

UTILIZAÇÃO DO MÉTODO DA DECOMPOSIÇÃO DE MODO EMPÍRICO PARA A REMOÇÃO DE RUÍDO EM SINAIS DE ELETROCARDIOGRAMA

Gabriel Tozatto Zago¹, Rodrigo Varejão Andreão², Marcelo Queiroz Schimidt³, Fernando Pena de Faria Filho⁴

Resumo: Este trabalho apresenta um método promissor para a filtragem do sinal ECG, chamado Decomposição de Modo Empírico (EMD, do inglês *Empirical Mode Decomposition*). O EMD pode ser utilizado para a remoção de ruído de baixa ou de alta frequência em sinais de ECG. A fim de melhorar o desempenho na remoção de ruído de alta frequência, este trabalho propõe um algoritmo original baseado no EMD. O desempenho do método é avaliado em sinais de ECG ruidosos reais selecionados a partir do banco de dados MIT-BIH de arritmia. Os resultados obtidos com o método EMD são comparáveis aos que utilizam métodos baseados em Transformada Wavelet.

Palavras-chave: Cancelamento de ruído; Eletrocardiograma; Decomposição de Modo Empírico.

USING EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION FOR ELECTROCARDIOGRAM DENOISING

Abstract: This work presents a promising method for ECG signal denoising called Empirical Mode Decomposition (EMD). The EMD can be applied for removing either low or high frequency noise in ECG signals. In order to improve performance on removing high frequency noise, this work proposes an original algorithm based on the EMD method. The performance of the method is evaluated on real noisy ECG signals selected from the MITH-BIH Arrhythmia Database. The results obtained with the EMD method are comparable to the ones using a Wavelet Transform based denoising method.

Keywords: Denoising; Electrocardiogram; Empirical Mode Decomposition.

¹ Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Espírito Santo, *campus* Linhares. E-mail para contato: gabriel.zago@ifes.edu.br.

² Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Espírito Santo, *campus* Vitória.

³ Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Espírito Santo, *campus* Vitória.

⁴ Bolsista do Projeto Telessaúde do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Espírito Santo.

INTRODUÇÃO

Ruído em sinais eletrocardiográficos (ECG) é um problema muito comum. Por se tratar de um sinal de baixa amplitude, o sinal ECG é sensível à interferência causada pela atividade muscular do indivíduo e à interferência de 60 Hz. A melhor maneira de evitá-los é tomando cuidado ao fazer a aquisição do sinal, sobretudo na preparação dos eletrodos e na utilização de cabeamento adequado. No entanto, em algumas situações, tais como a aquisição de ECG ambulatorial (também chamado Holter) ou ECG de esforço, a presença de ruído é difícil de ser evitada.

A remoção do ruído de um sinal corresponde a atenuar a interferência causada por um artefato, o que resulta em um aumento na relação sinal-ruído (SNR, do inglês *Signal to Noise Ratio*). No caso dos sinais de ECG, as fontes de ruído são conhecidas (FRIESEN et al., 1990):

- interferência da rede de energia;
- eletromiograma (EMG) ou contração muscular;
- eletrodo ruim e contato com a pele;
- interferência de dispositivos eletrônicos.

A solução para a remoção do ruído recai normalmente no processamento digital do sinal ruidoso após a aquisição. Contudo, as técnicas de filtragem de ECG atuam não somente sobre o ruído, mas também sobre o próprio sinal de ECG. A melhor opção é aquela em que, após filtragem dos sinais de ECG, há um mínimo de distorção do sinal útil. As técnicas mais simples são baseadas em filtros FIR (Finite Impulse Response) e filtros IIR (Infinite Impulse Response), e as técnicas mais complexas são baseadas em Transformada Wavelet e Redes Neurais Artificiais (RANGARAJ, 2002). Recentemente, uma nova técnica tem sido proposta para o problema de remoção de ruído em ECGs, a Decomposição de Modo Empírico (Merck) (HUANG et al., 1998). Por se tratar de uma

abordagem relativamente nova no domínio do processamento de sinal ECG, muitas questões ainda estão em discussão.

Este trabalho explora o EMD no problema de filtragem de ECG, utilizando como referência um método baseado em Transformada Wavelet. Algumas contribuições significativas são propostas a fim de fazer do EMD uma boa opção para redução de ruído em sinais de ECG.

PERCURSO METODOLÓGICO

A. Análise do nível de ruído no ECG ambulatorial

O ECG é uma representação gráfica da atividade elétrica do coração. Ele é composto por ondas elementares, onda P, complexo QRS e onda T, separadas por intervalos isoeletrícos, a saber, PQ, ST e segmentos TP (veja a Figura 1). Uma sequência de onda começando com uma onda P e terminando com uma onda T (uma onda U pode suceder a onda T, mas ela não tem ainda grande utilidade clínica) é chamada de batimento cardíaco. Entre as formas de onda de ECG e intervalos, os que sofrem maior influência de ruído são a onda P e os intervalos isoeletrícos.

Alguns trabalhos empregam tanto sinais sintéticos como sinais reais de ECG, a fim de avaliar o desempenho da remoção de ruído. Neste artigo, são utilizados os sinais de ECG reais.

Os sinais de ECG foram selecionados do banco de registros de ECG do MIT-BIH Arrhythmia, que é um banco de ECG disponível para pesquisas acadêmicas (GOLDBERG et al., 2000). Como cada registro possui meia hora de duração, observou-se que a SNR sofre grandes variações ao longo do tempo, não sendo necessária a remoção do ruído em determinados trechos do sinal. Assim, o primeiro passo do nosso algoritmo consiste em fazer uma análise do nível de ruído de sinal, cujo objetivo é classificar o ruído encontrado em cada batimento cardíaco do registro de ECG. O ruído é classificado em quatro grupos (JAGER et al., 1998): ruído grosseiro, ruído de

segmento ST, ruído de segmento PQ e mudança de linha de base (BLW, do inglês *Baseline Wander*).

O batimento é considerado com ruído grosseiro quando a amplitude pico-a-pico neste batimento (PPQRS) excede duas vezes a média de pico-a-pico de todo o ECG. A amplitude do batimento pico-a-pico é avaliada ao longo de uma janela temporal que vai de 120 ms antes do pico do complexo QRS (encontrado através de um algoritmo de detecção de QRS) até 320 ms após o pico do complexo QRS.

Para detectar a BLW, é utilizada uma janela que começa no pico do complexo QRS e termina 120 ms depois. A média de amplitude desta janela é calculada e chamada de STMED. Se o valor STMED em um batimento excede 400 uV da média dos STMEDs dos últimos dez batimentos, é detectado um BLW.

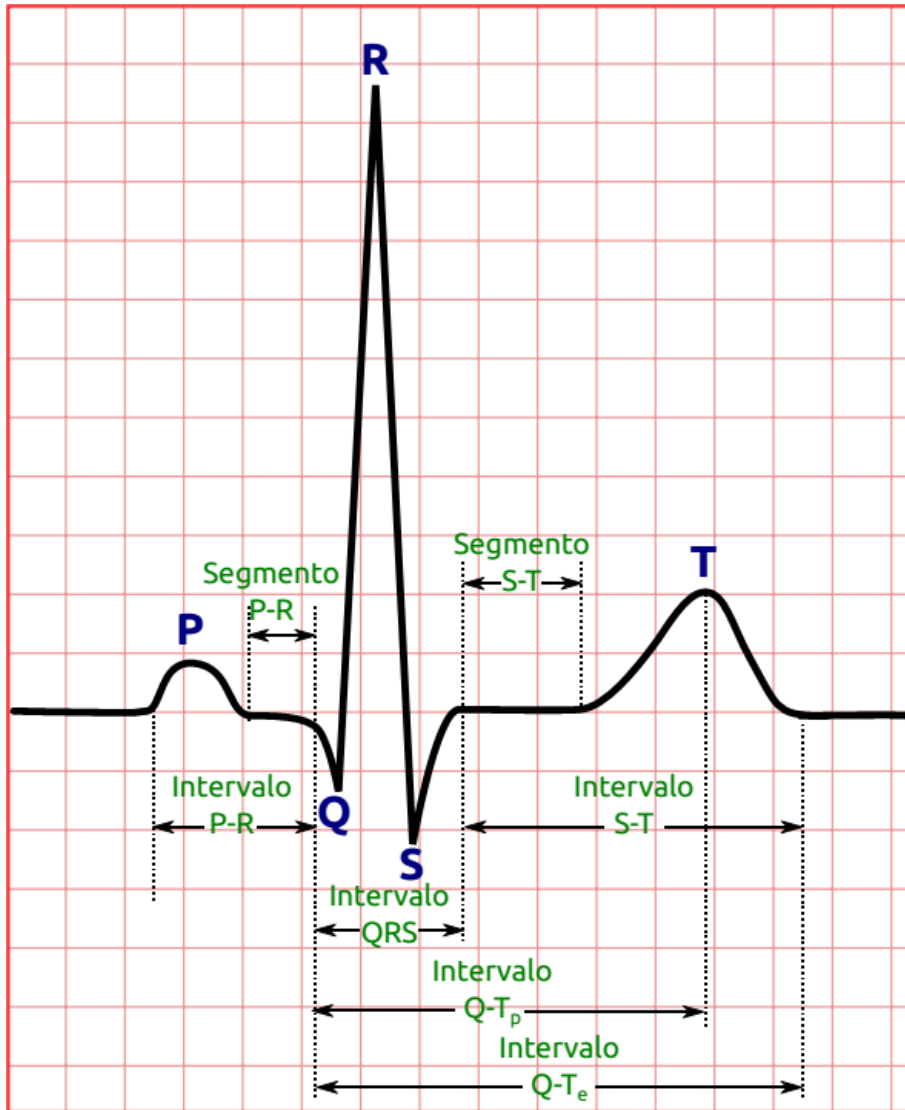


Figura 1 – O ECG e suas ondas.

O segmento PQ é definido como a região começando 120 ms antes do pico do complexo QRS e terminando 60 ms antes do pico do complexo QRS. O segmento ST, por sua vez, é encontrado através de uma janela temporal que vai de 60 ms após o pico do complexo QRS até 320 ms após este mesmo pico. A detecção de ruído nesses segmentos depende da soma do valor absoluto da derivada de cada região:

$$DIF = \sum_{n = \text{início do segmento}}^{\text{final do segmento}} | x[n] - x[n - 1] | \quad (1)$$

Assim, para o segmento PQ, se $DIF > 0,5 \times PPQRS_{\text{batimento}}$ há ruído significativo. Por outro lado, o ruído é detectado no segmento ST quando $DIF > 3 \times PPQRS_{\text{batimento}}$.

B) Decomposição de Modo Empírico

A técnica do modo empírico de decomposição, proposto por Huang et al. (1998), é uma nova abordagem para filtrar sinais biológicos. Na verdade, poucos trabalhos implementaram e testaram esta técnica até agora no problema da redução de ruído em sinais de ECG.

Assim, como outras técnicas como a Transformada Wavelet, o EMD consiste na decomposição do sinal em componentes que são ortogonais em frequência. Também vale a pena mencionar que esta técnica funciona com sinais não estacionários e não lineares, como sinais biológicos (VELASCO et al., 2008).

Essas componentes ortogonais são chamadas de funções de modo intrínseco (IMF, do inglês *Intrinsic Mode Function*). Se todas as IMFs de um sinal são somadas, incluindo o resíduo, que é o que resta do sinal após a remoção de todas as IMFs, o sinal original é recuperado.

O processo para obter as IMFs de um sinal é chamado processo de peneiração, o qual é descrito abaixo.

O primeiro passo para extrair uma IMF de um sinal é estimar uma função que envolve a parte superior do sinal utilizando a técnica de cubic spline. Esta função é chamada $env_{max}[n]$. Usando a mesma técnica, o envoltório da parte inferior do sinal, $env_{min}[n]$, é encontrado. Em seguida, calcula-se a média dos dois envoltórios:

$$m[n] = \frac{1}{2} (env_{max}[n] + env_{min}[n]). \quad (2)$$

Estas funções são mostradas na Figura 2, abaixo:

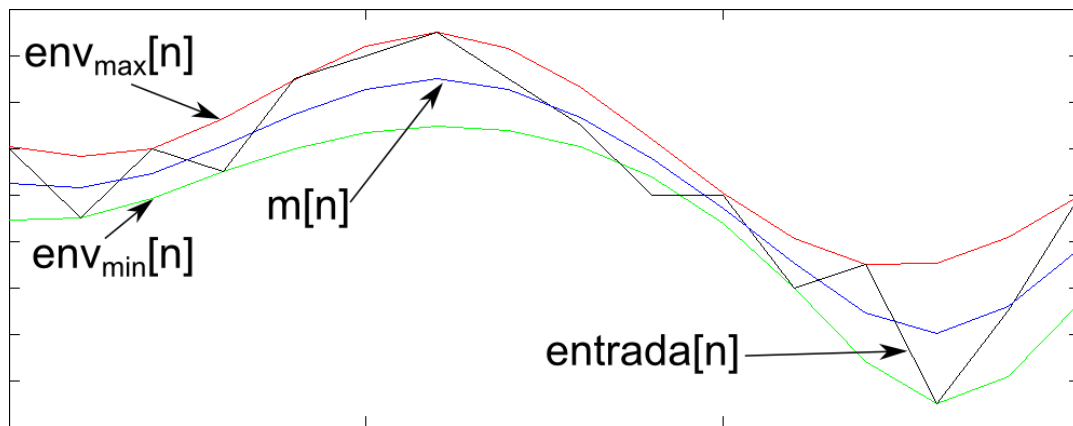


Figura 2. Exemplo do processo de peneiração.

A função $m[n]$ é subtraída do sinal de entrada, resultando no candidato a IMF:

$$h[n] = x[n] - m[n]. \quad (3)$$

O resultado desta operação (h) será uma IMF, se as seguintes condições forem verdadeiras: (i) o número de cruzamentos por zero e extremos (máximos e mínimos) devem diferir em, no máximo, um; e (ii) a média de $h[n]$ deve ser próxima de zero. Se as condições não são atingidas, o processo é repetido utilizando a função $h[n]$ previamente testada como novo sinal de entrada, até que uma IMF seja encontrada. A primeira IMF é o componente de maior frequência. Se a função é uma IMF, o processo é então repetido tendo como entrada o último sinal de entrada subtraído da IMF encontrada:

$$x_{novo}[n] = x_{anterior}[n] - h_{IMF}[n]. \quad (4)$$

Desta forma, várias IMFs são extraídas a partir do sinal. Cada IMF obtida corresponde a uma faixa de frequência, passando de alta a baixas frequências.

Finalmente, o processo para quando o sinal restante tem menos apenas um extremo. Este sinal é chamado resíduo e é, normalmente, o componente DC do sinal. Um exemplo de decomposição pode ser visto na Figura 3:

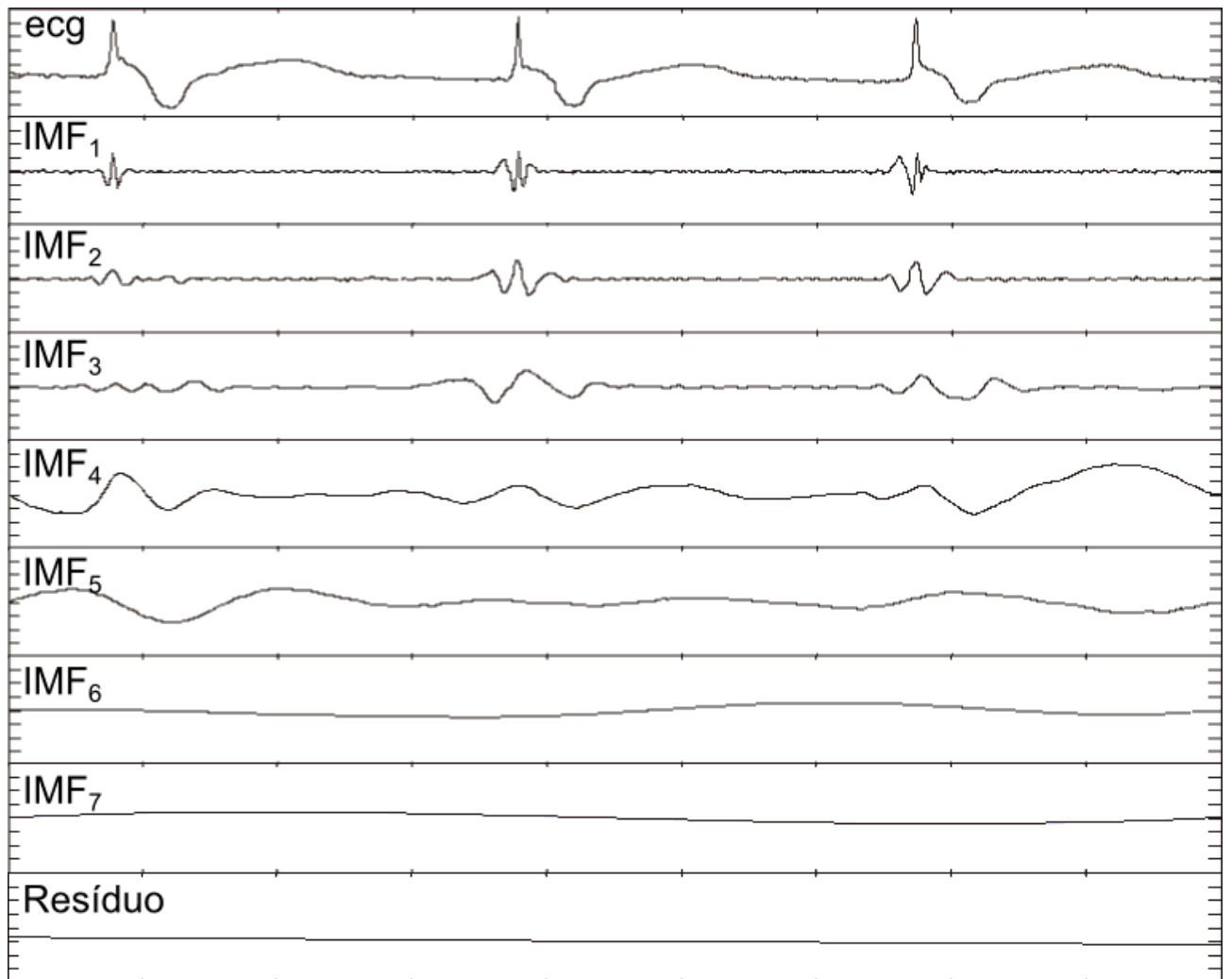


Figura 3. Exemplo de decomposição.

C) Fragmentação de Grandes Sinais em EMD

A decomposição de sinais longos com o método EMD requer um longo tempo de processamento. Este artigo trabalha, geralmente, com ECGs ambulatoriais com 30 minutos cada (que é o caso do banco de dados MIT-BIH). O longo tempo necessário

para decompor sinais longos ocorre porque o algoritmo tem de encontrar uma função que passe através de todos os valores máximos e outra que passe através de todos os valores mínimos. Portanto, quanto maior é o número de extremas no sinal, mais tempo é empregado para decompô-lo. A solução original aqui proposta consiste em dividir o sinal em blocos pequenos para serem processados. Desta forma, o tempo total gasto para processar o sinal é reduzido significativamente.

Em primeiro lugar, o número de amostras processadas de ECG é fixado em 2000. Em seguida, um conjunto de critérios é usado para avaliar as características do sinal no final de bloco atual e no início do bloco seguinte. O objetivo é encontrar uma transição isoeétrica entre os blocos, ou seja, a média de amplitude do segmento de transição não deve ser diferente da média de todo o bloco de mais de 50 mV:

$$| \text{média}(\text{segmento de transição}) - \text{média}(\text{bloco}) | < 50 \text{ mV}. (5)$$

Outra condição que deve ser verificada diz respeito à soma dos valores absolutos da derivada do segmento de transição, a qual deve ser menor do que 20 vezes a média dos valores absolutos da derivada de todo o bloco:

$$\text{diff}[n] = x[n] - x[n - 1]. (6)$$

segmento de transição

$$\sum | \text{diff}[n] |$$

$$< 20 \times \text{média}(| \text{diff}[n]_{\text{bloco}} |). (7)$$

O segmento de transição consiste em dez pontos ao final do bloco e dez pontos no início do bloco posterior. Se o segmento de transição escolhido não tem as condições necessárias, a região de transição é movida mais dez posições. Em seguida, as condições

são testadas novamente. Desta forma, a transição do segmento escolhido não será uma onda do ECG (complexo QRS, onda P ou onda T).

D) Remoção de Base *Wander* usando EMD

A mudança da linha de base (BW) é um artefato causado pela respiração ou movimento do paciente. ECGs com BW são difíceis de analisar, e o desempenho do *software* de análise automatizada é prejudicado. O algoritmo implementado para remoção BW baseia-se no trabalho de Velasco et al. (2008), que apresenta técnicas para filtrar ECGs usando EMD.

O BW é normalmente encontrado nas últimas componentes IMF do sinal (IMFs de menor frequência). No entanto, se as últimas IMFs fossem simplesmente removidas, o sinal ficaria deformado.

A solução proposta por Velasco et al. consiste em filtrar algumas IMFs de baixa frequência antes de somá-las novamente para reconstruir o sinal sem BW.

Em primeiro lugar, selecionam-se as componentes que serão filtradas. Para isso, cada IMF é filtrada por um filtro passa-baixas com a seguinte frequência de corte:

$$w_c = \frac{w_0}{M^{k-1}}, \quad (8)$$

onde M é uma constante que controla a frequência de corte entre diferentes IMFs ($M > 1$), k é o número da IMF (a IMF de menor frequência tem $k = 1$), e w_0 é a frequência de corte do primeiro IMF que é geralmente abaixo de 0,8 Hz.

Depois de filtrar todas as componentes IMF, o seguinte critério é utilizado: calcula-se a variância de cada componente IMF, começando pela IMF de menor frequência e seguindo para as de maiores frequências. Caso a variância de uma determinada IMF seja menor do que 10 (este valor de variância foi escolhido empiricamente para este banco de dados), para-se este processo. A IMF encontrada (de variância menor do que 10) e todas as outras de frequência menor do que ela serão

filtradas como descrito acima, antes de serem somadas às demais, que não serão filtradas:

$$x[n] = \sum IMFs_{filtradas} + \sum IMFs_{n\tilde{a}o\ filtradas}. \quad (9)$$

Com um elevado valor de M (Velasco et al. usa o $M = 20$), menos deformações são inseridas no sinal, embora a BW de frequências mais elevadas não sejam completamente removidas.

E) Remoção de ruídos de altas frequências usando EMD

Nesta seção, é descrito um algoritmo original para remover o ruído, cuja banda de frequência é maior do que a do BW. Este tipo de ruído é causado principalmente por eletromiograma e linhas de alimentação (50Hz ou 60 Hz).

Após decomposição do sinal utilizando EMD, algumas componentes selecionadas são processadas a fim de filtrar o ECG. A técnica é baseada em limiares.

Em primeiro lugar, deve ser decidido quais componentes IMF serão processadas. Para isso, considera-se o fato de que os ruídos de alta frequência têm média zero. Começando pela IMF de maior frequência, somam-se as componentes (em ordem decrescente de frequência), até que a média de amplitude do sinal resultante seja maior do que uma constante c_1 (c_1 utilizada foi de 0.7 mV). As componentes IMF escolhidas são as de frequência maior do que a que levou a média a superar c_1 .

$$m\acute{e}dia\left(\sum_{selecionadas} IMFs\right) < c_1. \quad (10)$$

Em seguida, as componentes IMF escolhidas são filtradas da seguinte maneira: todos os pontos cuja amplitude absoluta ultrapassa um determinado limiar thr são substituídos por amplitude zero. Dessa forma, apenas picos realmente significativos,

que devem compor as principais formas de onda do ECG, permanecem nas componentes processadas.

O limiar thr é calculado recursivamente através da seguinte fórmula:

$$thr = c_2 \times \max(|IMF|). \quad (11)$$

onde c_2 é um valor iniciado em 0,1, que é incrementado até que o número de pontos que ultrapassa thr seja menor do que 5 vezes o número de batimentos cardíacos do bloco analisado ou alcance o limite de 0,4.

Depois de processar as IMFs selecionadas, todas as IMFs (incluindo as não selecionadas) são somadas resultando no sinal filtrado.

É importante mencionar que o algoritmo proposto aqui é diferente do algoritmo de Velasco em diversos aspectos já sublinhados e apresenta algumas vantagens em relação à técnica de Velasco, as quais serão mostradas na seção de resultados.

F) Remoção de ruído utilizando a Transformada Wavelet

Os métodos baseados em Transformada Wavelet (TW) são o estado da arte para a remoção de ruído em sinais biológicos (SINGH et al., 2006), o que os torna uma referência para comparação com o novo método proposto neste trabalho.

O primeiro passo para filtrar um sinal de ECG utilizando a Transformada Wavelet é definir a função wavelet. Neste trabalho, a função wavelet utilizada é a Daubechies 8, que é a função com os melhores resultados para se decompor ECGs (SINGH et al., 2006). O sinal de ECG é então decomposto em 13 componentes ou escalas.

A técnica para remover a BW usando a TW consiste em:

- decompor o sinal usando a TW;
- retirar as componentes de frequências menores;

- reconstruir o sinal.

Com o sinal decomposto em 13 componentes, as últimas cinco componentes são removidas do sinal com o objetivo de remover a BW. Os resultados desta técnica podem ser observados na seção III.

Para remover os ruídos de altas frequências utilizando TW, um limiar é escolhido para cada componente wavelet, e cada ponto abaixo do limiar é substituído por zero, de modo análogo ao procedimento utilizado com o EMD. A técnica dos limiares escolhida foi o limite universal com limiares fixos. Para mais informações sobre a filtragem wavelet, veja o trabalho de Mallat (1998).

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Para averiguar o desempenho da remoção de ruído, realizamos análise quantitativa e qualitativa. Para a análise quantitativa, foi utilizado o monitor de ruído proposto para testar a eficácia de cada método. Por outro lado, a análise qualitativa é efetuada através de inspeção visual.

A. Resultados Quantitativos

Para avaliar os resultados, foi escolhido o registro 203 do banco do MIT-BIH, por possuir um sinal de ECG com elevado nível de ruído.

O algoritmo de monitoramento de ruído classifica cada ruído detectado em quatro grupos diferentes de ruído, como já explicado.

A Tabela I mostra o número de batimentos ruidosos de cada grupo detectados no registro 203 para cada método de filtragem. Pode-se observar que o método EMD é melhor do que a TW para remover o ruído nas regiões PQ e ST, uma vez que o número de batimentos ruidosos é menor. Neste caso, o EMD é melhor para remover o ruído de alta frequência. Por outro lado, a TW foi muito melhor para remover a BW, uma vez

que o número de batimentos ruidosos é zero, isto é, a BW foi completamente removida do registro.

Buscando um método que reúna o melhor de cada método, um algoritmo híbrido é proposto combinando os pontos fortes de cada técnica, isto é, a TW para remoção de BW e o EMD para a remoção de ruído de altas frequências. Os resultados do algoritmo híbrido também estão apresentados na Tabela I.

No que diz respeito aos batimentos com ruído grosseiro, pode-se observar que tanto a TW quanto o método híbrido aumentaram o número de batimentos com este tipo de ruído, resultado da deformação inserida no processo.

Vale ressaltar que o algoritmo de monitoramento do ruído é muito sensível, uma vez que são detectadas até mesmo pequenas perturbações. Assim, se o algoritmo insere deformações no sinal, o monitor de ruído as detectará.

Tabela I – Resultados dos algoritmos aplicados ao registro 203.

	Ruído Grosseiro	BW	PQ	ST
Não Processado	86	428	465	257
EMD	86	366	378	189
Wavelet	87	0	401	240
Híbrido	89	181	355	193

B. Resultados qualitativos

Os resultados obtidos pelo algoritmo de remoção de BW foram excelentes, como mostrado na Figura 4.

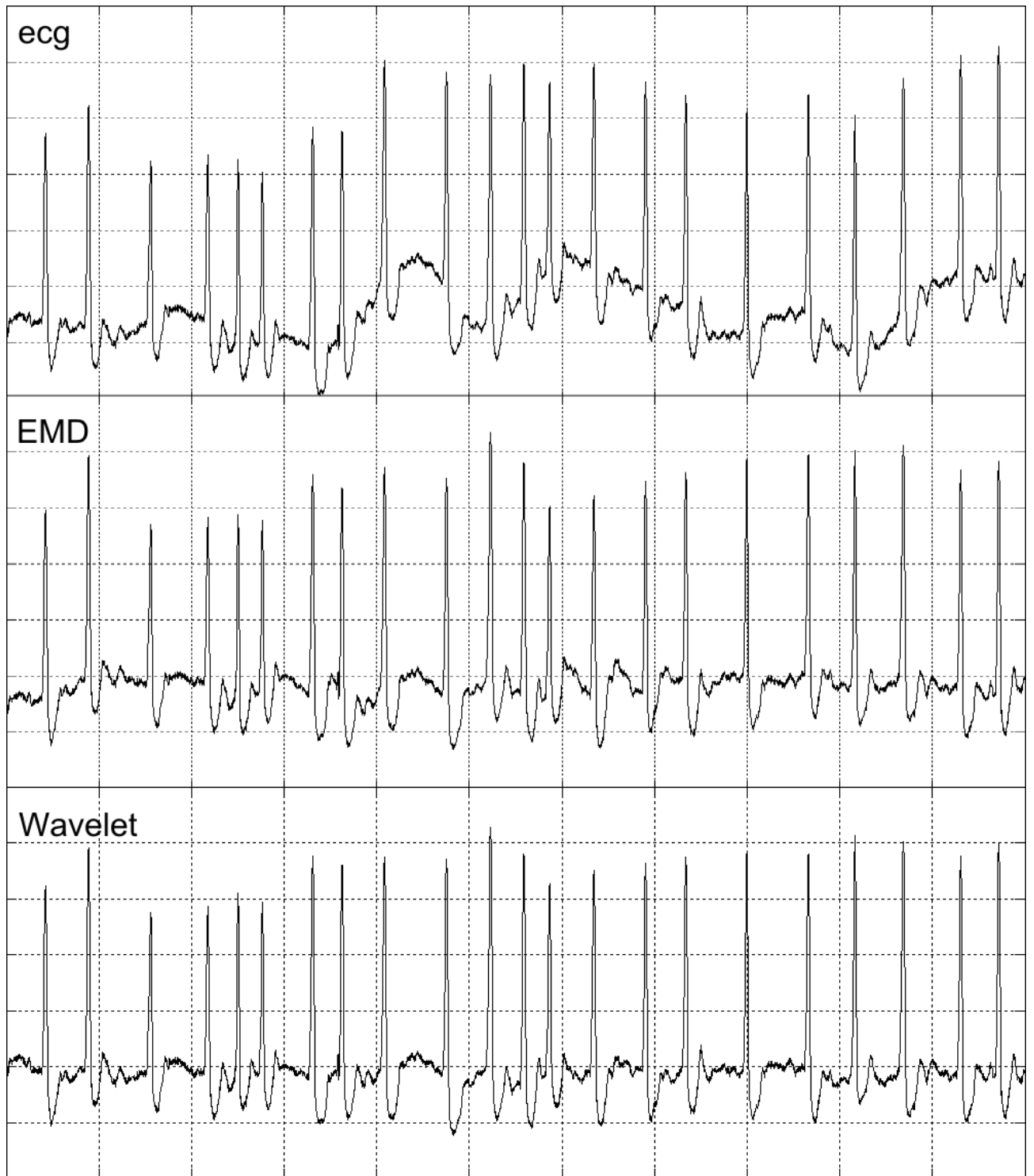


Figura 4. Resultado da remoção de mudanças de linha de base.

A remoção de BW foi bem sucedida, já que o algoritmo causa uma distorção muito pequena no sinal. Vale a pena mencionar que, quanto menor é a constante M usada, maiores são as chances de introduzir distorções no sinal. Os resultados do método baseado no EMD são visualmente próximos aos resultados do processamento usando a TW, embora ainda sejam um pouco inferiores (em alguns batimentos, o algoritmo baseado no EMD insere algumas elevações no sinal). Por outro lado, o EMD é um método novo e não está otimizado como os métodos baseados em TW, o que o torna um método promissor.

A originalidade deste trabalho está no algoritmo de remoção de ruído de alta frequência. O algoritmo de Velasco et al. (2008) depende da segmentação anterior do sinal, pois só funciona no segmento entre os complexos QRS. O método aqui apresentado, por sua vez, depende apenas do número de batimentos, cuja detecção é muito mais simples do que a segmentação do ECG.

O algoritmo para remover ruídos de alta frequência com base no método EMD apresentou melhores resultados do que o método baseado na TW como mostrado na Seção A. Além disso, foi observado que, em sinais com elevado nível de ruído, a técnica EMD apresenta melhores resultados do que o método de TW. A comparação visual entre os métodos pode ser observada na Figura 5.

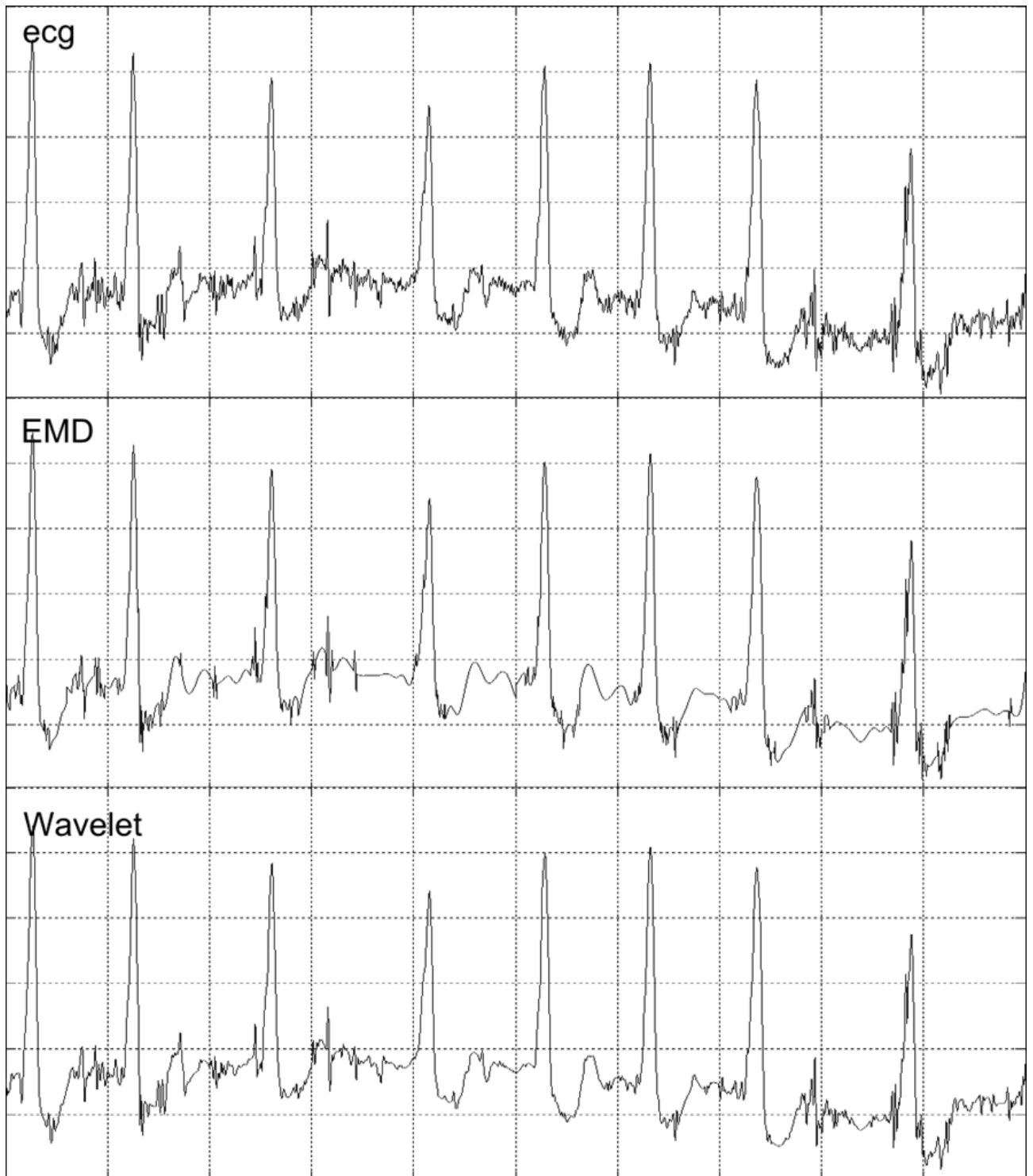


Figura 5. Resultados dos algoritmos de remoção de ruídos de altas frequências.

As principais vantagens na utilização do método EMD estão na simplicidade de implementação e na capacidade de se trabalhar com as componentes no domínio do tempo, que podem ser utilizadas para analisar os significados físicos dos componentes, ao contrário da TW, que leva os sinais para outro domínio.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho apresentou um novo método para a filtragem do sinal ECG, chamado decomposição de modo empírico (EMD), originalmente proposto em Huang et al. (1998). O EMD é um método promissor, que pode ser aplicado para a remoção de ruído de baixa frequência ou ruído de alta frequência.

No entanto, algumas melhorias ainda são necessárias, a fim de tornar a EMD uma escolha principal para a filtragem de ECGs. É por isso que este trabalho propõe uma contribuição original sobre o EMD, a fim de melhorar o desempenho do EMD para a remoção de ruídos de alta frequência.

Os resultados obtidos com o método EMD em sinais ECG reais selecionados a partir da base de dados MIT-BIH foram comparáveis aos resultados usando o método de remoção de ruído por meio de Transformada Wavelet. O EMD apresentou melhores resultados para a remoção de ruídos de alta frequência, enquanto a Transformada Wavelet foi um pouco melhor para BW. Assim, foi possível combinar os pontos fortes de cada método em um algoritmo híbrido, a fim de alcançar melhores resultados na remoção de ruído.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao CNPq pelo suporte financeiro à pesquisa.

REFERÊNCIAS

FRIESEN, G.M. et al. Comparison of the noise sensitivity of nine QRS detection algorithms. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, Vol. 37, n°. 1, Jan. 1990.

RANGARAJ, M. Rangayyan, **Biomedical signal analysis: A case-study approach**. EMB, 2002.

GOLDBERGER, A.L. et al. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a new research resource for complex physiologic signals. **Circulation**, 101(23):e215-e220 [Circulation Electronic Pages; <http://circ.ahajournals.org/cgi/content/full/101/23/e215>]; 2000 (June 13).

JAGER, F. et al. Analysis of transient ST segment changes during ambulatory monitoring using the Karhunen–Loève. **Comput. Biomed. Res**, 31 (5) (1998) 305-322.

HUANG, N. E. et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. **Proc. R. Soc. Lond, A**, v. 454, p. 903-995, 1998.

VELASCO, M. B. et al. ECG signal denoising and baselinewander correction based on the empirical mode decomposition. **Computers in Biology and Medicine.**, n. 38, p. 1-13, 2008.

SINGH, B. N. et al. Optimal selection of wavelet basis function applied to ECG signal denoising. **Digital Signal Processing**, n. 16, p. 275-287, 2006.

MALLAT, S. **A Wavelet Tour of Signal Processing**. San Diego: Academic Press, 1998.