



Universidade Federal de Uberlândia
Faculdade de Engenharia Elétrica
Graduação em Engenharia Biomédica

CAIO TONUS RIBEIRO

**Comparação dos filtros ICA, passa-alta e Wavelet, aplicados
em sinal EMG contaminado por sinal ECG**

Uberlândia
2020

CAIO TONUS RIBEIRO

**Comparação dos filtros ICA, passa-alta e Wavelet, aplicados
em sinal EMG contaminado por sinal ECG**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado
ao curso de Engenharia Biomédica da
Universidade Federal de Uberlândia como
requisito parcial para obtenção do título de
bacharel em Engenharia Biomédica.

Orientador: Adriano Alves Pereira

Uberlândia

2020

CAIO TONUS RIBEIRO

Comparação dos filtros ICA, passa-alta e Wavelet, aplicados
em sinal EMG contaminado por sinal ECG

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado
ao curso de Engenharia Biomédica da
Universidade Federal de Uberlândia como
requisito parcial para obtenção do título de
bacharel em Engenharia Biomédica.

Uberlândia, 2020

Banca examinadora:

Prof. Dr. Adriano Alves Pereira – Universidade Federal de Uberlândia (UFU)

Prof. Dr. Adriano de Oliveira Andrade – Universidade Federal de Uberlândia (UFU)

Profa. Dra. Selma Terezinha Milagre – Universidade Federal de Uberlândia (UFU)

Dedico este trabalho à minha família, aos meus amigos, à minha companheira Mariana e ao meu filho Miguel. Sem vocês, eu honestamente não sei como chegaria até aqui.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, devo agradecer aos meus pais, Mirna e Marlon, que sempre lutaram para que eu tivesse todas as oportunidades possíveis no decorrer de minha vida, independentemente da situação que nos encontrássemos. Gostaria de agradecer por nunca desistirem de mim, por toda a paciência e carinho. É, em boa parte, graças a vocês que sou o homem que sou hoje. Ao meu irmão por estar sempre torcendo por mim.

Um muito obrigado à minha companheira, Mariana Dias Brito que, fosse me fazendo rir, fosse por meio de conversas sérias, foi indispensável para que eu concluísse o curso, sempre me incentivando e ajudando, especialmente nos momentos de dificuldade. Da mesma forma, agradeço ao meu filho, Miguel – o melhor presente que a vida me deu – por me incentivar a me tornar um homem melhor a cada dia.

Não poderia deixar de agradecer aos meus avós Juvenal (*in memoriam*) e Neusa por cuidarem de mim boa parte de minha vida, e por me permitirem cuidar deles nos últimos anos.

Gostaria também de agradecer aos meus professores que, por meio de dicas, paciência – e um pouco de bronca –, me ajudaram muito nos últimos períodos, em especial aos professores Adriano Alves, Adriano Andrade, Alcimar Barbosa, Ana Cláudia, Selma Terezinha e Sérgio Ricardo, sem os quais, com toda sua preocupação e ajuda em momentos complicados de minha vida pessoal, eu não conseguiria chegar até aqui.

Agradeço a todos meus amigos que sempre estiveram ao meu lado, fosse na diversão ou em momentos sérios.

Eu sinceramente agradeço a todos vocês do fundo do meu coração.

Muito obrigado.

RESUMO

Introdução e revisão bibliográfica: A eletromiografia de superfície representa o somatório dos potenciais de ação que viajam pelas membranas dos músculos, detectados por meio de um eletrodo de superfície. Por se tratar de um método de aquisição de sinais biomédicos, ele está sujeito a diversas interferências, como movimentação dos cabos, ruído da rede elétrica, atividade motora de músculos diferentes do ponto de detecção, problemas na interface pele-eletrodo e ruído proveniente do sinal eletrocardiográfico – neste caso, em captações próximas à região torácica, mais perto do coração. Este último é o que apresenta maiores dificuldades de remoção por emitir um sinal que possui forma complexa e cujo espectro de frequência se encontra na mesma faixa que o eletromiograma. A fim de remover este complexo ruído, diversas abordagens foram sugeridas na literatura, como amostragem adaptativa, subtração por template, filtragem adaptativa, análise de componentes independentes (ICA), wavelets ou filtro passa-alta; o foco deste trabalho é nas últimas 3 metodologias, utilizando a linguagem R no software RStudio. **Metodologia:** Sinais eletromiográficos e eletrocardiográficos sintéticos foram criados por meio das bibliotecas presentes neste software a fim de utilizar os métodos de filtragem. Os sinais de saída de cada um dos procedimentos foram então comparados com o sinal eletromiográfico sintético produzido a fim de verificar o quanto bem ocorreu a filtragem. Os parâmetros de comparação utilizados foram o erro quadrático médio, a correlação de formas de onda, a similaridade espectral, a frequência mediana e a frequência média. O sinal EMG foi contaminado então com o sinal eletrocardiográfico a fim de simular uma eletromiografia de superfície com ruído ECG. A ICA foi utilizada de duas formas: uma utilizando um sinal eletromiográfico contaminado e o ruído eletrocardiográfico como entrada, e outra utilizando dois eletromiogramas sintéticos distintos como entrada. **Resultados:** Entre os métodos apresentados, destacou-se a ICA utilizando o sinal eletrocardiográfico como referência, pois fez uma remoção quase completa do ruído. Entre os métodos que não utilizam o ruído como referência, destacou-se a filtragem por uso de wavelets, especialmente as Daubechies 10 com a abordagem “op1”, apresentando valores que mais se aproximaram dos valores do eletromiograma sintético sem ruído. Em contrapartida, a metodologia que apresentou piores resultados foi utilizando dois sinais eletromiográficos sintéticos distintos, ambos com o ruído ECG, na entrada da ICA, pois ela não fez uma boa separação entre o ruído e o sinal, apresentando parâmetros mais distantes do esperado comparado com os outros métodos.

Palavras-chave: Filtragem. EMG. ICA. ECG. Wavelet. Passa-alta.

ABSTRACT

Introduction and bibliographical review: Surface electromyography represents the summation of action potentials that travels along muscles membranes, detected by a surface electrode. Due to it being a method of biomedical signals acquisition, it's subjected to several interferences, such as cable movement, power line noise, motor activity of muscles that differ from the detection point, problems on the skin-electrode interface and noise from the electrocardiographic signal – in this case, on acquisitions near the thoracic region, closer to the heart. The last one presents the biggest removal difficulties because it emits a signal of a complex shape and which frequency spectrum is in the same range as the electromyogram. In order to remove this complex noise, several approaches were suggested in literature, such as adaptative sampling, subtraction by a template, adaptative filtering, independent component analysis (ICA), wavelets or high-pass filter; the focus of this paper is the last 3 methodologies, using the R language on RStudio software. **Methodology:** Synthetic electromyographic and electrocardiographic signals were created using libraries present on this software in order to use the filtering methods. The output signals of each procedure were then compared with the produced synthetic electromyographic signal to check how good the filtration was. The comparison parameters used were the root medium square error, spacial correlation, spectral similarity, median frequency and mean frequency. The EMG signal was then contaminated with the electrocardiographic signal to simulate a surface electromyography with ECG noise. The ICA was used in two ways: one using both the contaminated electromyographic signal and the electrocardiographic noise as input, the other was using two distinct synthetic electromyographic signals as input. **Results:** Among the presented methods, stood out the ICA with the electrocardiographic noise as reference, because it removed the noise almost completely. Among the methods that didn't use the noise as reference, stood out the method using wavelets, specially Daubechies 10 with the "op1" approach, presenting values closest to the ones of the synthetic noise-free electromyogram. In contrast, the methodology that showed the worst results was using two distinct synthetic electromyographic signals, both with the ECG noise, as input for the ICA, because it didn't make a good separation of the noise and the signal, presenting parameters that differ the most from the expected compared to the other methods.

Keywords: Filtering. EMG. ICA. ECG. Wavelet. High-pass.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figuras

Figura 1. Diagrama de blocos da metodologia utilizada	21
Figura 2. Formato de onda de cada família escolhida (Db10 e C5)	26
Figura 3. Sinal eletromiográfico sintético (EMGsint)	29
Figura 4. EMGsint após passar pela filtragem entre 5 Hz e 200 Hz (EMGf)	30
Figura 5. Espectro de frequência de EMGf	30
Figura 6. ECG da biblioteca “wavelets” (ECGa)	31
Figura 7. ECGa após passar por um redimensionamento (ECGr)	31
Figura 8. Espectros de ECGa e ECGr	32
Figura 9. ECGr após passar por uma filtragem entre 20 Hz e 90 Hz (ECGf)	33
Figura 10. Espectro de frequência de ECGf.....	33
Figura 11. EMGf normalizado	34
Figura 12. EMGf contaminado por ECGf (EMGc)	34
Figura 13. Similaridade entre EMGf e EMGc	35
Figura 14. ECGica estimado, calculado para este método	36
Figura 15. Entradas e saídas da ICA com ECGf de referência	37
Figura 16. Similaridade entre EMGf e EMGt	37
Figura 17. Entradas e saídas da ICA sem ECGf de referência	38
Figura 18. Sobreposição de EMGf e EMGica	39
Figura 19. Similaridade entre EMGf e EMGica	39
Figura 20. Sobreposição de EMGc, saída da wavelet e ECGf	41
Figura 21. EMGwco, sobreposição de EMGf e EMGwco e a similaridade entre EMGf e EMGwco	42
Figura 22. Sobreposição de EMGc, saída da wavelet e ECGf	43
Figura 23. EMGwcm, sobreposição de EMGf e EMGwcm e a similaridade entre EMGf e EMGwcm	44
Figura 24. Sobreposição de EMGc, saída da wavelet e ECGf	45
Figura 25. EMGwdo, sobreposição de EMGf e EMGwdo e a similaridade entre EMGf e EMGwdo	46
Figura 26. Sobreposição de EMGc, saída da wavelet e ECGf	47
Figura 27. EMGwdm, sobreposição de EMGf e EMGwdm e a similaridade entre EMGf e EMGwdm	48

Figura 28. Sobreposição de EMGf e EMGpa	49
Figura 29. Similaridade entre EMGf e EMGpa	49

Gráficos

Gráfico 1. RMSE em relação a EMGf	50
Gráfico 2. Correlação dos sinais com EMGf	51
Gráfico 3. Similaridade espectral entre os sinais e EMGf	52
Gráfico 4. Frequências medianas dos sinais	53
Gráfico 5. Frequências médias dos sinais	53

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AS – Sinoatrial

AV – Átrio-ventricular

CMS – *Combined Measured Signal*

DC – *Direct Current*

DWT – *Discrete Wavelet Transform*

ECG – Eletrocardiograma, Eletrocardiografia ou Eletrocardiográfico

ECGa – Dados de ECG da biblioteca “wavelets”

ECGf – ECGr após passar por filtragem

ECGica – ECG obtido pela filtragem de EMGf utilizando passa-banda e suavização

ECGr – ECGa após ser redimensionado

ECGt – ECG após a ICA com referência

EMG – Eletromiograma, Eletromiografia ou Eletromiográfico

EMGc – EMGf contaminado por ECGf

EMGf – EMGsint após passar por filtragem

EMGica – Sinal eletromiográfico da saída da ICA entre EMGf e ECGica

EMGpa – EMG final obtido ao fim da filtragem via filtro passa-alta

EMGsint – EMG sintético produzido

EMGt – EMG após a ICA com referência

EMGwcm – EMG final obtido ao fim da filtragem utilizando wavelets Coiflets 5 – manual

EMGwco – EMG final obtido ao fim da filtragem utilizando wavelets Coiflets 5 – “op1”

EMGwdm – EMG final obtido ao fim da filtragem utilizando wavelets Daubechies 10 – manual

EMGwdo – EMG final obtido ao fim da filtragem utilizando wavelets Daubechies 10 – “op1”

Hz – Hertz

ICA – *Independent Component Analysis*

kHz – Kilo-Hertz (1000 Hz)

MTP – *Modified Turning Point*

mV – Mili-Volt

PA – Potencial de ação

PAUM – Potencial de Ação da Unidade Motora

PQRST – Completo que envolve todo o processo de batimento cardíaco

QRS – Complexo de onda típico de um ECG

RLS – *Recursive Least Squares*

RMS – *Root Mean Square*

RMSE – Erro quadrático médio

RRMC – Razão de Rejeição de Modo Comum

T – Onda característica de um ECG

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	12
1.1	Objetivo Geral	14
1.2	Objetivos Específicos	14
1.3	Desenvolvimento do trabalho	15
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	16
2.1	Origem dos sinais EMG e ECG	16
2.1.1	<i>Sinais EMG</i>	16
2.1.2	<i>Sinais ECG</i>	16
2.2	Captação do sinal EMG	17
2.3	Tipos de ruídos no sinal EMG	17
2.4	Técnicas de filtragem do sinal EMG contaminado com sinal ECG	18
3	METODOLOGIA	21
3.1	Software utilizado	21
3.2	Criação e condicionamento de um sinal EMG sintético	21
3.3	Criação e condicionamento de um sinal ECG sintético	22
3.4	“Contaminar” o sinal EMGf com ECGf	23
3.5	Filtragem do sinal EMGc por meio de ICA	23
3.6	Filtragem de EMGc por meio de wavelets	24
3.7	Filtragem do sinal EMGc com filtro passa-alta Butterworth	26
3.8	Desempenho da filtragem	27
3.9	Histórico da metodologia	28
4	RESULTADOS	29
4.1	Sinais sintéticos	29
4.2	EMGc e ECGf como parâmetros de entrada da ICA	36
4.3	EMGc e ECGica como parâmetros de entrada da ICA	38
4.4	Filtragem de EMGc via Wavelets	40
4.4.1	<i>Coiflets 5</i>	40
4.4.1.1	Abordagem “op1”	41
4.4.1.2	Abordagem “manual”	43
4.4.2	<i>Daubechies 10</i>	45
4.4.2.1	Abordagem “op1”	45
4.4.2.2	Abordagem “manual”	47

4.5	Filtragem de EMGc via filtro passa-alta	48
4.6	Análise dos procedimentos de filtragem	50
5	DISCUSSÃO	55
6	CONCLUSÃO	57
	REFERÊNCIAS	58

1 INTRODUÇÃO

O sinal de eletromiografia (EMG) é a manifestação elétrica de um músculo em contração. A contração é originada a partir de potenciais de ação e a eletromiografia (EMG) de superfície detecta a superposição de vários potenciais de ação da unidade motora (PAUM), que estão localizados na região subcutânea do posicionamento dos eletrodos de detecção. O sinal da EMG fornece informações valiosas relacionadas à função motora periférica e central (LU et al., 2009; ZHANG; ZHOU, 2013).

A eletromiografia fornece informações importantes que podem ser utilizadas para o diagnóstico de alguma disfunção neuromuscular, podendo determinar o que está causando a falta de movimentos ou movimentos involuntários em determinada região, facilitando no tratamento desta disfunção – caso seja possível. Uma das condições que pode ser tanto detectada quanto tratada utilizando a eletromiografia é o bruxismo, onde, por meio de eletrodos posicionados no músculo masseter, é possível, utilizando a técnica do biofeedback, condicionar a pessoa afetada pela condição a evitar tensionar este músculo, amenizando os impactos causados por esta parafunção.

A EMG tem aplicações também no campo dos esportes, mais especificamente para avaliar desempenho e fadiga muscular. Fazendo uma análise eletromiográfica de músculos que são utilizados para determinado esporte, é possível verificar se a pessoa examinada está utilizando seu músculo ou grupo muscular da forma mais otimizada possível, por meio de uma análise dos aspectos de frequência do EMG, assim como detectar alguma fadiga (MASSÓ et al., 2010).

Ela pode ser utilizada também no campo da fisioterapia, verificando a progressão do funcionamento muscular da pessoa caso ela esteja passando por algum procedimento de reabilitação.

Contudo, os sinais eletromiográficos, normalmente, são contaminados por ruídos e um sinal limpo é imperativo para a análise e interpretação dos dados, pois caso haja muita contaminação, isto pode comprometer o processamento deste sinal EMG. O tratamento do ruído é um desafio, pois ainda é comum haver situações em que a relação sinal/ruído é baixa (ANDRADE et al., 2006; ZHANG; ZHOU, 2013).

Existem várias fontes de ruído que podem contaminar o sinal EMG, tais como o hardware utilizado para amplificação e digitalização (ruído térmico), movimento do cabo, ruído da rede elétrica, atividade motora de músculos diferentes do ponto de detecção, interface pele-eletrodo (ruído eletroquímico) e ruído proveniente do sinal eletrocardiográfico (ECG).

Especificamente, o ruído proveniente do sinal ECG é muito comum na aquisição de sinais na região do tronco (ANDRADE et al., 2006; DE LUCA et al., 2010).

A captação de sinais eletromiográficos da região do tronco pode fornecer informações valiosas sobre o funcionamento muscular durante o controle da postura (WILLIGENBURG et al., 2012) ou até sobre as capacidades respiratórias do indivíduo via análise do eletromiograma (EMG) do diafragma (BARTOLO et al., 1996). O grande problema enfrentado na captação destes sinais é a proximidade do coração (origem do sinal ECG) a suas áreas de captura – nas regiões torácicas dorsal e ventral –, que pode comprometer a análise do EMG tanto no domínio do tempo como no domínio da frequência (BUTLER et al., 2009) por adicionar componentes que não são de interesse nestes domínios, podendo levar a conclusões equivocadas.

Por, visualmente, ser possível notar a presença do sinal ECG na captura de um EMG, talvez se induza a pensar que pode ser prático retirar esse sinal ruidoso, especialmente por sua característica periódica. Entretanto, por ambos sinais possuírem espectros de frequência que se sobrepõem, essa tarefa não é tão simples quanto possa parecer devido à forma de onda complexa do eletrocardiograma (ECG), que consiste de uma distribuição espectral em uma larga banda de frequência.

A fim de reduzir esses ruídos, pode-se fazer uso da instrumentação adequada, como por exemplo utilizando eletrodos de prata/cloreto de prata (Ag/AgCl) a fim de reduzir o nível DC gerado na interface pele-eletrodo (SALMAN et al., 2012). Vale ressaltar que um bom posicionamento do eletrodo, no meio da fibra muscular de interesse, é indispensável para reduzir ruídos. Esses eletrodos podem ser invasivos ou não-invasivos, sendo que neste caso é o que se trata da eletromiografia de superfície. Apesar de os não-invasivos não conseguirem focar em apenas uma fibra ou músculo, devido ao seu tamanho e posicionamento, eles podem fornecer informações sobre o funcionamento muscular de toda uma região. Em contrapartida, um eletrodo invasivo pode captar informações de algum músculo específico, em detrimento de obter informações de áreas que circundam aquele tecido muscular.

Tratando-se da amplificação do sinal – pois o sinal eletromiográfico tem uma amplitude muito pequena – pode ser utilizado um amplificador de instrumentação, um tipo específico de amplificador que possui altíssima razão de rejeição de modo comum, isto é, ele reduz consideravelmente sinais (normalmente ruídos) que possam ser comuns às suas entradas (SALMAN et al., 2012). Referente ao ruído da rede elétrica, presente majoritariamente em torno de 60 Hz, pode ser evitado utilizando algum tipo de bateria para alimentar o circuito utilizado, assim como evitar pontas que possam se tornar antenas para este tipo de ruído.

Caso, mesmo utilizando a instrumentação adequada, ainda haja uma alta presença de ruídos, pode ser necessário o uso de metodologias computacionais a fim de atenuá-los.

Diversas metodologias podem ser abordadas a fim de solucionar o problema do ruído proveniente do sinal ECG, de preferência utilizando um sinal ECG de referência, pois facilita no processo de filtragem. Em grande parte das abordagens, o ruído é reduzido, mas, simultaneamente, o sinal da eletromiografia também é atenuado. Assim, ainda permanece o desafio da redução do ruído sem distorcer o sinal EMG (ZHANG; ZHOU, 2013).

Dentre os métodos de filtragem que fazem uso de um sinal eletrocardiográfico como referência se destacam a filtragem por subtração de um template de ECG (ABBASPOUR; FALLAH, 2014; BARTOLO et al., 1996; ZHOU; KUIKEN, 2006), a filtragem adaptativa utilizando algoritmo de quadrados mínimos recursivos, ou RLS (LU et al., 2009; ORTEGA et al., 2017; SULAS et al., 2018), e a amostragem adaptativa (AMINIAN et al., 1988).

O propósito deste trabalho é fazer a análise especialmente entre metodologias que não utilizem um sinal ECG de referência, pois nem sempre ele é captado juntamente com o EMG, dificultando – ou até impossibilitando – o uso das análises anteriores. As técnicas abordadas, exploradas e utilizadas são: a filtragem por meio de ICA, do inglês *Independent Component Analysis* (CICHOCKI; AMARI, 2002; HYVÄRINEN et al., 2001), que será abordada tanto utilizando um sinal ECG de referência quanto não utilizando-o, a fim de verificar o quão precisa é esta ferramenta na remoção de ruído ECG de um EMG de superfície caso não haja o sinal eletrocardiográfico de referência; a filtragem utilizando wavelets (AQIL et al., 2017; GANG et al., 2015; GRADOLEWSKI et al., 2015; WANG et al., 2019); e a filtragem utilizando filtro passa-alta de 30 Hz (DRAKE; CALLAGHAN, 2006; REDFERN et al., 1993). Assim como diversos trabalhos que fazem análises entre procedimentos de filtragem, o foco está em remover um ruído ECG de um sinal EMG de superfície.

1.1 Objetivo Geral

Comparar os métodos de filtragem ICA, Passa-alta e wavelet nos domínios do tempo e da frequência na remoção de ruído ECG de um EMG de superfície quando não há sinal ECG de referência.

1.2 Objetivos específicos

- Gerar sinais sintéticos de EMG e ECG;

- Correlacionar os resultados das técnicas de filtragem em relação às suas formas de onda;
- Calcular a similaridade espectral entre os resultados dos métodos de filtragem e o sinal EMG inicial esperado;
- Calcular o erro quadrático médio (RMSE) entre os sinais de saída dos procedimentos de filtragem e o sinal EMG inicial esperado;
- Comparar os resultados do sinal filtrado e do sinal limpo em relação às frequências média e mediana.

1.3 Desenvolvimento do trabalho

A fim de alcançar os objetivos propostos, foram adotadas estratégias que envolveram pesquisa bibliográfica e procedimentos metodológicos referentes a filtragem de sinais eletromiográficos, relatados em cinco capítulos assim organizados:

- Capítulo 1: Este capítulo introdutório apresenta conceitos básicos sobre sinais biomédicos, especialmente sobre o EMG, e os problemas envolvidos em sua captura, em especial em regiões próximas ao coração, bem como os objetivos e a organização da monografia.
- Capítulo 2: Apresenta o resultado da busca feita na literatura especializada a partir de bancos de dados digitais com foco em trabalhos que abordassem procedimentos de filtragem de sinal ECG de um sinal EMG, assim como suas origens. Os principais tipos de filtragem encontrados são utilizando ICA, filtro passa-alta, wavelets, subtração de template, amostragem adaptativa, entre outros.
- Capítulo 3: Descreve a metodologia utilizada a fim de atingir os objetivos propostos com detalhamento passo-a-passo de cada um dos procedimentos de filtragem de sinais e sua formulação.
- Capítulo 4: São apresentados, sob formas gráficas, os resultados encontrados a partir das metodologias apresentadas no capítulo anterior, bem como a discussão de cada um desses resultados.
- Capítulo 5: Sintetiza os resultados obtidos no decorrer do trabalho e apresenta possibilidades não contempladas nesta monografia que possam ser abordadas em um trabalho futuro.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Origem dos sinais de EMG e ECG

2.1.1 Sinais EMG

Sinais biomédicos são sinais elétricos captados de alguma estrutura ou órgão do corpo a fim de analisar seu comportamento. Uma dessas estruturas é o músculo, do qual é captado o sinal eletromiográfico (EMG) de superfície. Esse sinal eletromiográfico é, essencialmente, a soma dos potenciais de ação (PA) de diversas fibras durante uma contração muscular, que irá causar um fluxo iônico no músculo, sendo captado por um eletrodo (de preferência, que seja de prata/cloreto de prata) e, por meio de reações de oxidação e redução entre este e a pele, transformam este sinal iônico em um sinal elétrico que pode ser utilizado na prática.

O potencial de ação consiste na rápida inversão da polaridade da membrana celular de uma estrutura corporal (despolarização) que viaja por toda essa membrana, propagando este potencial adiante. Após um tempo, a membrana se repolariza, voltando ao seu estado inicial, permitindo que ela possa sofrer uma nova despolarização. A fim de iniciar um processo de contração muscular, um PA advém do neurônio motor, atingindo as placas motoras, e, por processos eletroquímicos, causa uma despolarização na membrana da fibra muscular. O conjunto de um neurônio motor e todas as placas motoras que ele inerva é denominado de unidade motora. Após propagar-se pela fibra, o PA penetra em seu interior, fazendo com que o retículo sarcoplasmático desta fibra libere íons de cálcio para as miofibrilas. Essas miofibrilas são compostas por uma parte móvel – a actina – e uma parte fixa – a miosina. Os íons de cálcio causam uma mudança estrutural na miosina, fazendo com que ela se prenda na actina, causando um deslizamento da actina sobre a miosina, encurtando as fibras. Vale lembrar que esse processo de contração envolve gasto energético. Assim, a contração acaba após um tempo, com a miosina soltando a actina, relaxando a fibra muscular.

2.1.2 Sinais ECG

Da mesma forma que no EMG, o que será captado no ECG são as atividades elétricas de despolarização e repolarização – o potencial de ação viajando – nas fibras musculares cardíacas. O que difere o coração de outros músculos é que, nele, há a presença de um marca-passo natural responsável pela ritmicidade: o nódulo sinoatrial ou nódulo sinusal (AS).

A contração cardíaca começa pelo nódulo AS (BECKER, 2006), que se encontra no átrio direito, fazendo com que ocorra a contração dos átrios direito e esquerdo por meio do potencial de ação como já explicado anteriormente, “empurrando” o sangue para os ventrículos – isto dá origem à onda P do sinal ECG. O potencial de ação viaja então até o nódulo átrio-ventricular (AV) e, chegando a ele, este PA viaja rapidamente para os ventrículos por meio do feixe de Hiss, causando uma rápida despolarização ventricular a fim de enviar o sangue para os pulmões, dando origem ao complexo QRS. A subsequente repolarização ventricular caracteriza a onda T. Logo, o que compõe o processo de contração cardíaca é todo o complexo PQRS.

2.2 Captação do sinal EMG

Um eletrodo de superfície não irá captar apenas o sinal de cada uma das fibras musculares, e sim de várias fibras, dando origem ao sinal eletromiográfico. Esse sinal possui amplitude típica de 0 a 10 mV pico-a-pico, energia útil na faixa de frequência entre 0 e 500 Hz, com sua energia dominante estando na faixa de frequência entre 50 Hz e 150 Hz (BARROS, 2005; FREITAS, 2018; REAZ; HUSSAIN; MOHD-YASIN, 2006). Por se tratar de um sinal com amplitude muito baixa, comumente são utilizados amplificadores de instrumentação e amplificadores operacionais, a fim de ajustar sua amplitude ao sistema de conversão de dados. O circuito típico de captação de um sinal de atividade eletromiográfica consiste de um amplificador de instrumentação de ganhos precisos e alta razão de rejeição de modo comum (RRMC), seguido de um filtro passa-alta passivo de 1 Hz a fim de eliminar qualquer nível DC indesejado que possa estar presente. Após isto, é feita a amplificação e a filtragem (entre 10 Hz e 500 Hz, normalmente, de acordo com o SENIAM (STEGEMAN; HERMENS, 2007)) a fim de condicionar o sinal e remover alguns ruídos que possam prejudicar sua análise. A última etapa é a digitalização deste sinal para que ele possa ser exibido em algum display ou até utilizado em algoritmos de processamento e análise.

2.3 Tipos de ruídos no sinal EMG

Por se tratar de um sinal que está muito sujeito a interferências, surge a necessidade de um cuidado especial na captação do sinal EMG, a fim de evitar que a análise posterior deste sinal não seja prejudicada. Um dos tipos de interferência pode ser devido a um mau posicionamento dos eletrodos (AMRUTHA; ARUL, 2017; CHOWDHURY et al., 2013; DE LUCA et al., 2010), nesse caso, pode não haver contato total do eletrodo com a pele,

acrescentando um nível DC inexistente ao sinal, ou ainda o eletrodo pode estar mal-posicionado anatomicamente (o ideal é que ele esteja posicionado no meio do músculo que se deseja analisar), não aproveitando 100% do sinal, pois, quanto mais próximo da zona de inervação do músculo, menor será a amplitude captada.

Outro tipo de interferência são os ruídos da rede elétrica (AMRUTHA; ARUL, 2017; CHOWDHURY et al., 2013). Ao utilizar um equipamento que esteja conectado na tomada, a frequência da rede (60 Hz) irá fazer parte daquele circuito. Isso é extremamente prejudicial para o sinal, pois é uma frequência que pode ser de interesse para a análise espectral do músculo. Uma das soluções para isto é utilizar algum tipo de bateria ou outro método de alimentar o sistema de captura, evitando sempre algum fio solto ou extremidade que possa se tornar uma “antena” para este ruído.

Adicionalmente, as interferências devido a movimentação também são comuns. Uma movimentação da área que se deseja analisar pode causar um deslocamento do eletrodo em relação à pele ou mover os fios utilizados para a captura do sinal EMG. Esses artefatos estão normalmente localizados entre 1 Hz e 10 Hz (AMRUTHA; ARUL, 2017; CHOWDHURY et al., 2013; DE LUCA et al., 2010) e podem ser controlados utilizando uma instrumentação apropriada. Outra interferência que também ocupa esta faixa de frequência, mas de 0 a 20 Hz, é uma instabilidade inerente ao sinal eletromiográfico (AMRUTHA; ARUL, 2017; BARROS, 2005; CHOWDHURY et al., 2013) que, devido ao comportamento quase randômico da taxa de disparos – ou contrações – das unidades motoras, é considerado como ruído.

Entre os diversos tipos de interferências existentes em um sinal eletromiográfico, a mais complexa de ser filtrada é o ruído ECG devido à sua forma de onda complexa, alta amplitude e espectro de frequência, que se sobrepõe, em boa parte, com o do EMG. Esse tipo de ruído ocorre em capturas de EMG próximo à região torácica, onde há uma alta presença do sinal ECG (AMRUTHA; ARUL, 2017; CHOWDHURY et al., 2013).

Neste trabalho, será utilizado um sinal EMG sintético. Portanto, não há preocupação com artefatos de movimento ou interferência da rede elétrica, sendo que boa parte das componentes que não são de interesse podem ser retiradas aplicando um filtro passa-faixa na sintetização do sinal eletromiográfico.

2.4 Técnicas de filtragem do sinal EMG contaminado com sinal ECG

Consultas feitas na literatura apontam diversas técnicas de filtragem que utilizam um sinal ECG de referência, como, por exemplo, a filtragem por subtração de um *template* de um

sinal ECG, ou apenas partes de seu complexo PQRS, o que é feito a partir do sinal ECG captado como referência e, por meio de um algoritmo de detecção, alinha este *template* com o sinal contaminado, subtraindo-o na posição de cada ocorrência destes complexos (ABBASPOUR; FALLAH, 2014; BARTOLO et al., 1996; ZHOU; KUIKEN, 2006). Contudo, devido ao fato de o *template* passar por um procedimento de filtragem próprio, ele pode ser subtraído juntamente com informações inerentes à atividade muscular, comprometendo a leitura do sinal.

Outra técnica mencionada pelos autores consultados é a filtragem adaptativa utilizando o algoritmo RLS – do inglês *Recursive Least Squares*, ou quadrados mínimos recursivos (LU et al., 2009; ORTEGA et al., 2017; SULAS et al., 2018). Este método também utiliza algum sinal de referência que seja correlacionado com o ECG presente no sinal eletromiográfico (seja captado juntamente com o EMG utilizando outro canal do equipamento, seja removido do EMG contaminado mediante algum tipo de filtragem). O algoritmo em questão calcula funções de transferência do sinal de ruído (ECG) e, por meio de uma análise de seus coeficientes, escolhe a que demonstrar a menor soma dos erros quadrados mínimos ponderados, isto é, aquela que apresentar melhor redução do sinal eletrocardiográfico presente no EMG.

Há também a filtragem por amostragem adaptativa, como proposta por Aminian (1988), em que as amostras do sinal combinado (ou CMS, do inglês *combined measured signal*), composto pelo EMG e o ECG, passam por um algoritmo de detecção do complexo QRS que irá detectar as amostras com maior contribuição do ECG, combinado com um algoritmo de Ponto de Inversão Modificado (do inglês *Modified Turning Point*, ou MTP). A interpolação linear dessas amostras é usada então para reconstruir um sinal ECG limpo e, subsequentemente, o EMG limpo ao subtrair, de CMS, o ECG limpo obtido pelos algoritmos.

Um outro tipo de filtragem, o primeiro abordado neste trabalho nos procedimentos metodológicos, é a análise de componentes independentes – do inglês *Independent Component Analysis*, ou ICA (CICHOCKI; AMARI, 2002; HYVÄRINEN et al., 2001). É um método de análise e processamento de dados e sinais que, ao receber sinais em sua entrada, assume que eles são misturas lineares ou não lineares de outros sinais desconhecidos e, por meio de cálculos internos, consegue estabelecer quais são estes sinais.

Outra metodologia de filtragem, que também é abordada neste trabalho, é a filtragem pelo uso de wavelets (AQIL et al., 2017; GANG et al., 2015; GRADOLEWSKI et al., 2015; WANG et al., 2019), uma técnica que decompõe um sinal em diversos níveis e componentes de frequência por meio do algoritmo de pirâmide de Mallat (MALLAT, 1989), permitindo melhor análise e filtragem de componentes de interesse. Tratando-se de uma técnica que

permite análise no domínio da frequência, surge a necessidade de uma função de transformação do sinal, da mesma forma que a transformada de Fourier, e essa função é a Transformada Discreta de Wavelet (do inglês *Discrete Wavelet Transform*, ou DWT). Visto que a DWT, literalmente, decompõe o sinal em níveis com componentes de alta frequência (coeficientes de detalhamento) e baixa frequência (coeficientes de aproximação), fica prático de realizar a filtragem de ECG de um sinal eletromiográfico, visto que, devido a cada nível da decomposição wavelet apresentar uma faixa de frequência, pode-se realizar a filtragem apenas nos níveis de interesse.

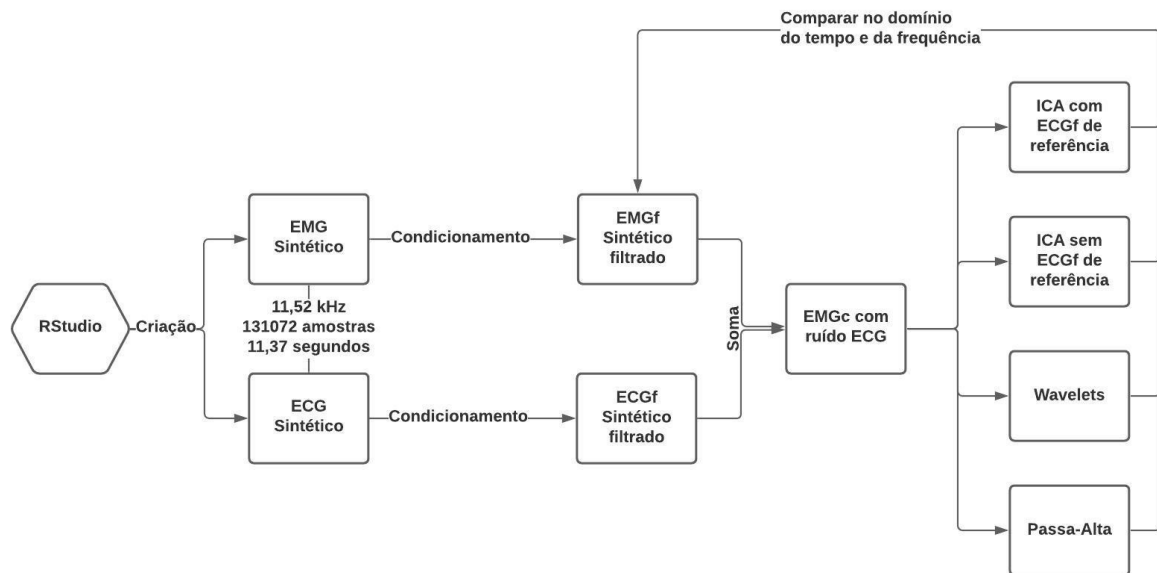
A utilização de um filtro passa-alta com a finalidade de remover ruídos ECG de um EMG de superfície (DRAKE; CALLAGHAN, 2006; REDFERN et al., 1993) é o último dos métodos abordados neste trabalho, e também não necessita de um sinal de referência, apenas se aplica um filtro passa-alta de topologia Butterworth de segunda ordem com frequência de corte de 30 Hz no sinal contaminado pelo ruído. Apesar de remover boa parte das interferências que são comuns para sinais eletromiográficos, os maiores problemas encontrados com o uso desta abordagem é que há uma modificação da conformação do sinal, sua amplitude é reduzida, além de remover baixas frequências inerentes do sinal eletromiográfico, que podem ser de interesse ao realizar uma análise espectral.

Consideradas as metodologias utilizadas neste trabalho, conforme indicado, parte-se para o detalhamento dos procedimentos de filtragem do sinal eletromiográfico contaminado.

3 METODOLOGIA

Os procedimentos ora elencados envolvem o software e as funções das bibliotecas envolvidos no processo de filtragem de sinais. O diagrama de blocos apresentado na Figura 1 representa a metodologia do trabalho.

Figura 1 – Diagrama de blocos da metodologia utilizada



Fonte: Elaboração própria

3.1 Software utilizado

Para o desenvolvimento do trabalho, foi utilizado exclusivamente o software RStudio versão 1.3.1056, com as seguintes bibliotecas: “base”, “biosignalEMG”, “boot”, “datasets”, “fastICA”, “fftw”, “ggplot2”, “graphics”, “grDevices”, “Metrics”, “seewave”, “signals”, “stats”, “utils”, “wavelets” e “wavethresh”. Considerando que o software Matlab[®] trata-se de um software pago, o uso do RStudio surge como uma alternativa gratuita no desenvolvimento do código.

3.2 Criação e condicionamento de um sinal EMG sintético

A fim de se criar um sinal EMG sintético (EMGsint), foi utilizada a função `syntheticemg()` da biblioteca “biosignalEMG” do RStudio, passando a ela parâmetros de forma que seu espectro de frequência ficasse o mais similar possível de um espectro de frequência de

um sinal EMG real. A construção do sinal sintético por meio desta função é baseada em um modelo Gaussiano heterocedástico, em que a dispersão entre as amostras não é constante. Os parâmetros passados resultam em uma simulação de um EMG com 131.072 amostras, a uma frequência de amostragem de 11.520 Hz, ou 11,52 kHz – aproximadamente 11,37 segundos de dados. O sinal foi simulado como se houvesse contração 100% do tempo.

Dado que a função não permite que a frequência final do sinal EMG seja estabelecida, é feita uma filtragem digital para que a frequência restante no sinal seja apenas a desejada. Para isto, foi utilizado um filtro passa-alta de 5 Hz de um polo (para que a atenuação seja lenta, sem remover componentes de interesse do sinal) seguido de um filtro passa-baixa de 200 Hz de três polos (a fim de que a atenuação seja maior do que a do filtro anterior, mas não tão brusca a ponto de ceifar frequências que também possam ser de interesse). Ambos os filtros utilizados são da topologia Butterworth e fazem parte da biblioteca “biosignalEMG”, que permite a conversão de um objeto (vetor, matriz ou série temporal) em um objeto “emg”. As funções utilizadas para criar o filtro passa-baixa e o filtro passa-alta são respectivamente `lowpass()` e `highpass()`. Apesar de estes valores não estarem dentro da faixa de filtragem recomendada – entre 10 Hz e 500 Hz –, foram utilizados a fim de que o espectro do sinal EMGf se tornasse o mais próximo possível do espectro de um sinal eletromiográfico real.

3.3 Criação e condicionamento de um sinal ECG sintético

A biblioteca “wavelets” do RStudio possui uma série temporal de um ECG de um indivíduo com arritmia (ECGa, representado na Figura 6) que foi coletado a uma taxa de amostragem de 180 Hz durante 11,37 segundos. Dado que o EMG simulado possui taxa de amostragem de 11,52 kHz, surge a necessidade de adequar este sinal ao anterior. Isto é resolvido utilizando a função `resamp()` da biblioteca “seewave”, que redimensiona esta série temporal de 180 Hz para 11,52 kHz, aumentando de 2.048 para 131.072 amostras (dando origem ao número de amostras passado como parâmetro para a criação do EMGsint), mantendo um aspecto bem próximo ao original, dando origem ao que será chamado de ECGr, que pode ser visto na Figura 7. Este valor de frequência aparentemente arbitrário tem origem no uso das wavelets – que será visto a seguir.

É possível notar que ECGa e ECGr possuem uma alta similaridade em suas formas gráficas, apenas tendo uma pequena diferença no seu espectro de frequência devido ao redimensionamento, como pode ser visto na Figura 8.

Para retirar esses sinais de frequências que são indesejadas no sinal ECGr, os mesmos tipos de filtros utilizados na obtenção do valor final de EMGf são usados aqui, mas com frequências de corte diferentes. Este sinal é convertido para objeto “emg” por meio da função `as.emg()` – também da biblioteca “biosignalEMG” – para que se possa utilizar as funções de filtragem. Após convertido, utiliza-se a função `highpass()` para passar o sinal por um filtro passa-alta, com frequência de corte de 20 Hz de 3 polos, e, em seguida, por um filtro passa-baixa por meio da função `lowpass()`, com frequência de corte de 90 Hz, também de 3 polos, sendo que ambos os filtros são da topologia Butterworth.

3.4 “Contaminar” o sinal EMGf com ECGf

Visto que o propósito do trabalho consiste na redução ou remoção do sinal ECG de um sinal EMG de superfície, o sinal ECGf é somado ao EMGf para simular um sinal EMG de superfície captado na região torácica, com contaminação de sinais eletrocardiográficos.

Como ECGf tem uma amplitude consideravelmente maior do que EMGf (75 vezes do valor de pico), o sinal muscular é normalizado, isto é, dividido pelo módulo do maior valor encontrado no sinal, ficando com amplitude entre -1 e 1, representado na Figura 11.

Feita esta normalização, ambos os valores são somados para a obtenção do valor final do EMG contaminado (EMGc), como pode ser visto na Figura 12.

3.5 Filtragem do sinal EMGc por meio de ICA

O primeiro método de filtragem utilizado foi a ICA, um método de análise de dados e sinais estatísticos multivariados que é capaz de fazer a separação de fontes independentes (HYVÄRINEN et al., 2001; CICHOCKI, AMARI, 2002).

De acordo com Hyvärinen (2001), dado um sinal que está ordenado em formato de uma matriz fonte “x” com elementos $x_1, x_2, \dots, x_j$, existe uma matriz “s” com componentes $s_1, s_2, \dots, s_k$ independentes entre si, que, se multiplicada por uma matriz de associação “A” (que é desconhecida), resulta em “x”. Linearmente, obtém-se a equação 1.

$$x = A * s \quad (1)$$

O algoritmo da ICA calcula essa matriz “A” de dimensão $j * k$, baseando-se no fato de que as componentes são independentes, maximizando, então, a diferença entre essas fontes da

melhor forma possível, a fim de que as componentes de saída estejam o mais separadas possíveis em relação aos sinais de entrada.

O algoritmo utilizado para realizar a ICA é chamado de FastICA (HYVÄRINEN et al., 2000), um conhecido algoritmo de ponto-fixo de convergência cúbica – isto faz com que sua execução seja bem rápida.

Primeiramente, foram colocados como entrada os sinais EMGc e ECGf a fim de avaliar o quão poderosa é esta ferramenta. Feito isto, foi realizada uma análise de correlação ponderada por meio da função `corr()`, que recebeu como parâmetros os sinais de saída de `fastICA()`. Foi feita também uma comparação entre os espectros de potência das duas entradas fornecidas para a função `simspec()` a fim de detectar se houve alguma mudança espectral nos sinais.

Após feita a análise de remoção de ECGf do EMGc que resultaria nos sinais EMGt e ECGt, foi realizado então o mesmo procedimento, porém utilizando, em uma das entradas o sinal EMGc, e na outra um sinal obtido passando este EMG contaminado por um filtro digital passa-banda por meio de funções inerentes à biblioteca “`biosignalEMG`”, como já descrito anteriormente, seguido de um filtro de suavização – da função `sgolayfilt()`, da biblioteca “`signals`” – dando origem ao sinal ECGica.

Ambos os sinais EMGc e ECGica são utilizados como entrada para a `fastICA()` na tentativa de remover os ruídos ECG do sinal eletromiográfico, dado que a filtragem passa-banda seguida de uma suavização retorna um sinal com aparente similaridade à ECGf. Esta ICA retorna, em sua saída, o sinal EMG filtrado e o ruído ECG estimado por meio das filtragens. É por meio deste e que foi feita a análise da remoção de ECGf.

A verificação da remoção do sinal ECG de ambos os sinais ocorreu por meio da função `simspec()` que compara os espectros de frequência de dois sinais passados como parâmetros para esta função. O sinal final obtido pelo método da ICA sem o sinal ECGf de referência é EMGica.

3.6 Filtragem de EMGc por meio de wavelets

O sinal EMGc foi submetido à decomposição do sinal utilizando wavelets, fazendo uso da função `wd()` da biblioteca “`wavethresh`”, própria para realizar o procedimento de limiarização de componentes wavelet, mas com a limitação de aceitar na entrada apenas sinais que possuem um número de amostras que seja potência de dois – origem da escolha do número de amostras, 131.072, e da frequência de amostragem.

As wavelets são compostas por dois tipos de funções: a “wavelet mãe”, dada por Ψ , e a “função de escalamento”, dada por ϕ . A equação da wavelet mãe está descrita na equação 2,

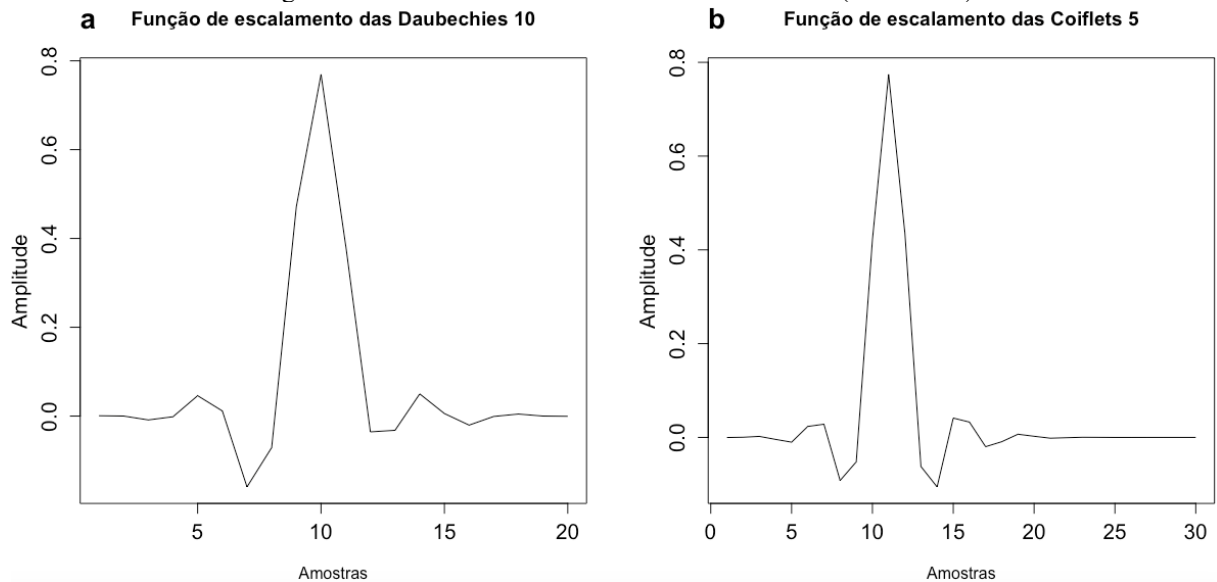
$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2)$$

onde “a” é a escala da wavelet e “b” é o fator de mudança ou translação do sinal. Cada wavelet mãe tem suas próprias características, sendo que cada uma é ideal para determinado caso.

A fim de realizar o procedimento de filtragem, é utilizada a técnica da limiarização (ERGEN, 2012), que consiste em estabelecer um valor limiar para os coeficientes de detalhamento (de alta frequência), sendo que, abaixo desse limiar, o sinal será atenuado. Há diversas abordagens para o cálculo do valor limiar, mas, neste trabalho, adotam-se, principalmente, a abordagem de Ogden e Parzen (OGDEN; PARZEN, 1996) e a manual, em que o valor é estipulado pelo usuário. Vale ressaltar que a limiarização pode ser de dois tipos: *soft* ou *hard*, sendo que, nesta, todo valor abaixo do limiar é completamente apagado, enquanto, na outra, é atenuado até chegar ao valor estabelecido.

Foram feitos testes com diversas famílias de wavelets, entre elas, as que obtiveram destaque foram as Coiflets e Daubechies menos assimétricas, devido a seus altos índices de similaridade e correção com o EMGf, com limiarização *soft* a fim de determinar a melhor escolha para a filtragem de EMGc. Feita a limiarização, foi utilizada a função `wr()`, parte da biblioteca “wavethresh” que consiste na reconstrução do sinal (inversa da transformada wavelet discreta) por meio das componentes wavelet – que agora estão alteradas devido à limiarização. As funções de escalamento das wavelets Daubechies 10 e Coiflets 5 podem ser vistas nas Figuras 2a e 2b respectivamente.

Figura 2 – Formato da onda de cada família escolhida (Db10 e C5)



Fonte: Elaboração própria

A função `wd()` recebe como parâmetro um sinal – foi utilizado EMGc –, a família de wavelets e o número do filtro (para as famílias analisadas, este número representa a quantidade de momentos nulos, ou *vanishing moments* das wavelets, que é quando há a inversão do sentido da curva da wavelet), realizando a transformada wavelet discreta do sinal de entrada, retornando um objeto do tipo “wd”.

Para a limiarização, foi utilizada a função `threshold.wd()`, também da biblioteca “wavethresh”, que recebe como parâmetros o objeto “wd” oriundo da função `wd()`, o tipo de limiarização (*soft* neste caso) e a abordagem utilizada, testada com o parâmetro “op1” (OGDEN, PARZEN, 1996), no qual o valor do limiar é calculado pela função, e “manual”, em que o valor do limiar é fornecido pelo usuário. A razão para a escolha destas duas abordagens e das famílias de wavelets utilizadas é que elas apresentaram os melhores resultados finais.

Feito isto, o objeto “wd” que passou pelo procedimento da limiarização é fornecido como parâmetro de entrada para a função `wr()` para a reconstrução do sinal, resultando nos sinais EMGwco, EMGwcm, EMGwdo e EMGwdm. Após esta reconstrução, os sinais de saída deste procedimento de filtragem foram comparados com EMGf utilizando as funções `corr()` e `simspec()` da mesma forma que nos exemplos anteriores.

3.7 Filtragem do sinal EMGc com filtro passa-alta Butterworth

Visto que a maior parte da potência espectral do sinal ECG se encontra abaixo de 20 Hz, como já dito anteriormente, utiliza-se um filtro passa-alta de topologia Butterworth com

frequência de corte de 30 Hz segundo Drake e Callaghan (2006), mas passando por um filtro de dois pólos uma única vez a fim de minimizar a perda de informações inerentes a EMGf, por meio da mesma função utilizada anteriormente para o condicionamento dos sinais – `highpass()` – passando como parâmetro a frequência de corte desejada. Após a filtragem, o resultado (EMGpa) foi comparado (utilizando `corr()` e `simspec()`) com o sinal eletromiográfico de origem EMGf a fim de determinar o impacto tanto espectral quanto temporal que este filtro teve.

3.8 Desempenho da filtragem

Para verificar a similaridade entre os resultados obtidos pelos métodos apresentados neste trabalho, foi utilizada uma função do RStudio própria para comparação de similaridade espectral entre dois sinais – a função `simspec()` da biblioteca “seewave”.

A similaridade entre os dois espectros de potência é calculada utilizando a seguinte equação:

$$S = 100 * \text{sum}(\text{min}(\text{spec1}, \text{spec2}) / \text{max}(\text{spec1}, \text{spec2})) / N \quad (3)$$

onde “S” é a similaridade entre os espectros, em porcentagem, `sum` é a função de soma, “`min`” é a função de encontrar o valor mínimo entre duas variáveis, “`spec1`” é um dos espectros, “`spec2`” é o segundo espectro, “`max`” é similar à função “`min`”, mas encontra o valor máximo e “N” representa o número de amostras.

A fim de produzir o gráfico da função de similaridade, considera-se apenas o que se encontra dentro dos parênteses da função `sum()`, em que é feita uma análise ponto a ponto entre os dois sinais. S é calculado considerando a média desta função (somando todos os valores e dividindo pela quantidade de amostras).

Para estabelecer uma comparação em um nível no domínio do tempo, é utilizada a função `corr()` da biblioteca “boot”, que recebe como parâmetro uma matriz com duas colunas, sendo que cada coluna contém um dos sinais que se deseja comparar. Esta função calcula a correlação baseando-se na forma geral do sinal – como curvas, picos e pontos de inflexão.

A fim de verificar a diferença entre os erros RMS entre os sinais e EMGf, é utilizada a função `rmse()` da biblioteca “Metrics”, com todos os sinais normalizados devido à mudança nas amplitudes causada pelas metodologias de filtragem, especialmente pelo filtro passa-alta e pela ICA.

Todos os gráficos comparativos foram feitos utilizando a função `ggplot()` da biblioteca “`ggplot2`”.

Os resultados obtidos por meio das metodologias apresentadas encontram-se na seção 4.

3.9 Histórico da metodologia

Previamente às metodologias utilizadas, foram consideradas várias abordagens a fim de que os resultados propostos fossem atingidos.

Primeiramente foi feita uma busca a fim de encontrar bibliotecas relacionadas à sinais eletromiográficos, sendo encontrada apenas a biblioteca já citada “`biosignalEMG`”, que permite uma certa customização do formato da onda, tempo de contração, tempo de relaxamento, intensidade de contração, entre outros parâmetros. Esta biblioteca também permite fazer a filtragem do sinal caso ele seja convertido para um objeto “`emg`” – função também presente nela. Referente ao ECG, foram encontradas diversas bibliotecas de análise de taxa de batimentos cardíacos ou de detecção de batimentos, que, apesar de testes, não apresentaram resultados satisfatórios na detecção do ruído ECG no sinal eletromiográfico.

Análises feitas entre diversas funções para se obter o espectro de potência dos sinais, como a função `meanspec()` da biblioteca “`seewave`”, a função `specgram()` da biblioteca “`signal`”, ou até mesmo escrevendo funções próprias para tal. A que apresentou os melhores resultados foi a função `spec()`, também da biblioteca “`seewave`”, relacionada à função `simspec()` utilizada para calcular a similaridade entre dois espectros de potência.

Em relação às bibliotecas de ICA, foram encontradas duas principais: a “`ica`” e a “`fastICA`”. A primeira apresentava outras abordagens para esta análise, porém a que apresentava os resultados mais rápidos e melhores era a própria “`fastICA`”, sendo então escolhida.

O maior desafio encontrado foi na escolha de uma biblioteca de wavelets que possuísse funções próprias para limiarização. Diversos testes foram feitos utilizando a biblioteca “`wavelets`”, porém a falta de funções de limiarização tornaram seu uso inviável.

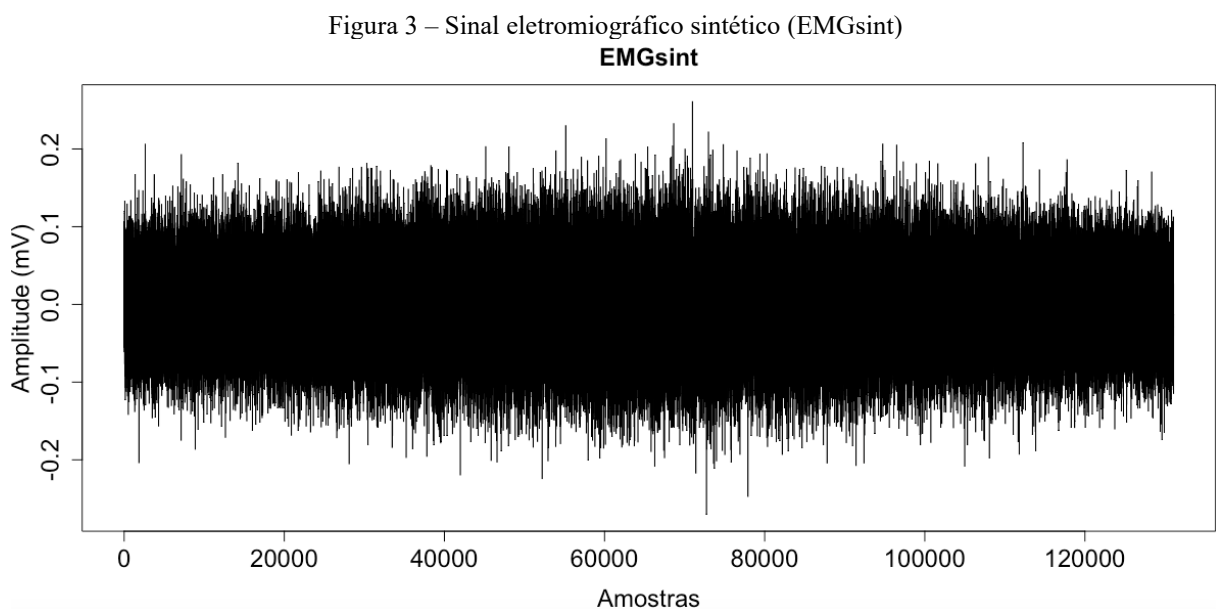
Outra função de filtragem testada foi a `rmnoise()` da biblioteca “`seewave`”, não apresentando resultados satisfatórios, removendo componentes tanto do EMG quanto do ECG.

4 RESULTADOS

A seguir, demonstram-se, por meio dos gráficos, os resultados das filtrações aplicadas.

4.1 Sinais sintéticos

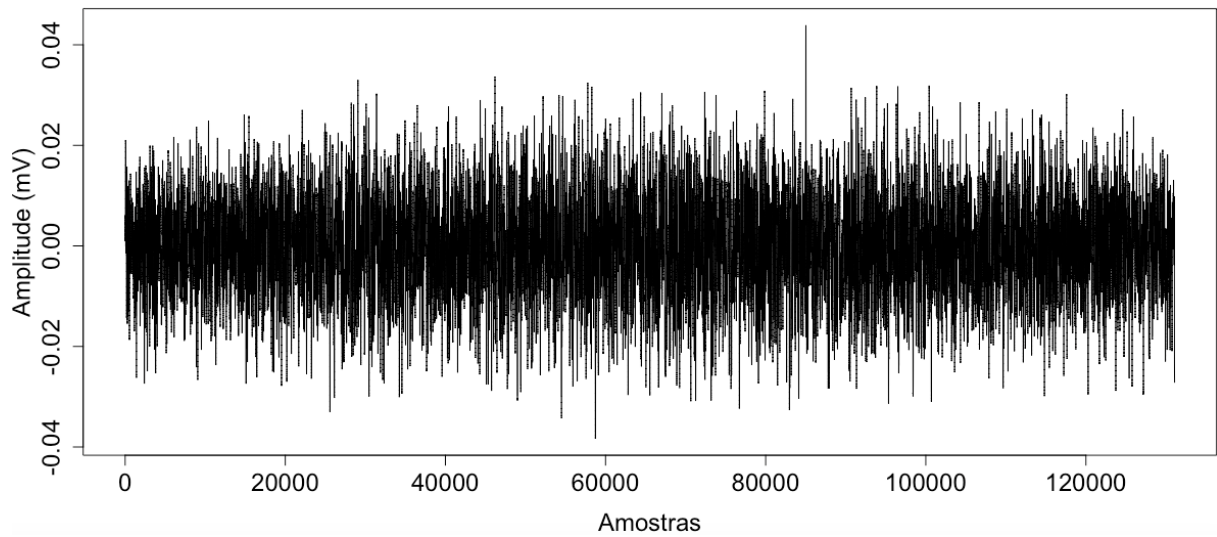
A forma de onda do primeiro sinal sintético gerado, EMGsint, pode ser visualizada na Figura 3.



Fonte: Elaboração própria

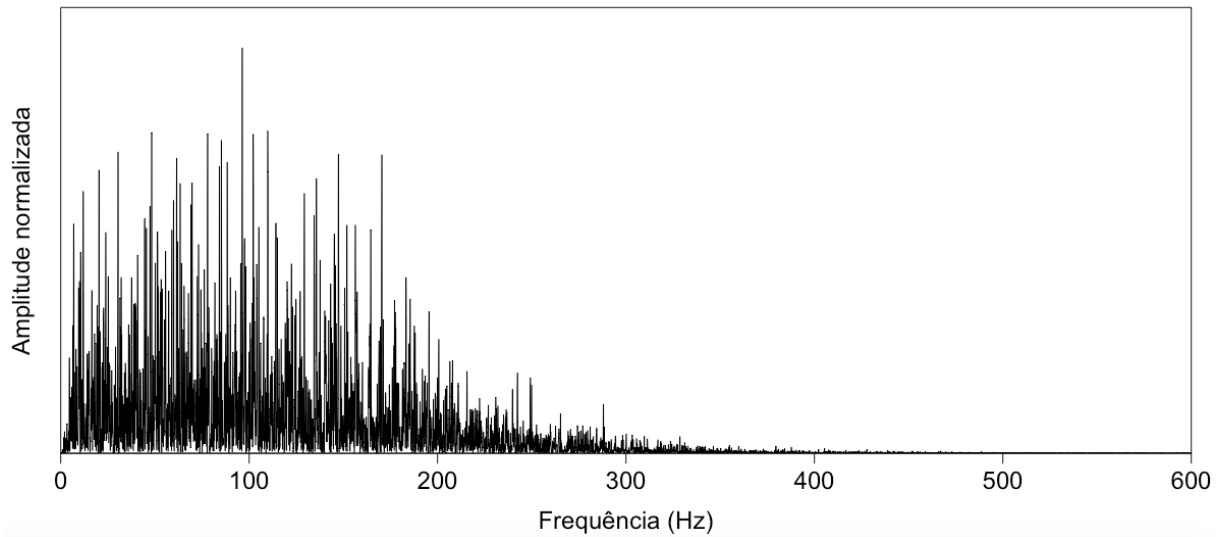
Nas Figuras 4 e 5, estão representados tanto EMGsint após a filtração (EMGf) como seu espectro de frequência – este possui a amplitude normalizada para melhor visualização.

Figura 4 – EMGsint após passar pela filtragem entre 5 Hz e 200 Hz (EMGf)
EMGf



Fonte: Elaboração própria

Figura 5 – Espectro de frequência de EMGf
Espectro de frequência - EMGf

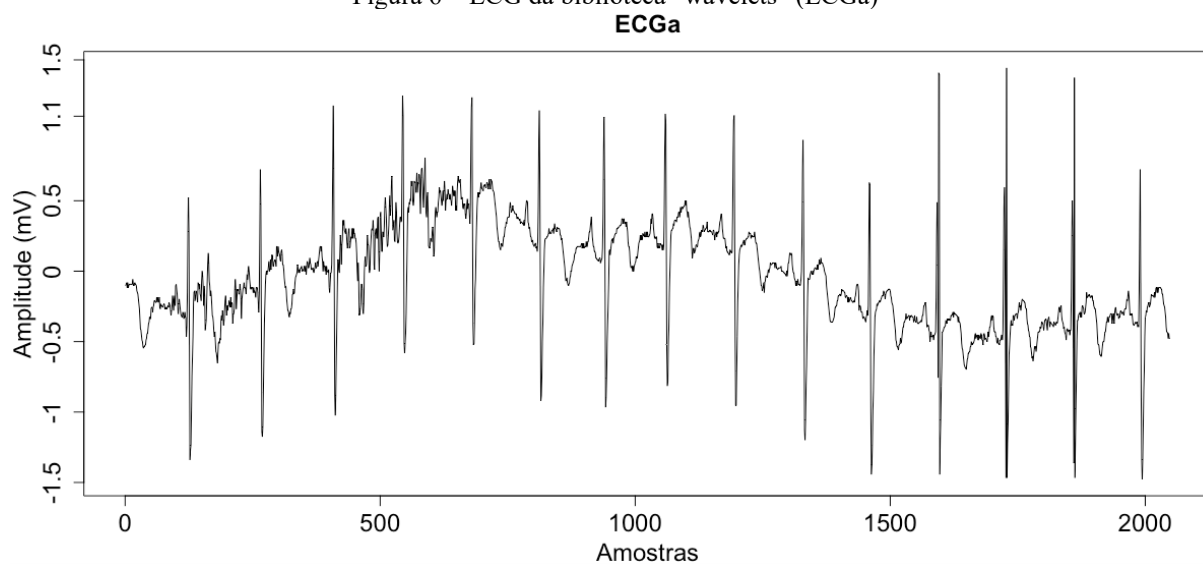


Fonte: Elaboração própria

Este sinal EMGf possui frequência média de 116,78 Hz e mediana de 103,27 Hz.

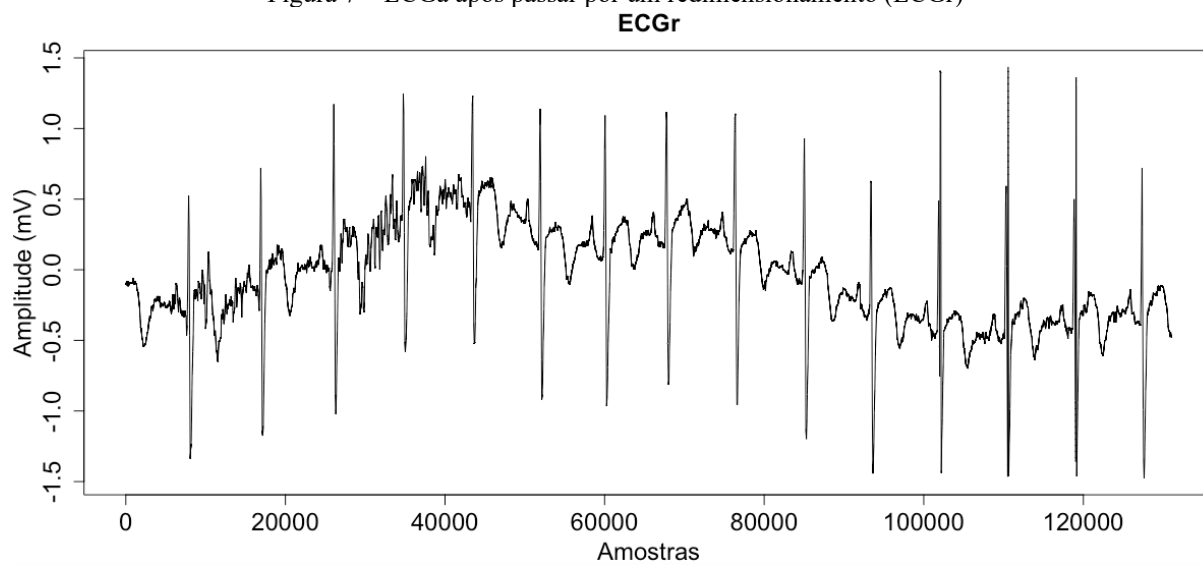
A Figura 6 mostra a série temporal de um ECG de um indivíduo com arritmia presente na biblioteca “wavelets” (ECGa). Este sinal ECGa redimensionado pela ferramenta `resamp()` (ECGr) pode ser visto na Figura 7 e os respectivos espectros na Figura 8.

Figura 6 – ECG da biblioteca “wavelets” (ECGa)



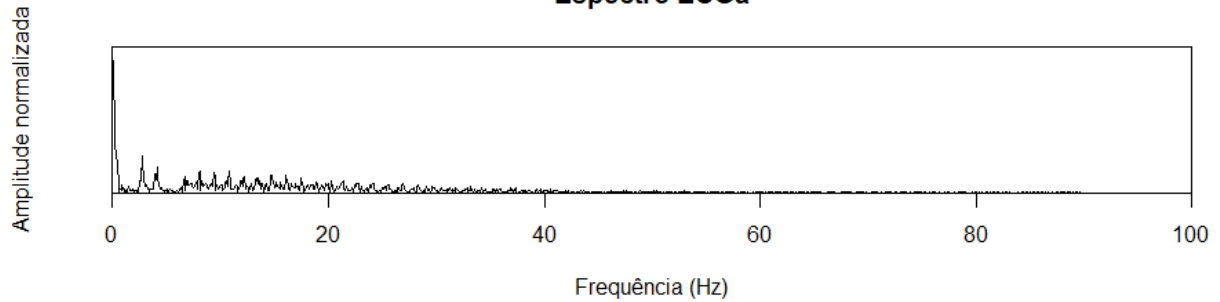
Fonte: Elaboração própria

Figura 7 – ECGa após passar por um redimensionamento (ECGr)

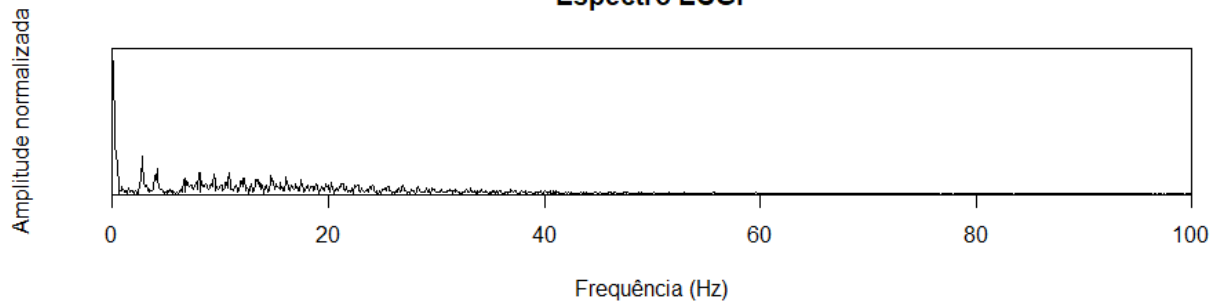


Fonte: Elaboração própria

Figura 8 – espectros de ECGa e ECGr
Espectro ECGa



Espectro ECGr

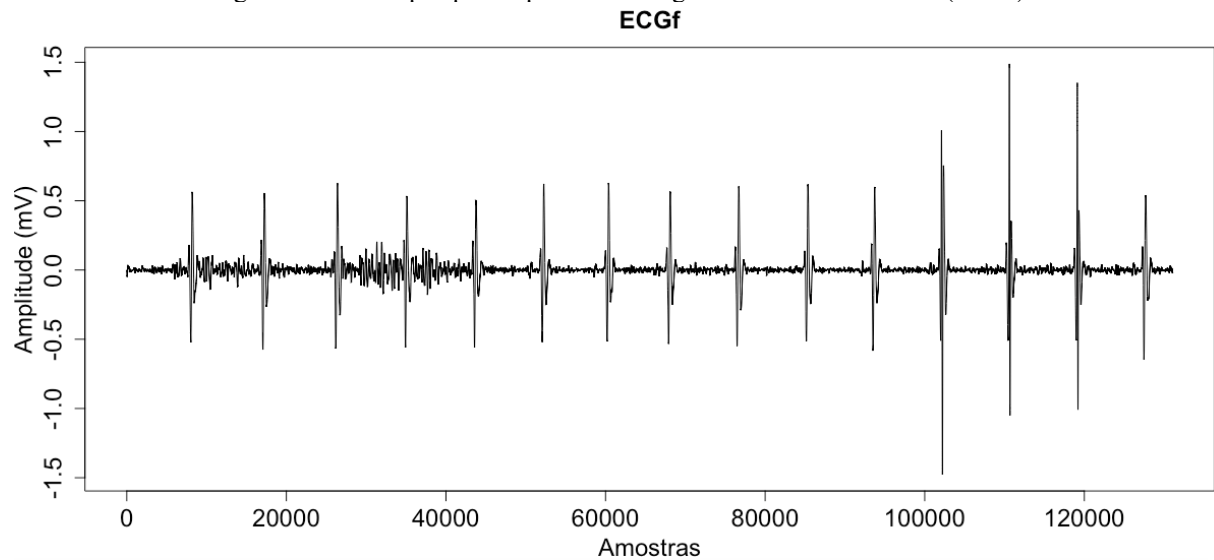


Fonte: Elaboração própria

Como se pode notar, os espectros de frequência estão concentrados majoritariamente abaixo de 20 Hz, sendo que ambos possuem frequências medianas bem próximas (16,09 Hz do ECGa e 16,17 Hz do ECGr), mas frequências médias consideravelmente distintas (ECGa com 22 Hz e ECGr com 49,23Hz). Esta mudança significativa entre as frequências médias ocorre pelo fato de as componentes de maior frequência que estão presentes em ECGa estarem mais acentuadas em ECGr devido ao redimensionamento (apesar de menos visíveis, possuem uma maior significância espectral). Essa verificação da frequência mediana foi realizada por meio da função `specprop()` da biblioteca “seewave”, que fornece estatísticas espectrais sobre o sinal.

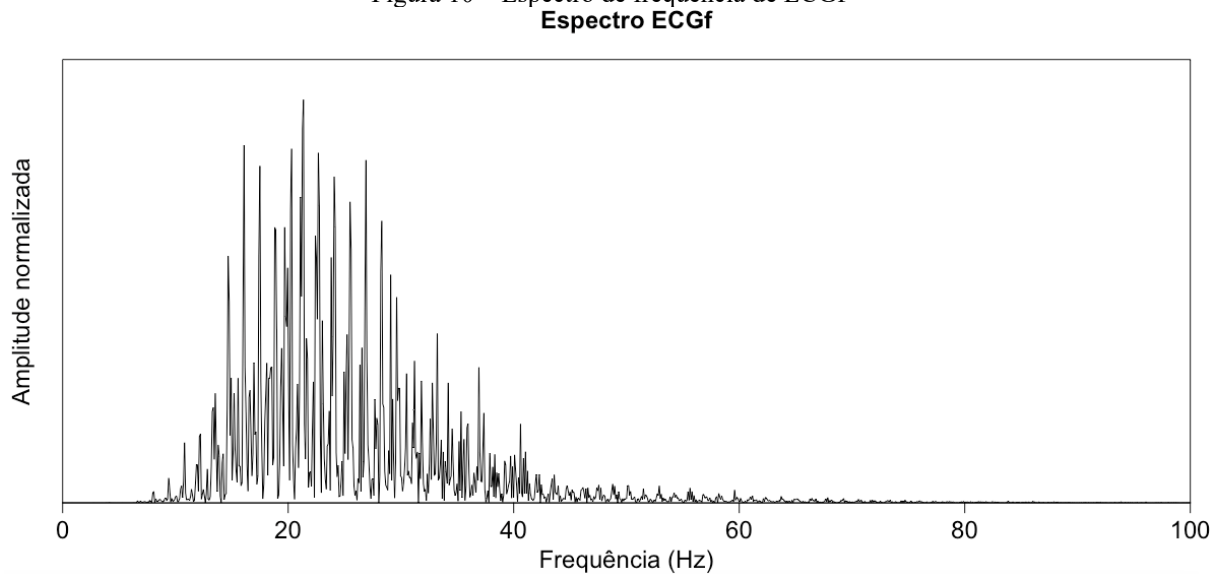
Feito isto, é obtido o valor final ECGf já condicionado, representado na Figura 9. Este sinal possui uma frequência média de 25,8 Hz e uma frequência mediana de 23 Hz. Seu correspondente espectro de frequência se encontra na Figura 10.

Figura 9 – ECGr após passar por uma filtragem entre 20 Hz e 90 Hz (ECGf)



Fonte: Elaboração própria

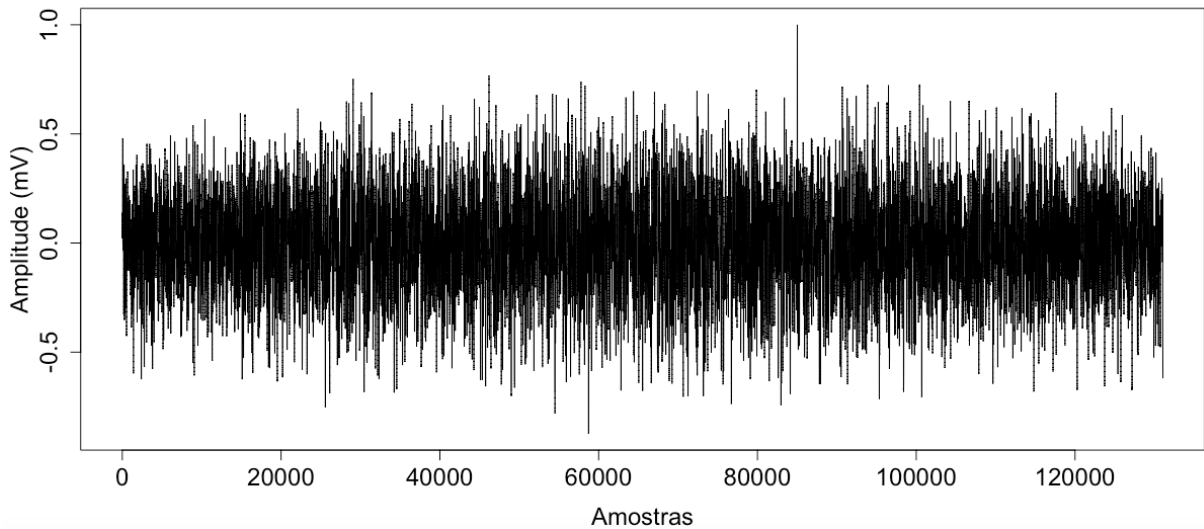
Figura 10 – Espectro de frequência de ECGf



Fonte: Elaboração própria

A Figura 11 apresenta o sinal EMGf normalizado, isto é, o sinal é dividido pelo módulo do maior valor encontrado no sinal (seja ele negativo ou positivo) a fim de estabelecer um valor de amplitude que possa se somar com ECGf sem ser desprezível no domínio do tempo.

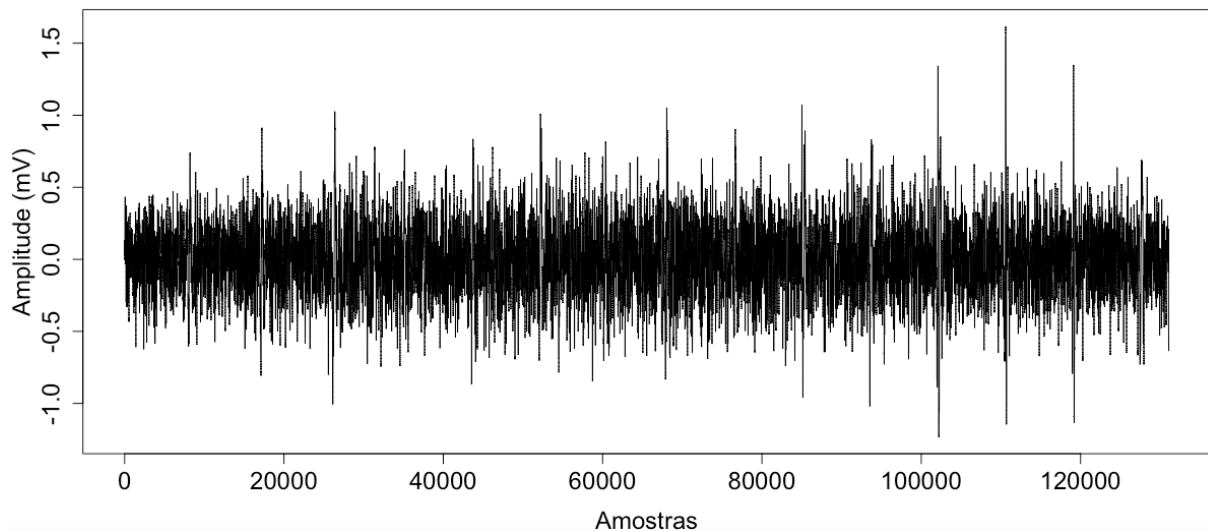
Figura 11 – EMGf normalizado
EMGf normalizado



Fonte: Elaboração própria

A Figura 12 apresenta o sinal de EMG (EMGf) contaminado pelo sinal ECGf, dando origem ao sinal EMGc. É este sinal que será utilizado em todos os procedimentos de filtragem a fim de tentar retirar todo seu ruído eletrocardiográfico.

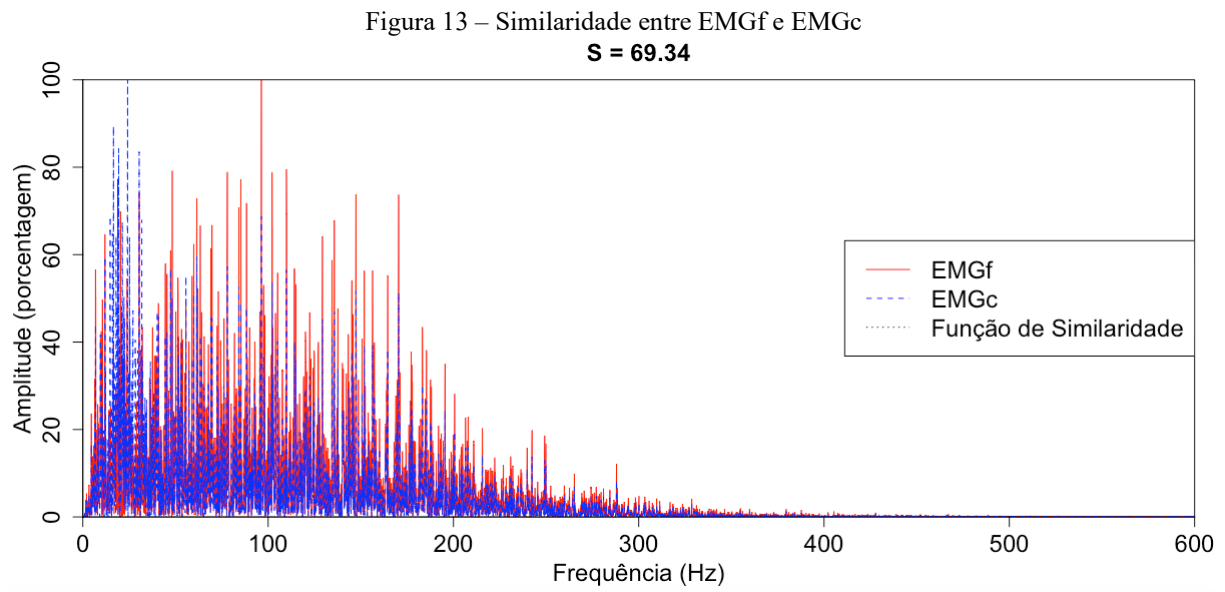
Figura 12 – EMGf contaminado por ECGf (EMGc)
EMGc: EMGf + ECGf



Fonte: Elaboração própria

É possível ver que a soma dos sinais ocorreu de forma esperada, pois a forma geral do sinal continua sendo de um sinal EMG de superfície, mas com os picos característicos de um sinal ECG.

As relações de similaridade espectral e correlação das formas de onda de EMGf e EMGc estão apresentadas na Figura 13.

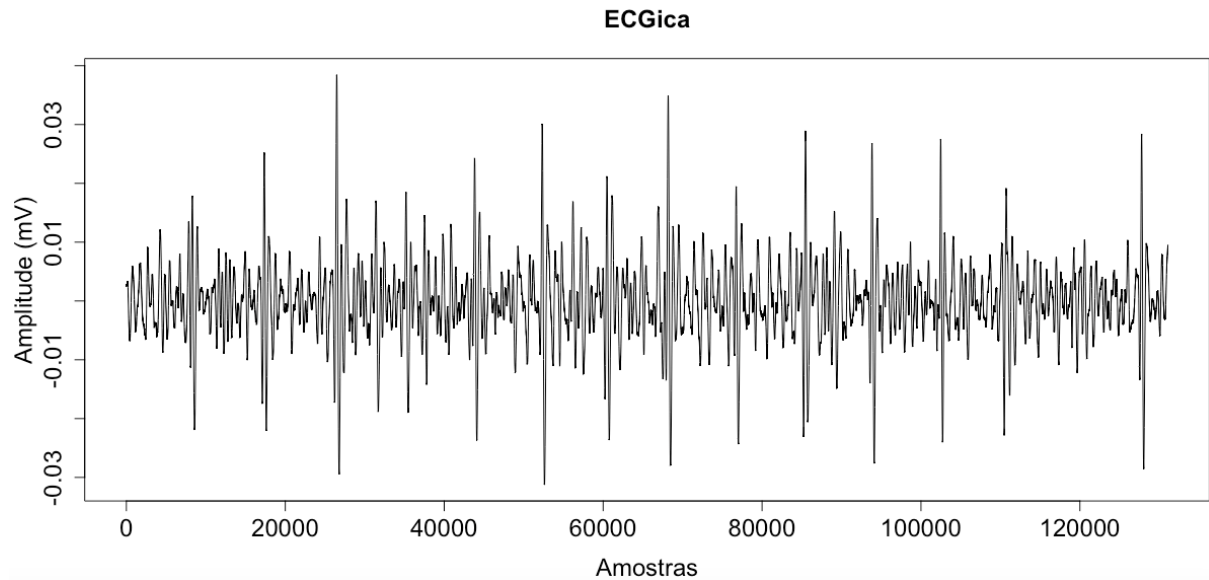


Fonte: Elaboração própria

É possível notar que não há uma similaridade espectral muito alta entre os dois sinais, especialmente em componentes de menor frequência – onde se concentra a energia do sinal ECG. EMGc apresenta frequência média de 103,89 Hz e mediana de 88,77 Hz, tendo uma correlação das formas de onda de 88,51% com EMGf.

Para obter um outro sinal de entrada para a ICA, foi feita uma filtragem digital deste sinal EMGc por meio de funções de filtragem passa-banda e de suavização a fim de tentar estimar qual seria o ruído ECG presente nele, visto que a ICA não aceita apenas um sinal em sua entrada. A Figura 14 apresenta esse sinal ECGica estimado, calculado por meio destas filtrações.

Figura 14 – ECGica estimado, calculado para este método

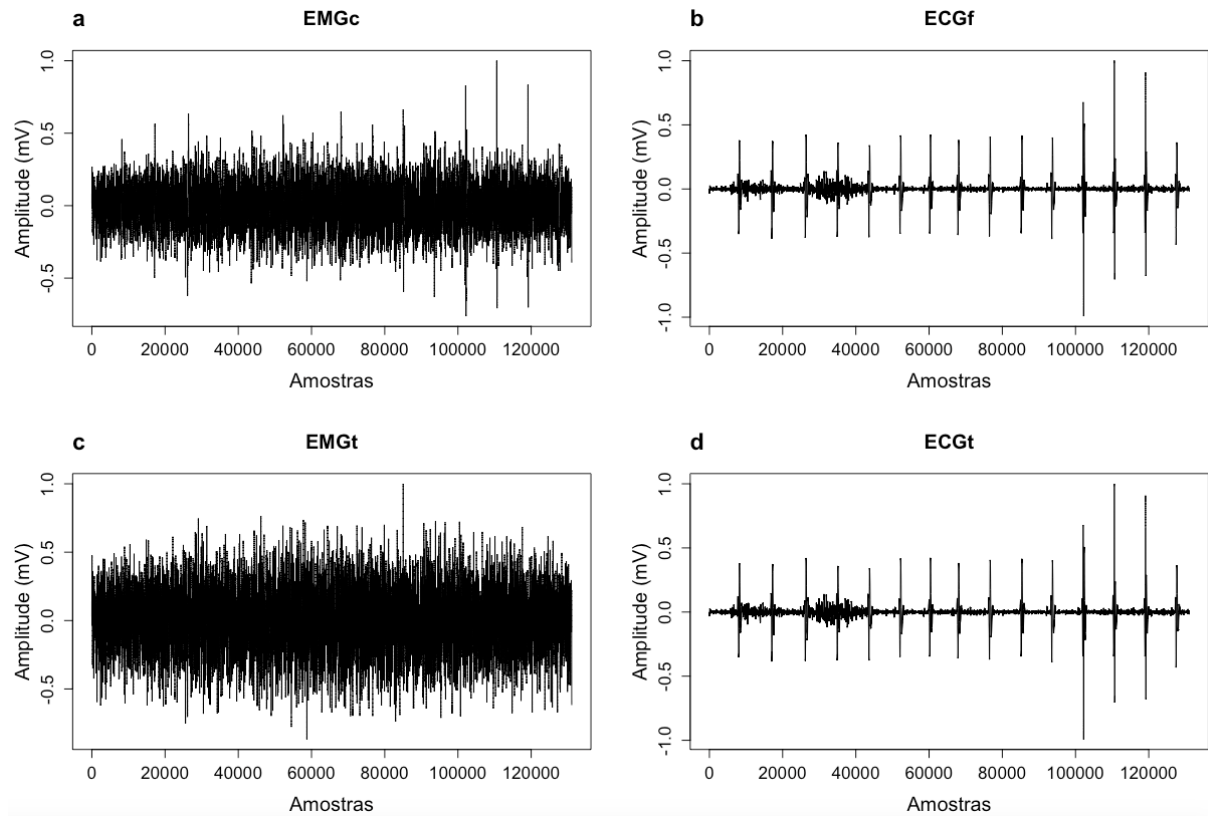


Fonte: Elaboração própria

4.2 EMGc e ECGf como parâmetros de entrada da ICA

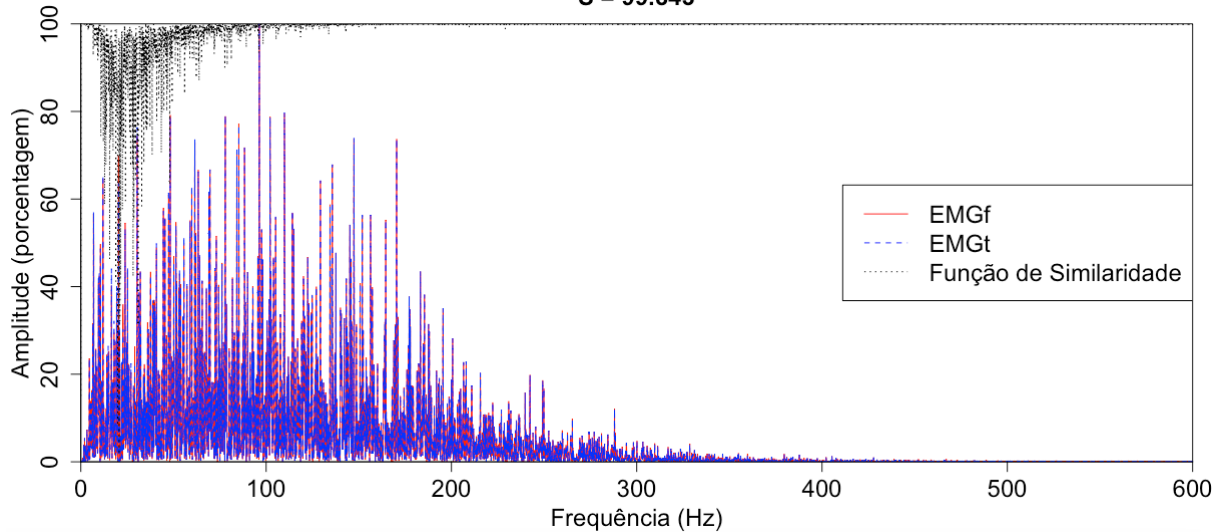
Comparando os sinais de entrada (Figuras 15a e 15b) com os de saída (Figuras 15c e 15d), é possível ver que, tendo o sinal “contaminador” (ECGf) como referência, a remoção dele é quase total do sinal “contaminado” (EMGc). A comparação entre o sinal pré-contaminação EMGf e o EMGt após passar pela filtragem via ICA utilizando ECGf como referência está representada na Figura 16.

Figura 15 – Entradas e saídas da ICA com ECGf de referência



Fonte: Elaboração própria

Figura 16 – Similaridade entre EMGf e EMGt

S = 99.843

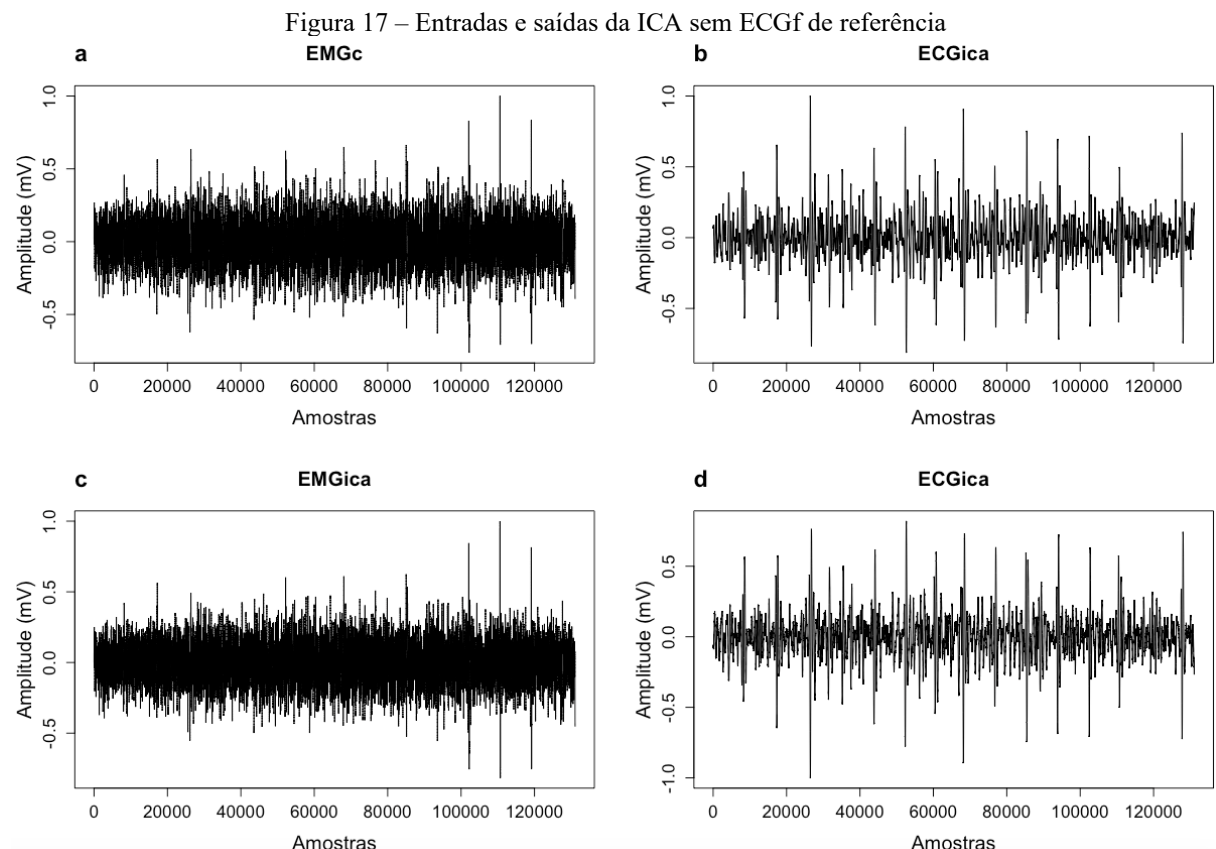
Fonte: Elaboração própria

O resultado obtido é de 99,843% de similaridade entre os dois espectros comparados, indicando uma remoção quase total do sinal ECGf do sinal eletromiográfico contaminado. É possível perceber que a função de similaridade encontra-se bem alta em boa parte do gráfico, diminuindo apenas em componentes de frequência mais baixas, especialmente entre 20 e 30

Hz, valor próximo das frequências média e mediana de ECGf, frequências estas de EMGt que foram levemente filtradas devido ao fato de se encontrarem nesta faixa. Utilizando a função de correlação ponderada é encontrado um valor de 99,95% de correlação entre os dois sinais, demonstrando uma excelente remoção do sinal eletrocardiográfico. As frequências média e mediana permanecem praticamente iguais, sendo 116,89 Hz e 103,54 Hz após filtragem e 116,78 Hz e 103,27 Hz antes da filtragem, respectivamente, demonstrando que houve uma ótima remoção do sinal ECGf.

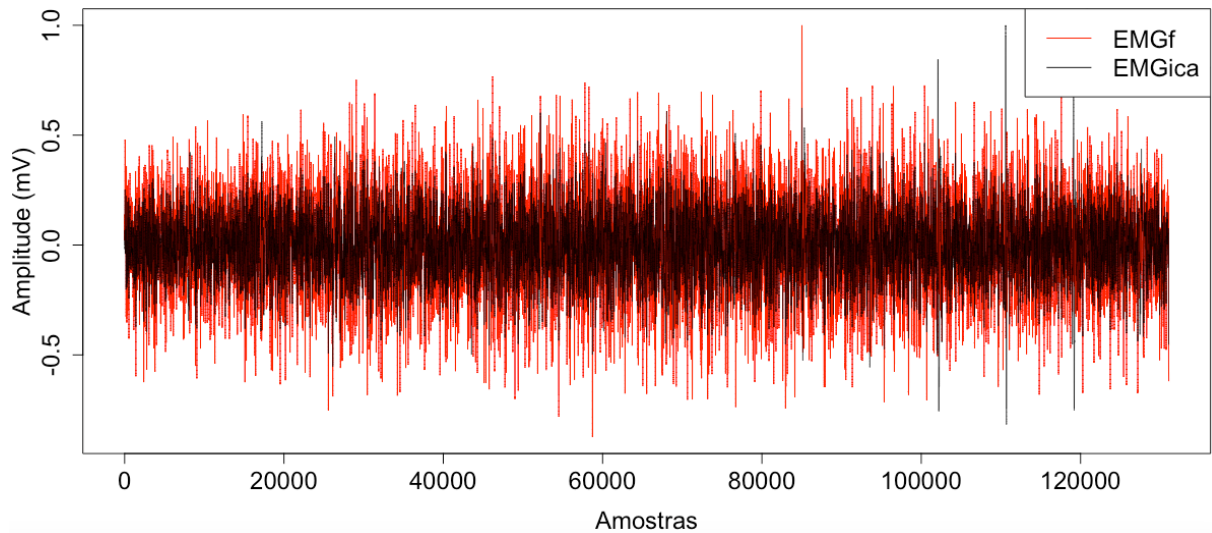
4.3 EMGc e ECGica como parâmetros de entrada da ICA

Utilizando o sinal eletromiográfico sintético contaminado e o ECG estimado calculado por meio de filtragens na entrada da ICA (Figuras 17a e 17b) retorna, em sua saída, um sinal idêntico à ECGica, como já esperado (Figura 17d) e um sinal eletromiográfico com boa parte do ruído ECG removido, salvo alguns picos (Figura 17c). A Figura 18 mostra a sobreposição entre o sinal EMG sintético filtrado (EMGf) e a saída da ICA que se assemelha a um sinal EMG (Figura 17c).



Fonte: Elaboração própria

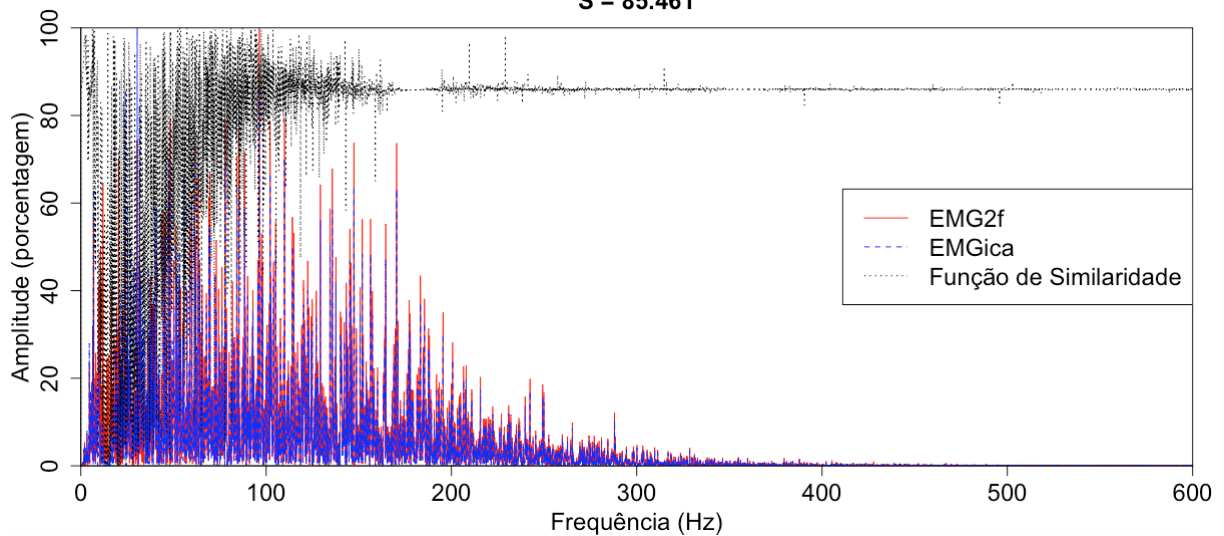
Figura 18 – Sobreposição de EMGf e EMGica
EMGf e EMGwco



Fonte: Elaboração própria

Comparando o sinal eletromiográfico pré-contaminação e a saída da ICA, é possível afirmar que foi removida parte significativa do ruído eletrocardiográfico sintético do sinal muscular contaminado, visto que boa parte das características do sinal ECG foram removidas, com exceção de alguns picos, ainda presentes em EMGica. Análises tanto no espectro de frequência quanto no domínio do tempo indicam que houve uma filtragem significativa, com melhoras mais evidentes no domínio da frequência. A comparação entre os espectros de frequência de EMGf e EMGica pode ser vista na Figura 19.

Figura 19 – Similaridade entre EMGf e EMGica
S = 85.461



Fonte: Elaboração própria

Como é possível notar, há uma maior similaridade espectral entre os dois sinais pós-filtragem, 85,46%, demonstrando que o procedimento fez uma boa filtragem. No domínio do tempo, em relação ao formato e aos aspectos gerais da onda, EMGf possui uma correlação de 89,01% com EMGica, uma melhora significativa. A respeito das frequências média e mediana, ambas se encontram bem próximas das frequências do sinal filtrado, sendo 113,96 Hz e 100,9 Hz respectivamente.

Seguindo a ordem proposta, o próximo tipo de filtragem é pelo uso de wavelets. Testes foram realizados com a biblioteca “wavelets”, mas, devido à falta de uma função de limiarização, algum coeficiente de detalhamento tinha que ser escolhido. Entretanto, de acordo com a teoria das wavelets, suas decomposições possuem frequências de amostragem diferentes, não possibilitando uma comparação entre os sinais de entrada e um dos coeficientes. Foi escolhida então a biblioteca “wavethresh” por permitir fazer esta limiarização. Primeiramente, foram realizados testes utilizando wavelets da família Coiflets. Os resultados estão apresentados a seguir.

4.4 Filtragem de EMGc via Wavelets

Por meio de testes, foi constatado que o índice das Coiflets que fornecia uma melhor filtragem era o valor 5, isto é, wavelets desta família com 5 momentos nulos – ou pontos de inflexão. Da mesma forma, para a família das Daubechies, o índice que forneceu melhores resultados foi o índice 10, ou seja, ondas Daubechies com 10 momentos nulos. Os testes foram feitos respectivamente com as abordagens “op1” e “manual”, ambas com limiarização *soft* por ser a que apresenta melhores resultados.

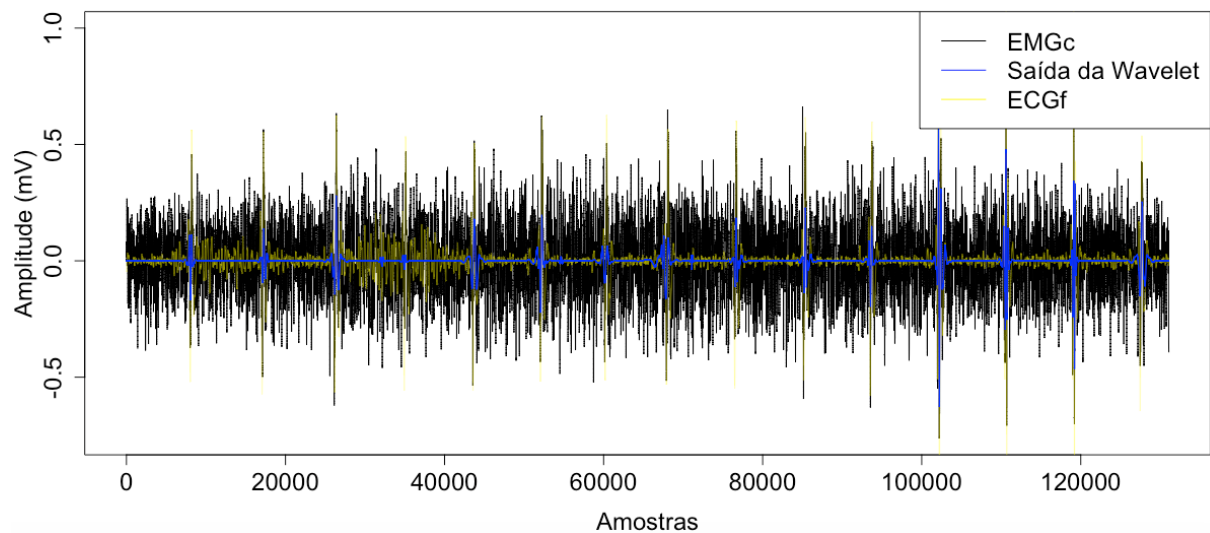
4.4.1 Coiflets 5

Com esta família de wavelets, a saída das wavelets, independentemente da abordagem e devido à escolha dos parâmetros utilizados, retorna as componentes de baixa frequência, isto é, algo muito próximo do sinal ECGf, então, esta saída é subtraída de EMGc para obter EMGwco e EMGwcm.

4.4.1.1 Abordagem “op1”

O valor do limiar é calculado de acordo com Ogden e Parzen (1996). Como dito anteriormente, a saída da filtragem utilizando wavelet apresenta um sinal muito similar a ECGf. Este sinal, juntamente com EMGc e ECGf podem ser vistos na Figura 20.

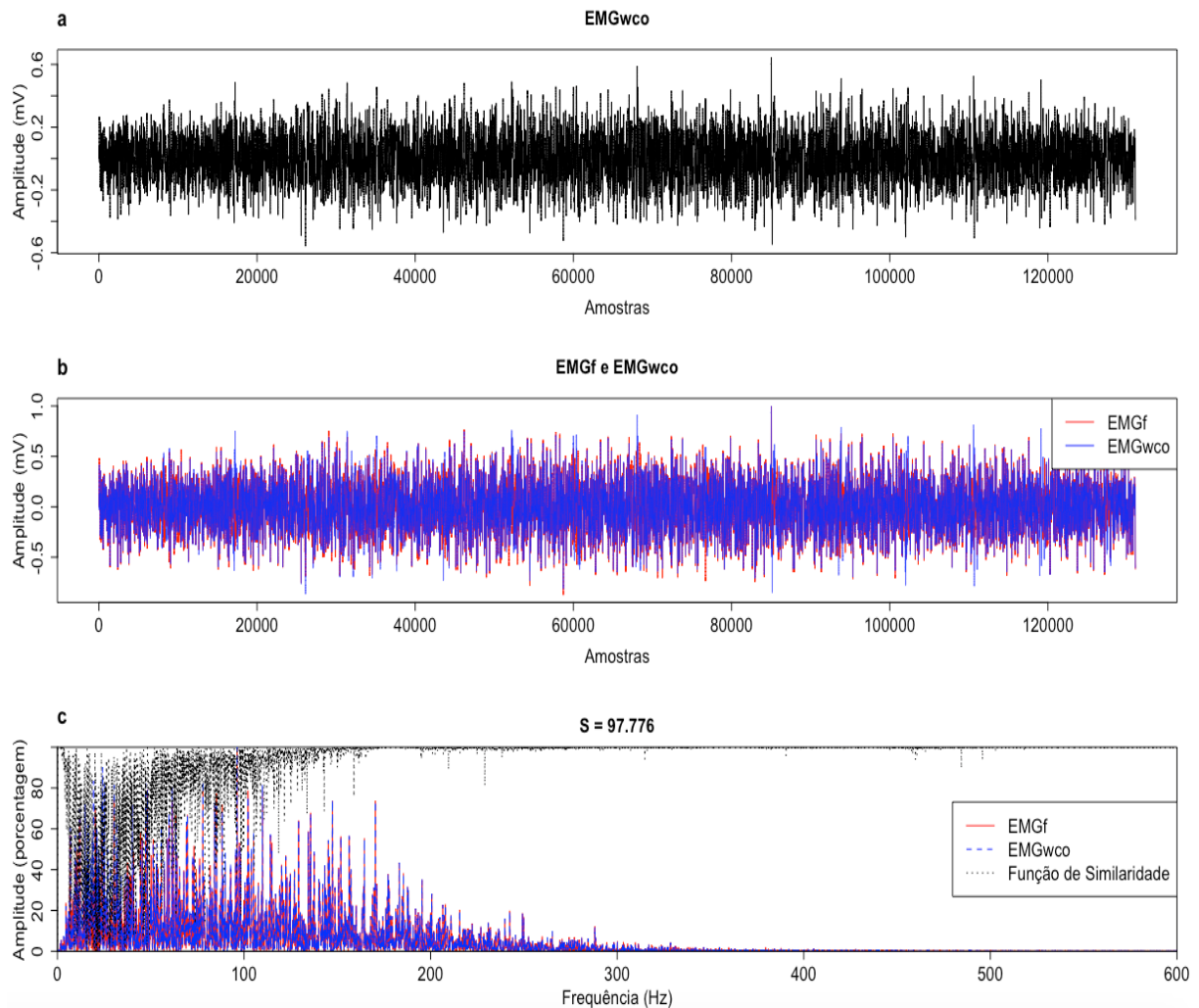
Figura 20 – Sobreposição de EMGc, saída da wavelet e ECGf
Sobreposição de EMGc, saída da wavelet e ECGf



Fonte: Elaboração própria

A Figura 21a representa a subtração da saída da filtragem via wavelet a partir de EMGc. Há uma boa correspondência entre os sinais de saída da wavelet e ECGf, como visto nas Figuras 21b e 21c, indicando que este método realiza uma boa filtragem.

Figura 21 – EMGwco, sobreposição de EMGf e EMGwco e a similaridade entre EMGf e EMGwco



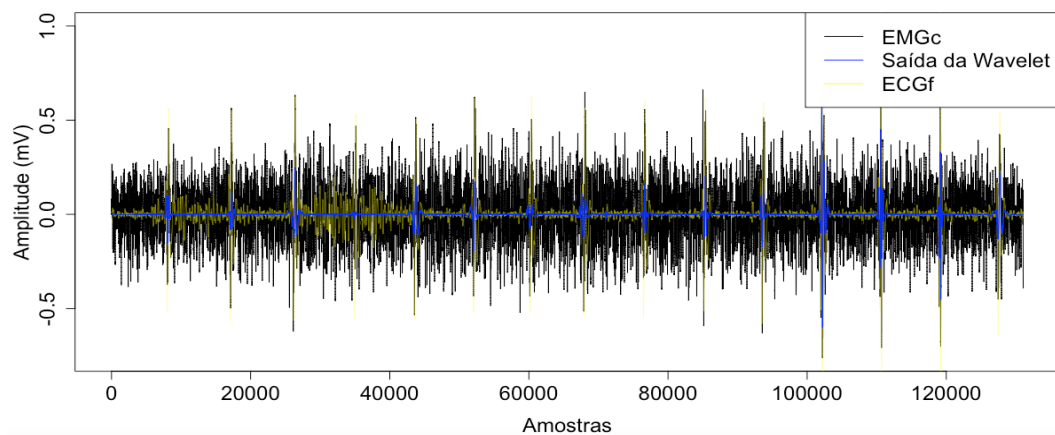
Fonte: Elaboração própria

É possível ver que há uma similaridade de 97,776% (Figura 21c) entre os espectros de potência dos dois sinais, indicando que houve uma ótima filtragem do sinal ECGf. Analogamente ao método de filtragem via ICA, algumas baixas frequências, também em torno de 20 Hz a 30 Hz, foram atenuadas. As frequências média e mediana – 111,06 Hz e 97,65 Hz respectivamente – são próximas dos valores anteriores, respectivamente 116,78 Hz e 103,27 Hz. Quanto ao domínio do tempo, referente ao aspecto geral do sinal, há 93,76% de correlação entre EMGf e EMGwco, representando que o sinal manteve uma boa parte de seu aspecto original após a filtragem.

4.4.1.2 Abordagem “manual”

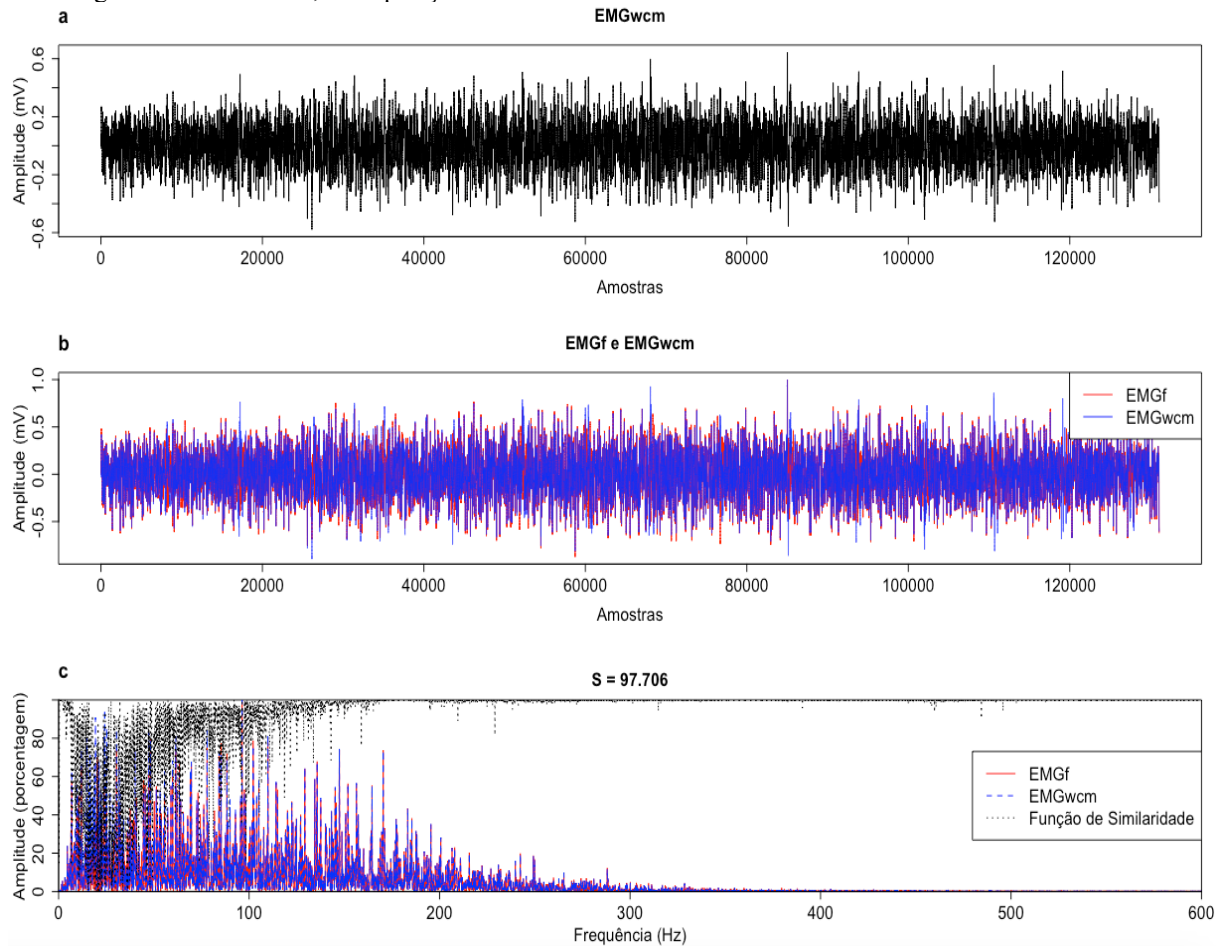
O valor utilizado na limiarização é fornecido pelo usuário. Por meio de diversos testes, o valor de limiar que retornou melhores resultados foi 4,081. Da mesma forma que na abordagem anterior (“op1”), o sinal da saída da filtragem via wavelet será subtraído de EMGc a fim de se obter o sinal visto na Figura 23a. Novamente, se pode ver uma boa correspondência entre os sinais analisados (Figuras 23b e 23c).

Figura 22 – Sobreposição de EMGc, saída da wavelet e ECGf
Sobreposição de EMGc, saída da wavelet e ECGf



Fonte: Elaboração própria

Figura 23 – EMGwcm, sobreposição de EMGf e EMGwcm e a similaridade entre EMGf e EMGwcm



Fonte: Elaboração própria

Analogamente à abordagem anterior, há uma boa correspondência entre a saída da wavelet e ECGf, com exceção das componentes que apresentam maior presença de ECGf, representando uma boa filtragem por meio deste método.

Sendo inferior ao caso anterior, há uma similaridade de 97,706% entre os espectros de potência dos dois sinais, indicando que houve uma ótima filtragem do sinal. Analogamente também ao método de filtragem via ICA, algumas baixas frequências, especialmente em torno de 20 Hz a 30 Hz, foram atenuadas. As frequências média e mediana – 109,79 Hz e 96,59 Hz respectivamente – se apresentaram bem próximas dos valores anteriores, respectivamente 116,78 Hz e 103,27 Hz, um pouco menos próximas se comparadas com as obtidas com o filtro anterior. Quanto ao aspecto geral da onda no domínio do tempo, há uma correlação de 93,32% entre EMGf e EMGwcm, que representa que o sinal manteve boa parte de seu aspecto após o procedimento de filtragem.

4.4.2 Daubechies 10

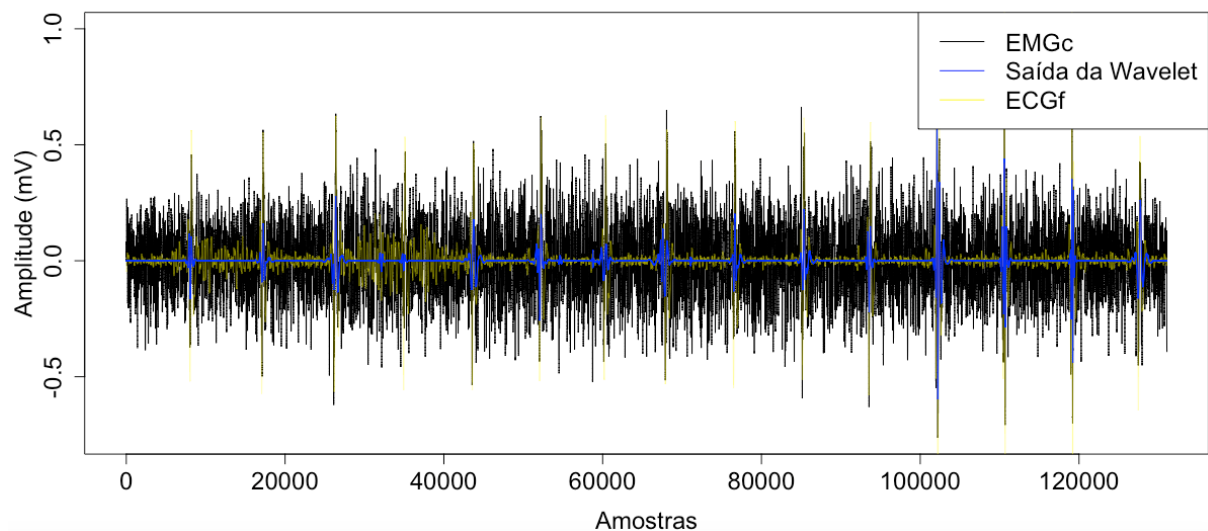
Da mesma forma que as Coiflets 5, esta família de wavelets, após seu procedimento de transformação, limiarização e transformação inversa, retorna uma onda próxima ao sinal ECGf por estar filtrando as componentes de alta frequência, deixando apenas as frequências menores, sinal este que será subtraído de EMGc para a obtenção de EMGwdo e EMGwdm.

4.4.2.1 Abordagem “op1”

Assim como na abordagem “op1” utilizando as Coiflets, o valor do limiar é calculado pela abordagem de Ogden e Parzen (1996) e também apresenta, em sua saída, um sinal similar a ECGf (Figura 24).

Figura 24 – sobreposição de EMGc, saída da wavelet e ECGf.

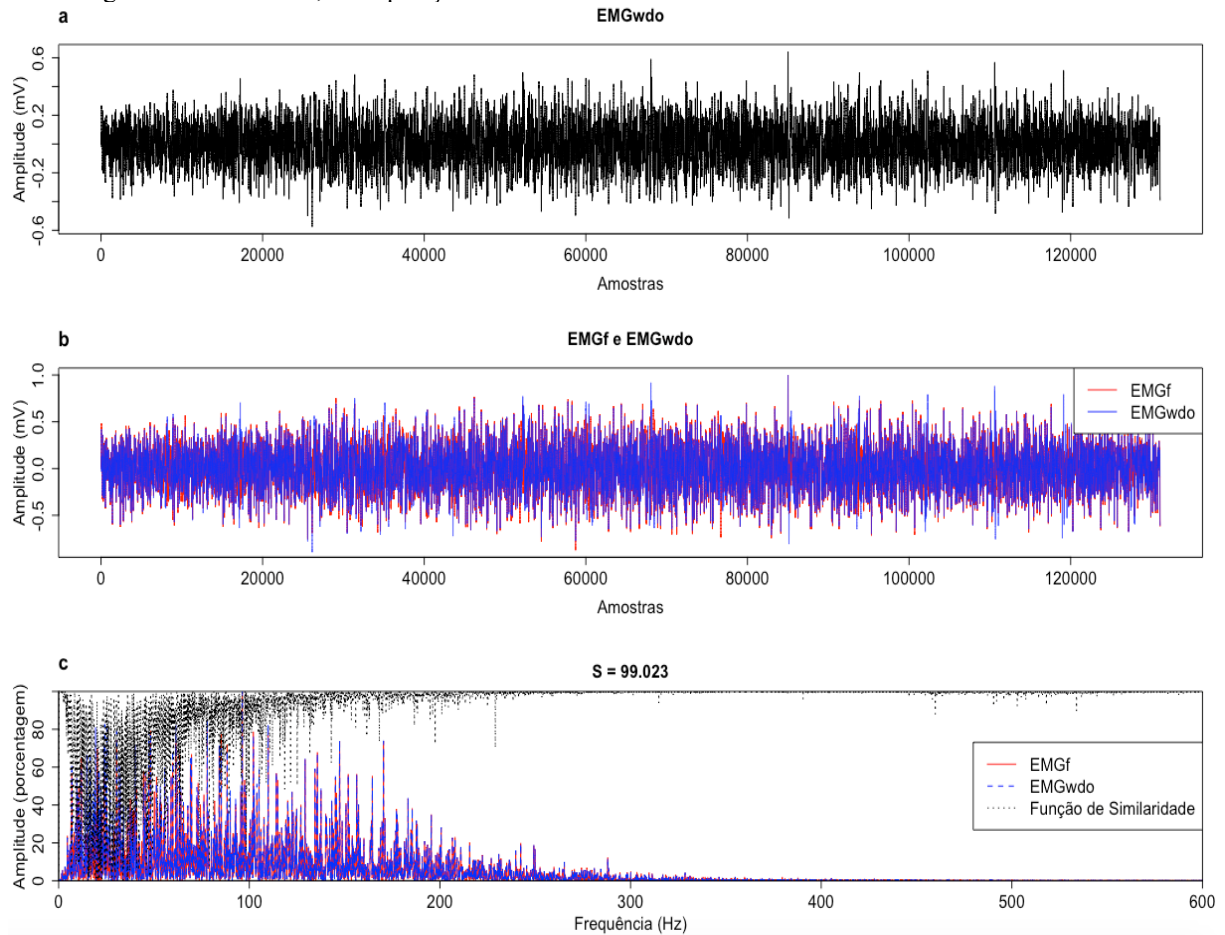
Sobreposição de EMGc, saída da wavelet e ECGf



Fonte: Elaboração própria

Fica evidente a correspondência entre os sinais de saída da wavelet e as componentes de menor frequência de ECGf, sendo superior à família Coiflets. Este sinal será subtraído de EMGc a fim de se obter os resultados apresentados na Figura 25. Uma boa correlação temporal e similaridade espectral entre os sinais são vistas nas Figuras 25b e 25c.

Figura 25 – EMGwdo, sobreposição de EMGf e EMGwdo e a similaridade entre EMGf e EMGwdo



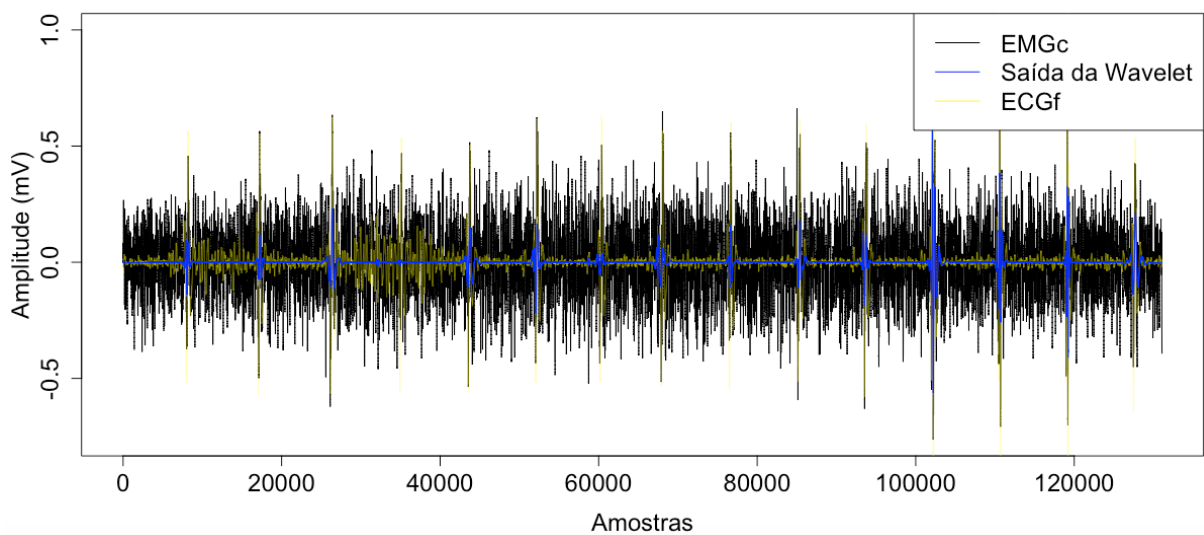
Fonte: Elaboração própria

Apresentando resultados melhores do que as Coiflets, com uma similaridade de 99,023% (Figura 25c) entre os espectros de frequência de EMGf e EMGwdo, as Daubechies mostram que o sinal contaminado teve seu ruído quase que completamente removido por este método. Da mesma forma que ocorreu nos exemplos anteriores, algumas frequências próximas de 25 Hz sofreram uma significativa atenuação – frequência próxima às frequências típicas de um sinal eletrocardiográfico. As frequências média e mediana de EMGwdo – 111,56 Hz e 98,17 Hz respectivamente – estão ainda mais próximas das de EMGf, que são, respectivamente, 116,78 Hz e 103,27 Hz, do que pelo uso dos filtros anteriores. O aspecto no domínio do tempo do sinal eletromiográfico pós-wavelet possui uma correlação ainda maior com EMGf: 93,88%.

4.4.2.2 Abordagem “manual”

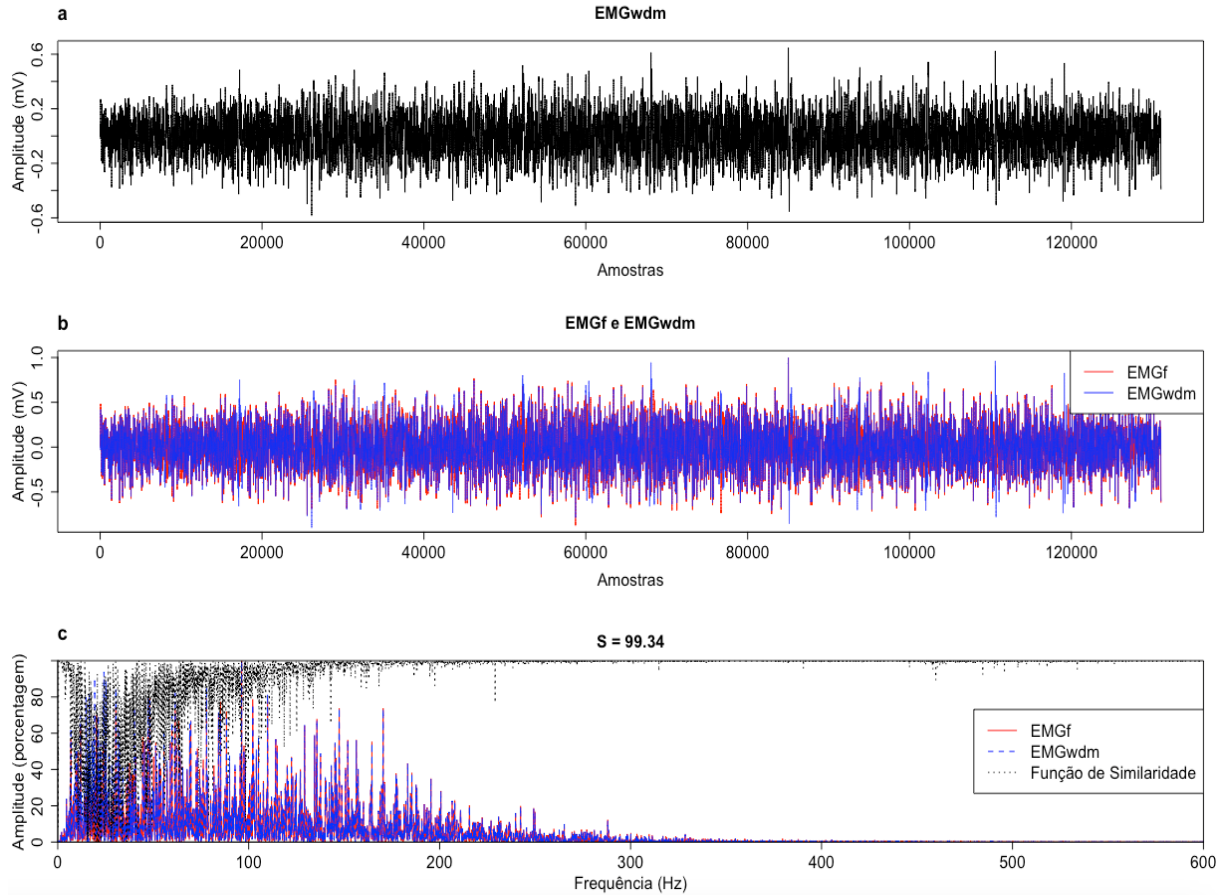
Da mesma forma que no uso de Coiflets, o valor utilizado na limiarização é fornecido pelo usuário. Por meio de diversos testes, o valor de limiar que retornou melhores resultados foi 4,141. Os resultados são mostrados nas Figuras 26 e 27. A Figura 27a representa a subtração entre EMGc e a saída do procedimento de filtragem via wavelet – EMGwdm –, a Figura 27b mostra a sobreposição de EMGf e EMGwdm e a Figura 27c apresenta a similaridade entre os espectros destas ondas.

Figura 26 – Sobreposição de EMGc, saída da wavelet e ECGf
Sobreposição de EMGc, saída da wavelet e ECGf



Fonte: Elaboração própria

Figura 27 – EMGwdm, sobreposição de EMGf e EMGwdm e a similaridade entre EMGf e EMGwdm



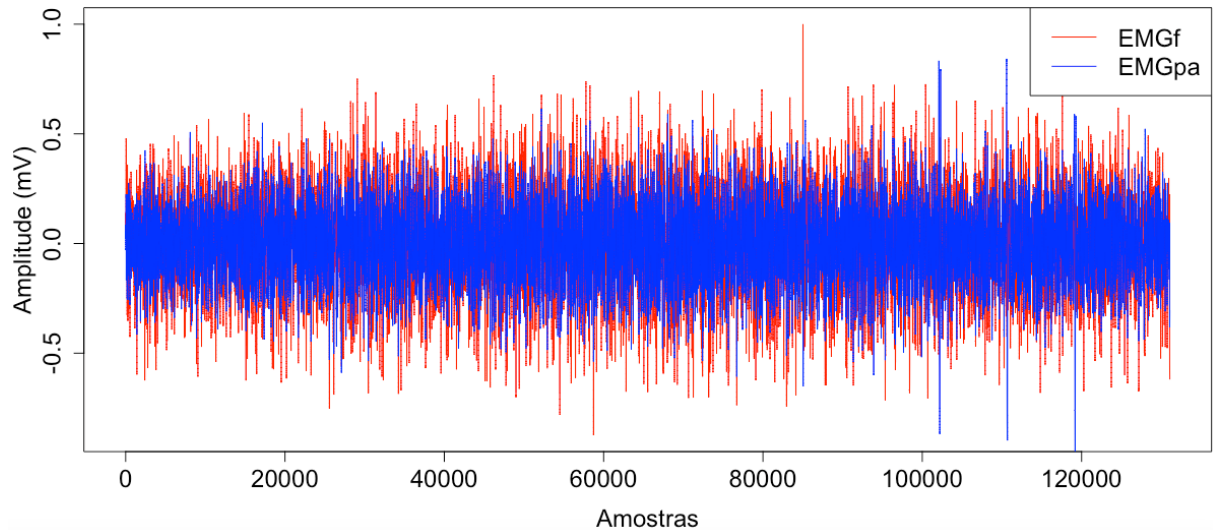
Fonte: Elaboração própria

Da mesma forma que no exemplo utilizando a abordagem de Ogden e Parzen, a correspondência entre os sinais de saída da wavelet e ECGf é bem clara, como pode ser visto na Figura 27. Com resultado de similaridade consideravelmente alto entre os dois espectros analisados – 99,34% (Figura 27c) –, este método é o que apresentou o maior índice de similaridade espectral até agora. Tratando-se das frequências mediana e média, as obtidas após todo este processo de filtragem foram 109,63 Hz e 96,5 Hz, um pouco mais distintas das originais (116,78 Hz e 103,27 Hz respectivamente) do que utilizando a abordagem “op1”. No domínio do tempo, o sinal EMGwdm obteve uma correlação de 93,11% com o EMGf, um pouco menor do que o encontrado na abordagem anterior.

4.5 Filtragem de EMGc via filtro passa-alta

Como explicado anteriormente, é aplicado apenas um simples filtro Butterworth passa-alta de 2 polos com frequência de corte de 30 Hz. Os resultados são expostos na Figura 28.

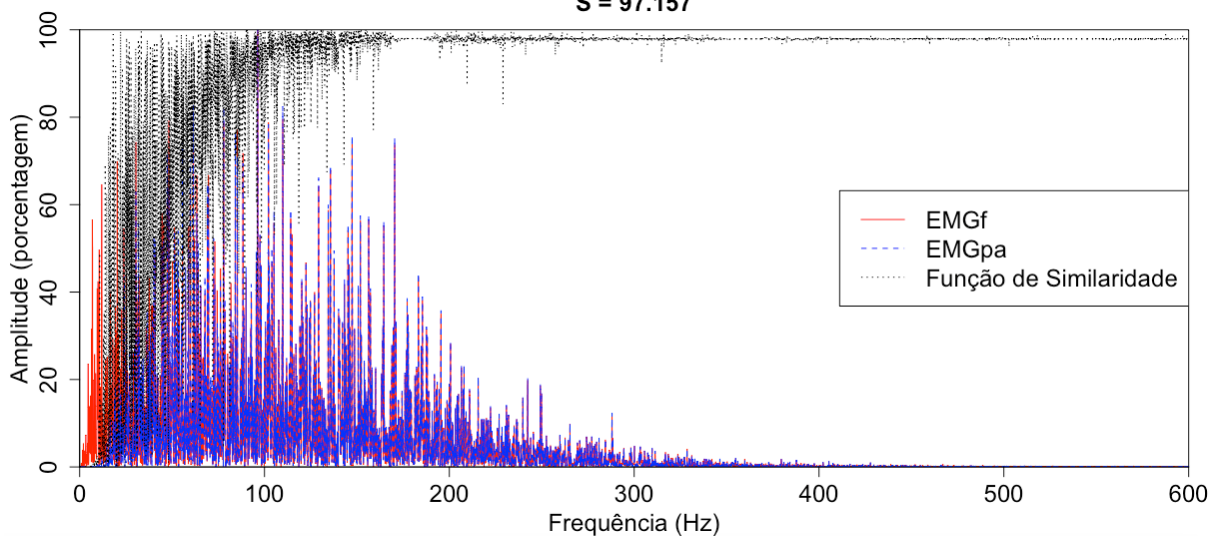
Figura 28 – Sobreposição de EMGf e EMGpa
Sobreposição de EMGf e EMGpa



Fonte: Elaboração própria

Ambas as amplitudes estão normalizadas para melhor visualização, visto que o filtro causa uma atenuação na de EMGpa. Visualmente, é possível inferir que houve uma mudança maior da conformação da forma de onda do sinal se comparado com o método de filtragem pelo uso de wavelets, havendo uma correlação entre ambos os sinais de 74,14% (Figura 29).

Figura 29 – Similaridade entre EMGf e EMGpa
S = 97.157



Fonte: Elaboração própria

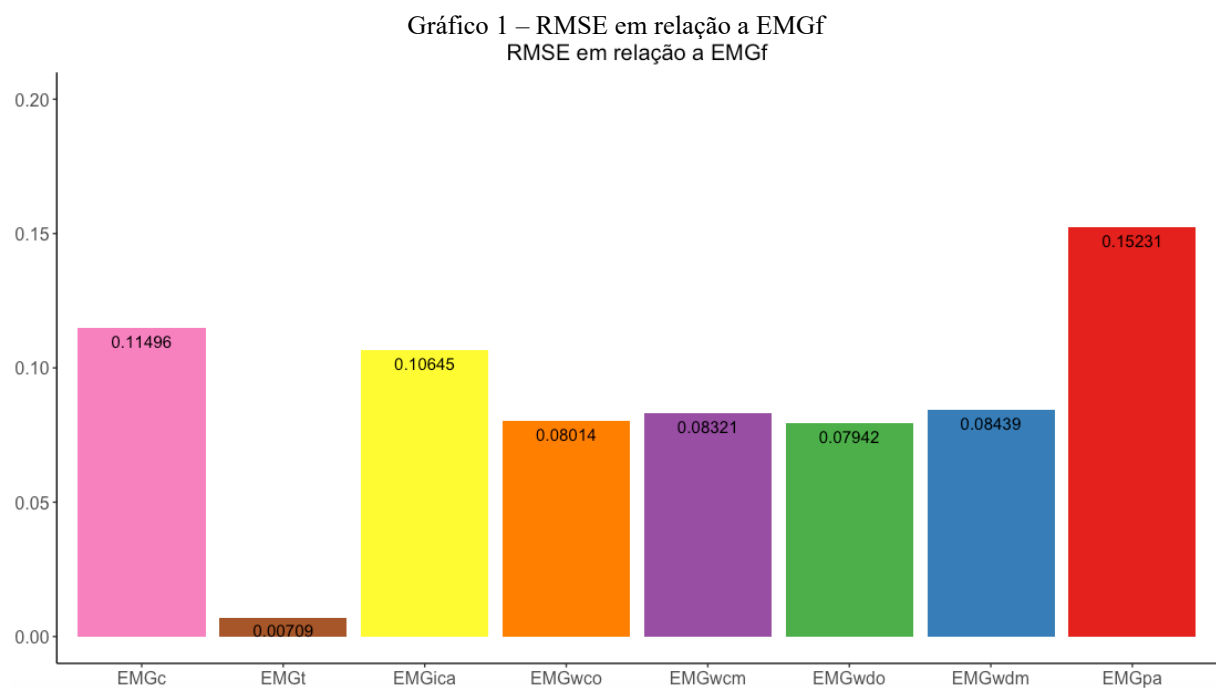
Por outro lado, fazendo a análise no domínio da frequência, é vista uma similaridade de 97,157% entre os dois sinais, havendo discrepância máxima em frequências abaixo de 30Hz, como já era esperado. Uma análise das frequências média e mediana mostram que houve um

aumento significativo de ambas – dado que as frequências mais baixas do sinal foram removidas –, sendo as de EMGpa, 125,77 Hz e 112,24 Hz e as de EMGf, 116,78 Hz e 103,27 Hz respectivamente.

4.6 Análise dos procedimentos de filtragem

A biblioteca de ICA disponível no RStudio não permite um controle da amplitude do sinal da componente aproximada por ele. Assim, é necessária uma normalização do sinal – dividir o sinal pelo módulo de seu maior valor encontrado – para que ele fique entre 1 e -1, para o cálculo de RMSE. Dessa forma, a fim de se estabelecer um padrão, o mesmo procedimento é feito com as outras abordagens.

O Gráfico 1 mostra o valor calculado para o erro relativo RMS (RMSE) entre os sinais apresentados e EMGf a fim de verificar se houve uma boa filtragem. Por se tratar do erro elevado ao quadrado, quanto maior o erro, isto é, quanto maior a diferença entre os dois sinais analisados, mais essa diferença fica evidenciada.



Fonte: Elaboração própria

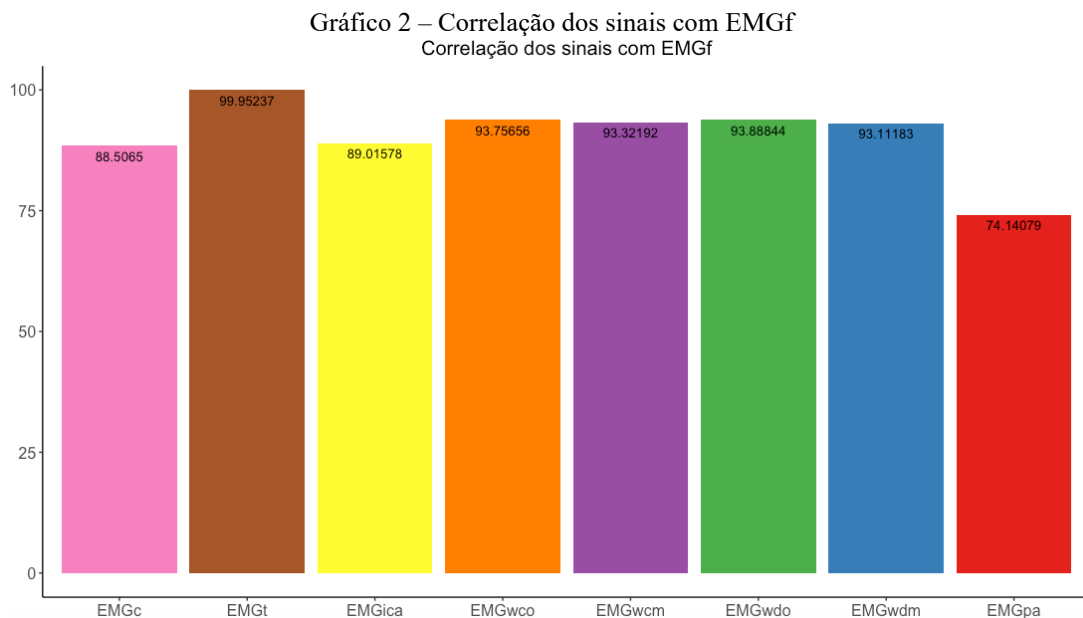
É possível ver que, por apresentar o menor erro relativo RMS, com o procedimento de filtragem utilizando ICA com referência apresentou o melhor resultado, seguido pela

metodologia utilizando wavelets, especialmente utilizando as Daubechies 10 com a abordagem de Ogden e Parzen (1996).

Tratando-se da ICA sem o sinal ECGf na referência, EMGica apresentou um valor de RMSE um pouco maior do que o de EMGc, pois, apesar de ter removido boa parte das componentes ECG do eletromiograma contaminado, ainda restaram alguns picos característicos deste tipo de sinal, além de algumas componentes do sinal EMG terem sido filtradas juntamente com ECGica, removendo essas componentes no resultado final da ICA.

Da mesma forma que pela ICA sem referência, utilizando o filtro passa-alta, há um erro maior, pois, além de ceifar as baixas frequências do sinal ECGf, ceifa componentes de baixa frequência inerentes ao sinal eletromiográfico EMGf, mostrando que esse método é bom para retirar o sinal eletrocardiográfico de um EMG de superfície, mas, por outro lado, retira componentes do EMG que estejam na mesma faixa de frequência que ele.

A próxima análise realizada foi baseada na correlação entre os sinais analisados e EMGf, como pode ser visto no Gráfico 2. Neste caso, não houve a necessidade de normalizar os sinais pois a função `corr()` correlaciona os sinais em relação a seu formato e características temporais, não dando tanta importância para suas amplitudes.



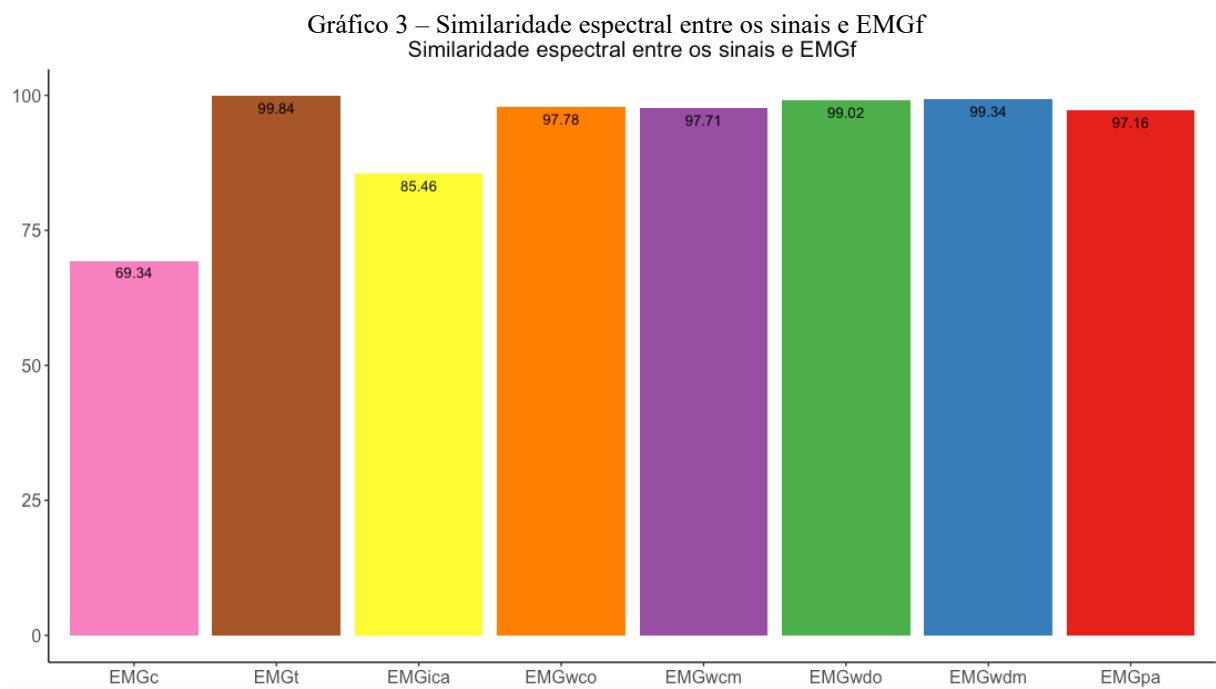
Fonte: Elaboração própria

Novamente, com exceção da filtragem via ICA utilizando ECGf como referência, os métodos de filtragem que apresentaram melhores resultados foi utilizando wavelets, mais especificamente, Daubechies 10, com a abordagem de Ogden e Parzen (1996). Analogamente à análise anterior, os piores resultados foram utilizando ICA entre o sinal eletromiográfico

sinético contaminado (EMGc) sem o sinal ECGf como referência na entrada e utilizando filtro passa-alta.

EMGica obteve uma correlação próxima a EMGc, pois, da mesma maneira que na análise do RMSE, algumas componentes de EMGc, características de um sinal eletromiográfico, foram ceifadas ao realizar a filtragem para captar ECGica, melhorando a correlação entre as formas de onda destes dois sinais, mas não tão significativamente.

A filtragem utilizando um filtro passa-alta também apresentou resultados não tão bons, pois, assim como explicado na análise do RMSE, baixas frequências inerentes ao sinal EMGf também foram ceifadas, como pode ser visto no Gráfico 3.

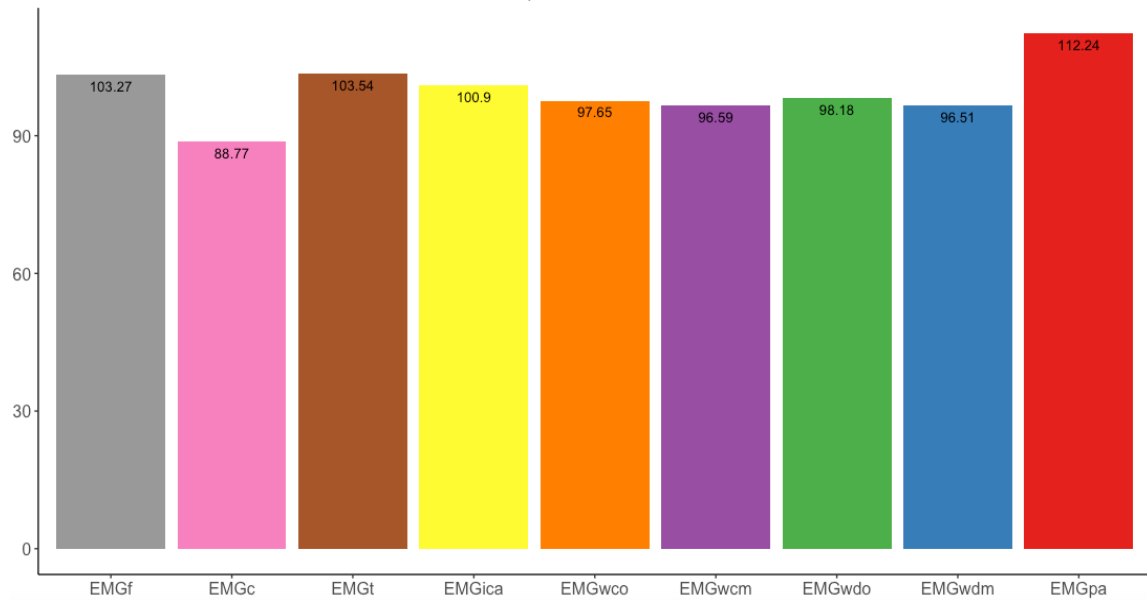


Fonte: Elaboração própria

Quanto à similaridade espectral, fica evidente que esta metodologia ICA sem o uso de sinal eletrocardiográfico de referência não apresentou uma boa filtragem do sinal se comparado com EMGf. A análise de ICA com referência estabelece um alto padrão de filtragem, sendo que apenas dois métodos chegam tão perto da similaridade de frequência desta análise: a filtragem utilizando wavelets Daubechies 2 pela abordagem de Ogden e Parzen (1996) e pela abordagem manual, apresentando índices de similaridade altíssimos (maiores do que 99%).

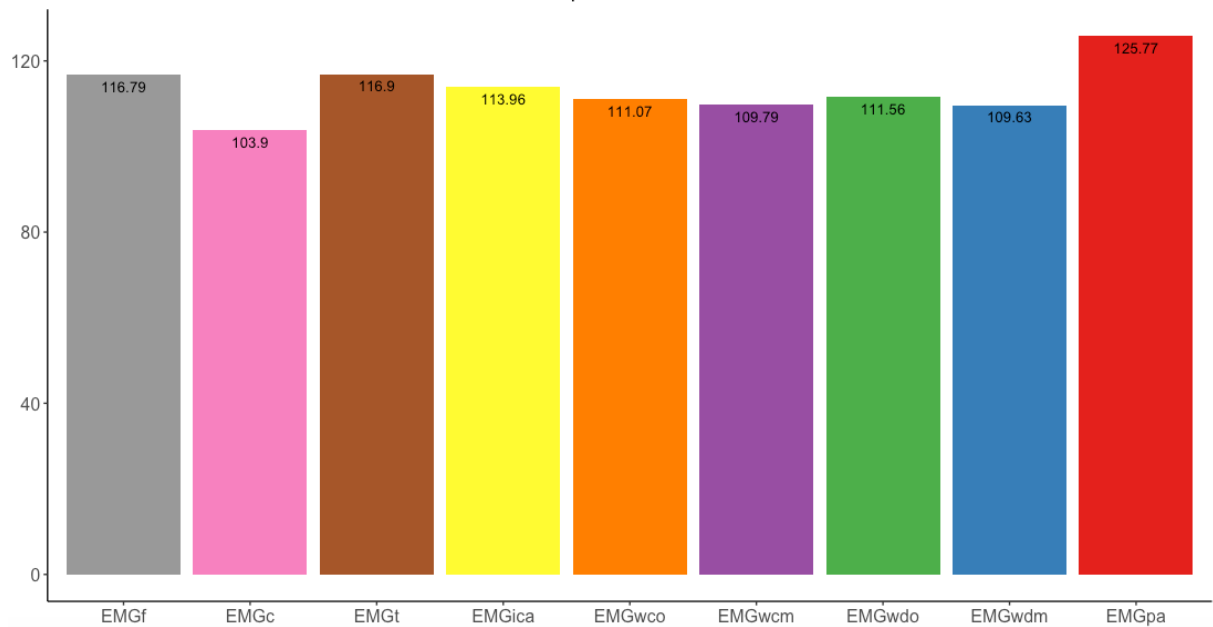
Abaixo, nos gráficos 4 e 5, estão as análises das frequências mediana e média dos sinais analisados.

Gráfico 4 – Frequências medianas dos sinais
Frequências medianas



Fonte: Elaboração própria

Gráfico 5 – Frequências médias dos sinais
Frequências médias



Fonte: Elaboração própria

Uma primeira análise parece mostrar que EMGica é um dos sinais que possui características de frequência mais próximas de EMGf, mas, é importante lembrar que foi a metodologia com a menor similaridade espectral entre os dois sinais. Apesar de possuir frequências mediana e média próximas do sinal inicial – até mais próximas do que utilizando as wavelets –, vale ressaltar que há discrepâncias significativas entre os dois sinais.

Estas análises reforçam o que foi afirmado anteriormente: que a filtragem por meio de ICA com ECGf na referência estabelece um alto padrão de filtragem, seguido pela metodologia de filtragem pelo uso de Wavelets, especialmente da família Daubechies 10, pela abordagem de Ogden e Parzen (1996), sendo as mais adequadas para a remoção de um sinal eletrocardiográfico sintético a partir de um sinal eletromiográfico sintético contaminado por ele.

5 DISCUSSÃO

Neste estudo foram utilizadas diversas metodologias propostas na literatura com a finalidade de remover ruído ECG de um sinal EMG. Dentre essas metodologias, a que apresentou melhores resultados foi a ICA utilizando o ruído ECG de referência.

Nesta ICA, por ocorrer a comparação entre dois sinais a fim de estimar quais são os dois sinais originais que os compõem, ter este ruído de referência em uma das entradas faz com que ele seja removido do sinal contaminado por ele, visto que o algoritmo, ao maximizar a diferença entre os dois sinais de entrada, remova quaisquer componentes comuns entre o ruído e o sinal contaminado, restando apenas o sinal filtrado, apresentando altos valores de similaridade espectral com o EMG inicial e de correlação entre suas formas de onda, assim como valores de frequência média e mediana que apresentavam diferenças mínimas, nas casas decimais, sendo as frequências média e a mediana do sinal filtrado 116,9 Hz e 103,54 Hz respectivamente, e 116,79 Hz e 103,27 Hz do sinal original.

Contudo, a captação do ruído ECG, simultaneamente com a coleta do EMG, nem sempre ocorre, tornando a remoção deste tipo de ruído consideravelmente mais complexa. Utilizando filtros passa-faixa e de suavização na tentativa de extrair o ruído eletrocardiográfico de um sinal eletromiográfico mostrou ser uma tarefa árdua, pois independentemente dos valores escolhidos para os filtros, componentes inerentes ao EMG eram filtradas juntamente ao ECG, fazendo com que, ao passar ambos sinais (EMG contaminado e o ECG obtido via filtragem passa-faixa) pela ICA, não ocorresse uma filtragem muito boa.

Outra metodologia utilizada, também sem o uso do ruído como referência, foi pelo uso das wavelets, apresentando os melhores resultados dentre os métodos comparados que não possuem o ruído eletrocardiográfico de referência. Foram testadas diversas famílias de wavelets, assim como diversas abordagens da literatura, porém as que apresentaram melhores resultados foram as Coiflets 5 e as Daubechies 10, provavelmente devido à suas similaridades ao complexo PQRST de um sinal ECG. Já entre as abordagens da literatura, a que apresentou melhores resultados foi a abordagem “op1” de Ogden e Parzen (1996), mostrando-se superior até ao modo manual, em que o valor do limiar era estabelecido pelo usuário. Independente de quantos testes fossem feitos, o limiar estabelecido pela abordagem “op1” demonstrou-se superior ao valor manual, mostrando a precisão do limiar por ela estabelecido ao utilizá-la.

Visto que as limiarizações utilizadas faziam com que as componentes do EMG fossem filtradas, restando apenas as do ECG, era simples de se obter o sinal filtrado, fazendo uma subtração básica entre o sinal contaminado e a saída do procedimento de filtragem. O uso das

Daubechies 10 com a abordagem “op1” foi a que apresentou os melhores resultados, atingindo valores de similaridade espectral de 99,02% entre o sinal filtrado e o EMG inicial, juntamente com uma correlação entre as formas de onda dos dois sinais de 93,88%, apresentando frequências média e mediana de 111,56 Hz e 98,18 Hz respectivamente, consideravelmente próximas das originais, sendo a média 116,79 Hz e a mediana 103,27 Hz. Utilizando a abordagem manual para a limiarização apresentou uma similaridade levemente maior (99,34%), porém com uma correlação menor (93,11%), e com frequências média e mediana um pouco mais distantes das originais se comparadas com as da abordagem “op1”, sendo elas 109,63 Hz e 96,51 Hz respectivamente.

Considerando as metodologias que apresentaram os piores resultados, destacam-se a ICA sem referência, como já foi discutida, e a filtragem utilizando um filtro passa-alta de 30 Hz. Esta abordagem apresentou os piores resultados dentre os procedimentos já citados pois ceifou não apenas as componentes de baixa frequência relacionadas ao ECG, mas também componentes inerentes ao sinal eletromiográfico que podem ser úteis em algumas análises, podendo comprometê-las. Vale ressaltar que, entre todos os procedimentos de filtragem, este foi o único que apresentou valores de frequência média e mediana consideravelmente maiores do que os originais, sendo eles 125,77 Hz e 112,24 Hz, respectivamente, justamente por ter ceifado essas componentes de baixas frequências.

É válido notar que, independentemente do método utilizado, o sinal EMG filtrado sofreu uma considerável atenuação de sua amplitude.

6 CONCLUSÃO

Várias comparações foram feitas entre os diversos tipos de filtragem a fim de estimar qual seria o mais adequado para esta aplicação – remover ruídos eletrocardiográficos de uma eletromiografia de superfície –, levando em conta que nem sempre é feita a captação do sinal ECG isolado para que exista uma referência que possa ser utilizada no procedimento de filtragem.

Como pôde ser visto, a filtragem via ICA utilizando o sinal ECG de referência se mostrou superior aos outros métodos, atingindo níveis de similaridade espectral e correspondência de formas de onda próximos de 100% do sinal EMG isolado, isto é, sem estar contaminado por ECG. Entretanto, como exposto, diversas vezes, se não há a captação isolada do sinal eletrocardiográfico, fica impossibilitado o uso desse tipo de filtragem desta forma.

Caso não haja a captação deste sinal “contaminador”, o método de filtragem que mais se destaca é pelo uso de wavelets, especialmente as da família Daubechies 10 com a abordagem de Ogden e Parzen (1996), com 99,02% de similaridade espectral e 93,88% de correlação de formas de onda entre o sinal pós-filtragem e o sinal EMG sem contaminação, apresentando também frequências média e mediana próximas das esperadas.

O principal problema encontrado no uso da ICA sem referência, que já foi discutido anteriormente, é que, ao realizar a filtragem do sinal a fim de obter um segundo sinal de entrada para o algoritmo, algumas componentes do sinal EMG são filtradas juntamente com o ECG, fazendo parte deste sinal, não sendo um método que tenha tanto destaque quanto utilizando wavelets.

Ademais, para uma próxima análise, seria válido realizar os testes com as metodologias apresentadas em sinais EMG reais, a fim de verificar e, possivelmente, reforçar a acurácia e a precisão dos procedimentos aqui apresentados, considerando a necessidade de uma captura com o mínimo de artefatos possível a fim de evitar mais ruídos a serem filtrados.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABBASPOUR, S.; FALLAH, A. Removing ECG Artifact from the Surface EMG Signal Using Adaptive Subtraction Technique. **Journal of biomedical physics & engineering**, [S. l.], v. 4, n. 1, p. 33–8, 2014. ISSN: 2251-7200. Disponível em: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/25505766><http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=PMC4258854>.
- AMRUTHA, N.; ARUL, V. H. A Review on Noises in EMG Signal and its Removal. **International Journal of Scientific and Research Publications**, [S. l.], v. 7, n. 5, p. 23, 2017. ISSN: 2250-3153. Disponível em: www.ijsrp.org.
- ANDRADE, A. O. et al. EMG signal filtering based on Empirical Mode Decomposition. **Biomedical Signal Processing and Control**, [S. l.], v. 1, n. 1, p. 44–55, 2006. ISSN: 17468094. DOI: 10.1016/j.bspc.2006.03.003.
- BARROS, K. R. Metodologia para classificação de sinais EMG para controle de próteses com baixo esforço computacional. **Universidade Federal de Uberlândia - UFU**, [S. l.], v. 1, p. 1–41, 2005.
- BARTOLO, A. et al. Description and validation of a technique for the removal of ECG contamination from diaphragmatic EMG signal. **Medical and Biological Engineering and Computing**, [S. l.], v. 34, n. 1, p. 76–81, 1996. ISSN: 01400118. DOI: 10.1007/BF02637025.
- BECKER, D. E. Fundamentals of electrocardiography interpretation. **Anesthesia progress**, [S. l.], v. 53, n. 2, p. 53–63; quiz 64, 2006. ISSN: 0003-3006. DOI: 10.2344/0003-3006(2006)53[53:FOEI]2.0.CO;2. Disponível em: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/16863387>.
- BUTLER, H. L. et al. The interpretation of abdominal wall muscle recruitment strategies change when the electrocardiogram (ECG) is removed from the electromyogram (EMG). **Journal of Electromyography and Kinesiology**, [S. l.], v. 19, n. 2, 2009. ISSN: 10506411. DOI: 10.1016/j.jelekin.2007.10.004.
- CHOWDHURY, R. H. et al. Surface electromyography signal processing and classification techniques. **Sensors (Switzerland)**, [S. l.], v. 13, n. 9, p. 12431–12466, 2013. ISSN: 14248220. DOI: 10.3390/s130912431.
- DE LUCA, C. J. et al. Filtering the surface EMG signal: Movement artifact and baseline noise contamination. **Journal of Biomechanics**, [S. l.], v. 43, n. 8, p. 1573–1579, 2010. ISSN: 00219290. DOI: 10.1016/j.jbiomech.2010.01.027. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jbiomech.2010.01.027>.
- FREITAS, M. L. B. Análise de características do sinal EMG para auxílio em processos de classificação de padrões. [S. l.], p. 144, 2018. Disponível em: http://repositorio.roca.utfpr.edu.br/jspui/bitstream/1/10545/1/PG_COELE_2018_2_02.pdf.
- LU, G. et al. Removing ECG noise from surface EMG signals using adaptive filtering. **Neuroscience Letters**, [S. l.], v. 462, n. 1, p. 14–19, 2009. ISSN: 03043940. DOI: 10.1016/j.neulet.2009.06.063.

MASSÓ, N. et al. (2010). Surface electromyography applications. **Medicina de l'esport**; Vol.: 44 Núm.: 166. 45.

REAZ, M. B. I.; HUSSAIN, M. S.; MOHD-YASIN, F. Techniques of EMG signal analysis: Detection, processing, classification and applications. **Biological Procedures Online**, [S. l.], v. 8, n. 1, p. 11–35, 2006. ISSN: 14809222. DOI: 10.1251/bpo115.

SALMAN, A. et al. (2012). Optimized circuit for EMG signal processing. 2012 **International Conference on Robotics and Artificial Intelligence**, ICRAI 2012. 208-213. 10.1109/ICRAI.2012.6413390.

STEGEMAN, D.; HERMENS, H. Standards for surface electromyography: The European project Surface EMG for non-invasive assessment of muscles (SENIAM). ISBN: 90-75452-15-2.

WILLIGENBURG, N. W. et al. Removing ECG contamination from EMG recordings: A comparison of ICA-based and other filtering procedures. **Journal of Electromyography and Kinesiology**, [S. l.], v. 22, n. 3, p. 485–493, 2012. ISSN: 10506411. DOI: 10.1016/j.jelekin.2012.01.001. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jelekin.2012.01.001>.

ZHANG, X.; ZHOU, P. Filtering of surface EMG using ensemble empirical mode decomposition. **Medical Engineering and Physics**, [S. l.], v. 35, n. 4, p. 537–542, 2013. ISSN: 13504533. DOI: 10.1016/j.medengphy.2012.10.009. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.medengphy.2012.10.009>.

ZHOU, P.; KUIKEN, T. A. Eliminating cardiac contamination from myoelectric control signals developed by targeted muscle reinnervation. **Physiological Measurement**, [S. l.], v. 27, n. 12, 2006. ISSN: 09673334. DOI: 10.1088/0967-3334/27/12/005.