujeito a

$$d(k) - \mathbf{x}^T(k)\mathbf{w}(k+1) = \bar{y}_1(k) \quad (17)$$

$$d(k-1) - \mathbf{x}^T(k-1)\mathbf{w}(k+1) = \bar{y}_2(k), \quad (18)$$

em que o par $(y_1(k), y_2(k))$ é o ponto em $\mathcal{H}(k) \cap \mathcal{H}(k+1)$, onde o parâmetro estimado final será localizado.

Outra definição utilizada no SM-BNLMS é o cálculo do erro *a priori* e do erro *a posteriori*, nos instantes k e $k-1$ respectivamente, dados por:

$$e_o(k) = d(k) - \mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}(k) \quad (19)$$

e

$$e_1(k-1) = d(k-1) - \mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}(k-1) \quad (20)$$

Para se obter o algoritmo SM-BNLMS precisamos utilizar os multiplicadores de Lagrange, denotados por λ , e a equação que atualiza os pesos \mathbf{w} , dada por:

$$\mathbf{w}(k+1) =$$

$$\begin{cases} \mathbf{w}(k) + \frac{\lambda_1(k)}{2}\mathbf{x}(k) + \frac{\lambda_2(k)}{2}\mathbf{x}(k-1), & \text{Se } |e_o(k)| > \bar{\gamma} \\ \mathbf{w}(k), & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (21)$$

O algoritmo SM-BNLMS apresenta duas versões especiais, doravante identificadas como SM-NLMS-I e SM-NLMS-II. Neste trabalho foi utilizado a versão SM-NLMS-II.

O algoritmo SM-BNLMS II evita checar a restrição intermediária como ocorre no algoritmo SM-BNLMS I, utilizando assim menos recursos computacionais. Para evitar cálculos extras, no instante k mantém o valor do erro *a posteriori* $e_1(k-1)$, que utiliza os dados no instante $k-1$, igual à restrição limite, ou seja, $\bar{\gamma}_2 = e_1(k-1)$ [6].

A equação que atualiza os coeficientes adaptativos do algoritmo SM-BNLMS-II é:

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \frac{\lambda'_1(k)}{2}\mathbf{x}(k) + \frac{\lambda'_2(k)}{2}\mathbf{x}(k-1). \quad (22)$$

Onde $\lambda'_1(k)$ e $\lambda'_2(k)$ são calculados com base nas equações (25) e (26), que fazem uso somente do erro *a posteriori*.

Desta forma, o algoritmo SM-BNLMS II é dado por:

$$e_o(k) = d(k) - \mathbf{x}^T(k)\mathbf{w}(k) \quad (23)$$

$$\mu(k) = \begin{cases} 1 - \frac{\bar{\gamma}}{|e_1(k)|}, & \text{Se } |e_o(k)| > \bar{\gamma} \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (24)$$

$$\frac{\lambda'_1(k)}{2} = \frac{\mu(k)e_o(k)\|\mathbf{x}(k-1)\|^2}{\gamma + \|\mathbf{x}(k)\|^2\|\mathbf{x}(k-1)\|^2 - [\mathbf{x}^T(k-1)\mathbf{x}(k)]^2}. \quad (25)$$

$$\frac{\lambda'_2(k)}{2} = \frac{\mu(k)e_o(k)\mathbf{x}^T(k-1)\mathbf{x}(k)}{\gamma + \|\mathbf{x}(k)\|^2\|\mathbf{x}(k-1)\|^2 - [\mathbf{x}^T(k-1)\mathbf{x}(k)]^2}. \quad (26)$$

IV. ALGORITMOS DE ATUALIZAÇÃO PARCIAL

Com o objetivo de reduzir a complexidade computacional e melhorar o desempenho dos algoritmos de filtragem adaptativa, foram desenvolvidas técnicas de atualização parcial dos dados, que podem ocorrer em subconjunto de dados ou em todos os dados em um período S . Tais técnicas permitem que as atualizações dos dados sejam realizadas consoantes abordagens como a periódica (*Periodic Partial Updates*), sequencial (*Sequential Partial Updates*), estocástica (*Stochastic Partial Updates*), seletiva (*Select Partial Updates*) ou baseados no *Set-membership*, que serão utilizados neste artigo juntamente com os algoritmos da família LMS Normalizados com atualização parcial também.

A. Algoritmo NLMS com atualização parcial - PU-NLMS

O algoritmo PU-NLMS realiza a atualização dos coeficientes do filtro adaptativo \mathbf{w} de forma parcial, utilizando um período de atualização S . Segundo [8] isto reduz a complexidade de todas as operações por um fator S , exceto no cálculo de $e(kS)$. A saída do filtro adaptativo $y(k)$ é calculada em toda iteração k , independente de S . Assim, $e(kS)$ pode ser obtido por apenas uma adição se $e(kS) = d(kS) - y(kS)$.

$$\mathbf{w}((k+1)S) = \mathbf{w}(kS) + \frac{\mu e(kS)\mathbf{x}(kS)}{\epsilon + \|\mathbf{x}(kS)\|_2^2}, k = 0, 1, \dots \quad (27)$$

Se $S < N$, onde N representa o tamanho do vetor \mathbf{w} , a complexidade da atualização pode ser reduzida conforme equação abaixo, o que requer uma multiplicação e duas adições a cada iteração.

$$\epsilon + \|\mathbf{x}(k)\|_2^2 = \epsilon + \|\mathbf{x}(k-1)\|_2^2 + \mathbf{x}^2(k) - \mathbf{x}^2(k-N). \quad (28)$$

V. SIMULAÇÕES E RESULTADOS

Neste experimento foram aplicados aos sinais de ECG os algoritmos LMS, NLMS, SM-NLMS, SM-BNLMS II e PU-NLMS, com o objetivo de cancelar ou minimizar os efeitos do artefatos principais encontrados neste tipo de sinal.

Os sinais foram obtidos do MIT-BIH Database Distribution, especificamente dos bancos de dados Arrhythmia Database (mitdb) e Noise Stress Test Database (nstdb). Cada sinal, neste experimento, é composto por 4000 amostras, porém os mesmos sinais com mais amostras podem ser obtidos nos mesmos bancos de dados. Do banco de dados mitdb foram obtidos e utilizados os registros 105, 108, 203 e 228, e do

banco de dados nsrdb, os sinais BW (Baseline Wander), EM (Motion Artifacts) e MA (Muscle Artifact). Estes sinais de ECG foram escolhidos, dentre vários outros, por apresentarem características e forma distintas entre si, conforme figura 1. O artefato PLI (Power-Line Interference), também encontrado em sinais de ECG, foi gerado no Matlab em uma senóide com amplitude de 1 mv, frequência de 60 Hz e amostrado em 200 Hz. A medida de comparação, entre o desempenho da aplicação de cada algoritmo, foi realizada com base no método Signal-to-noise ratio (SNR), dado em decibéis (dB). A tabela I apresenta, para efeito de comparação, os valores de SNR dos sinais originais corrompidos com os artefatos BW, EM, MA e PLI. Os valores negativos significam que a potência do ruído é maior do que a potência do sinal.

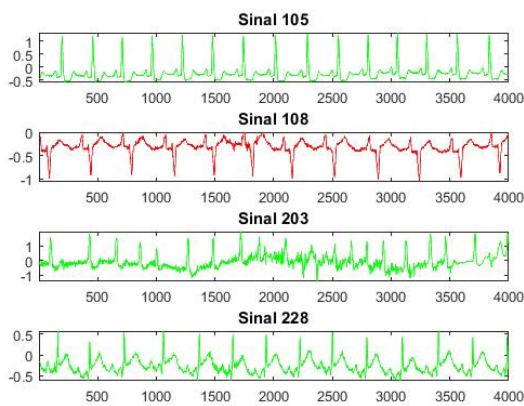


Fig. 1. Registros 105, 108, 203 e 228 de sinais de ECG do banco de dados nstdb.

TABELA I
SNR - SINAIS ORIGINAIS CORROMPIDOS COM OS ARTEFATOS

Sinal	BW	EM	MA	PLI
105	-3,9454	-4,3977	8,1086	-0,1191
108	-4,6850	-5,1373	7,3689	-0,1816
203	-1,4619	-1,9142	10,5921	-0,1361
228	-5,6041	-6,0564	6,4499	-0,2582
Média	-3,9241	-4,3764	8,1299	-0,1738

A. Redução de Baseline Wander (BW)

Para o experimento de redução de *Baseline Wander* foram adicionados aos registros 105, 108, 203 e 228 o sinal do artefato BW, obtendo assim o sinal corrompido, que serviram como entrada na aplicação dos algoritmos, e o sinal do artefato dado como referência. O *Baseline Wander* causa problemas na detecção dos picos. Na tabela II temos os valores de SNR de cada algoritmo, nos sinais estudados. Um valor alto de SNR significa uma menor interferência do ruído naquele sinal. Observamos que para este tipo de artefato, temos os melhores resultados com os algoritmos da família *Set-Membership*.

B. Remoção do artefato Eletrode Motion Artefacts (EM)

O artefato *Eletrode Motion Artifact* é considerado o ruído biológico mais difícil de ser cancelado, seu espectro é amplo

TABELA II
SNR - REDUÇÃO DE BW

Registro	LMS	NLMS	SM-NLMS	SM-BNLMS	PU-NLMS
105	9,4837	7,4691	10,9667	10,0571	8,1333
108	8,5510	6,1769	14,3287	8,5198	6,3891
203	8,2849	4,9147	3,6131	10,1724	7,8296
228	9,3383	6,7039	16,4481	9,2471	6,9329
Média	8,9145	6,3162	11,3392	9,4991	7,3212

e sobrepõe completamente o espectro do sinal ECG [9]. Em função disso, observamos na tabela III que os valores de SNR são baixos, se comparados a aplicação dos mesmos algoritmos no artefato BW. Também observamos que os algoritmos tradicionais, LMS e NLMS, apresentam melhor desempenho do que as técnicas de atualização parcial e seleção dos dados. Porém se considerarmos uso de recursos computacionais, em que os algoritmos SM-NLMS, SM-BNLMS e PU-NLMS tem menor custo, a diferença de desempenho poderá ser minimizada.

TABELA III
SNR - REDUÇÃO DE EM

Registro	LMS	NLMS	SM-NLMS	SM-BNLMS	PU-NLMS
105	7,2808	8,9783	9,8425	6,2746	8,0672
108	7,3462	4,1442	4,6400	6,4219	7,5218
203	8,0327	7,8641	5,4276	8,5629	6,6742
228	7,9834	8,9438	11,3964	8,8801	7,8961
Média	7,6608	7,4826	7,8266	7,5349	7,5398

C. Remoção do artefato Muscle Artifacts (MA)

O artefato MA também é um ruído biológico que ocorre com a ativação elétrica ou neurológica das células. *Muscle Artifacts* podem ser produzidos por reações indesejadas aos eletrodos. Na tabela IV vemos que para este tipo de artefato o algoritmo PU-NLMS tem resultado muito superior aos demais, inclusive em relação aos algoritmos de seleção de dados.

TABELA IV
SNR - REDUÇÃO DE MA

Registro	LMS	NLMS	SM-NLMS	SM-BNLMS	PU-NLMS
105	1,0178	1,4402	2,0036	1,1652	4,2543
108	1,1190	1,7607	1,9386	1,0211	3,9682
203	1,3265	0,6578	0,1094	0,3201	4,9946
228	1,1311	1,8934	1,1382	1,3451	4,7596
Média	1,1486	1,4380	1,2975	0,9629	4,4942

D. Remoção do artefato Power Line Interference (PLI)

O artefato Power Line é oriundo dos cabos dos equipamentos que levam a informação do sinal de ECG para os equipamentos, podem-ser gerados também pelos campos eletromagnéticos de máquinas próximas ao paciente, como por exemplo condicionadores de ar, máquinas de raio-x e elevadores. O sinal simulando o PLI foi gerado em Matlab, utilizando uma senóide, com frequência de 58.2 Hz. Na tabela V fica evidente a superioridade de desempenho dos algoritmos de seleção de dados, SM-NLMS, SM-BNLMS, na remoção

deste artefato. Isto ocorre devido ao fato de que os algoritmos *Set-Membership* realizam, em ambientes estacionários, atualizações mais frequentemente durante as iterações iniciais [6].

TABELA V
SNR - REDUÇÃO DE PLI

Registro	LMS	NLMS	SM-NLMS	SM-BNLMS	PU-NLMS
105	3,0150	0,1069	3,4042	3,3763	0,0481
108	0,1639	0,6252	10,3884	0,0472	2,4916
203	1,9415	0,6936	8,2295	6,8038	0,355
228	0,1370	0,2972	1,2944	1,2703	0,0707
Média	1,3144	0,4307	5,8291	2,8744	0,7414

VI. CONCLUSÕES

Neste trabalho, técnicas de filtragem adaptativa são usadas com o objetivo de cancelar os efeitos de alguns artefatos em sinais de eletrocardiograma. Sendo assim, pode-se mitigar possíveis problemas de diagnóstico de doenças cardiovasculares. Nesse contexto, comparamos algoritmos tradicionais de filtragem adaptativa, como o LMS e o NLMS com algoritmos em técnicas de Atualização Parcial e aqueles pertencentes a família *Set-Membership*.

Simulações com dados reais de ECG foram realizadas, com isso pôde-se verificar que a combinação das técnicas estudadas apresentaram, em geral, melhor desempenho no cancelamento dos artefatos em relação ao uso das técnicas tradicionais.

REFERÊNCIAS

- [1] Sociedade Brasileira de Cardiologia <http://www.cardiol.br/dados/metodologias.html> - Acessado em 11/01/2017
- [2] M.Z.U.Rahman, R.A.Shaik e D.V.R.K.Reddy, *Efficient sign based normalized adaptive filtering techniques for cancelation of artifacts in ECG signals: Application to wireless biotelemetry*, Signal Processing Journal Elsevier, 2010
- [3] M.AlMahamy e H.B.Riley, *Performance Study of Different Denoising Methods for ECG Signals*, The 4th International Conference on Current and Future Trends of Information and Communication Technologies in Healthcare, 2014
- [4] S.Haykin, *Adaptive Filter Theory, 5th edition*, Person, 2014
- [5] M.V.S.Lima, *Análise do algoritmo Set-Membership Affine Projection*, Dissertação de Mestrado, COPPE/UFRJ, Setembro 2009
- [6] P.S.R.Diniz, *Adaptive Filtering - Algorithms and Practical Implementation, 2th Edition*, Kluwer Academic Publishers, 2008.
- [7] P.S.R.Diniz e S.Werner, *Set-Membership Binormalized Data-Reusing LMS Algorithms*, IEEE Transaction on signal Processing, Vol 51, no.1, January 2003
- [8] K.Dogansay, *Partial-Update Adaptive Filters and Adaptive Signal Processing - Design, Analysis and Implementation*, Academic Press, 2008.
- [9] P.R.Bokde e N.K.Choudhari, *Implementation of Adaptive Filtering algorithms for removal of Noise from ECG Signal*, International Journal of Computer Technology and Applications, Vol 6, janeiro - fevereiro 2015
- [10] PhysioNet - MIT-BIH Arrhythmia Database <https://www.physionet.org/physiobank/database/mitdb/> - Acessado em 01/03/2017
- [11] R.Shamby e B.Singh, *Noise cancellation using Adaptive Filtering in ECG Signal: Application in Biotelemetry*, International Journal of Bio-Science and Bio-Tecnology, Vol 8, N°2, 2016
- [12] I.Romero, D.Geng e T.Berset, *Adaptive Filtering in ECG Denoising: A Comparative Study*, Computing in Cardiology 2012, 39:45-48
- [13] M.Sushmita e T.Balaji, *Removing The Power Line Interference from ECG Signal using Adaptive Filters*, International Journal of Computer Science and Network Security, Vol 14, N°11, novembro 2014

- [14] A.A.M.Khalaf, M.M.Ibrahim, e H.F.A.Hamed, *Performance Study of Adaptive Filtering and Noise Cancellation of Artifacts in ECG Signal*, ICACT 2015, Julho, 2015
- [15] R.Karthika, M.Tech, K.Narendar e B.R.Vikram *ECG Signal Denoising by Using Least-Mean-Square and Normalized-Least-Mean-Square Algorithm Based Adaptive Filter*, International Journal and Magazine of Engineering, Technology, Management and Research
- [16] Sharma, S, Narwaria, R,P *Noise Reduction from ECG Signal using Adaptive Filter Algorithm - International Journal of Engineering Research and Technology, Vol 3, Julho 2014*
- [17] Thalkar, S, Upasani, D *Various Techniques for Removal of Power Line Interference From ECG Signal - International Journal of Scientific & Engineering Research, Vol 4, Issue 12, December 2013*