



## REDUÇÃO DA INTERFERÊNCIA ELETROCARDIOGRÁFICA EM SINAIS ELETROMIOGRÁFICOS

José Dilermando Costa Junior

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Biomédica, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Doutor em Engenharia Biomédica.

Orientadores: Antonio Mauricio Ferreira Leite  
Miranda de Sá  
José Manoel de Seixas

Rio de Janeiro  
Setembro de 2016

REDUÇÃO DA INTERFERÊNCIA ELETROCARDIOGRÁFICA EM SINAIS  
ELETROMIOGRÁFICOS

José Dilermando Costa Junior

TESE SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO ALBERTO LUIZ  
COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA (COPPE) DA  
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS  
REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR EM  
CIÊNCIAS EM ENGENHARIA BIOMÉDICA.

Examinada por:

---

Prof. Antonio Mauricio Ferreira Leite Miranda de Sá, D.Sc.

---

Prof. José Manoel de Seixas, D.Sc.

---

Prof. Jurandir Nadal, D.Sc.

---

Prof. Marley Maria Bernardes Rebuzzi Vellasco, Ph.D.

---

Prof. Taian de Mello Martins Vieira, D.Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

SETEMBRO DE 2016

Costa Junior, José Dilermando

Redução da Interferência Eletrocardiográfica em Sinais Eletromiográficos/ José Dilermando Costa Junior. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2016.

X, 118 p.: il.; 29,7 cm.

Orientadores: Antonio Mauricio Ferreira Leite  
Miranda de Sá  
José Manoel de Seixas

Tese (doutorado) – UFRJ/ COPPE/ Programa de Engenharia Biomédica, 2016.

Referências Bibliográficas: p. 95-105.

1. Redução de interferência. 2. Eletromiografia. 3. Eletrocardiografia. 4. Separação cega de fontes. I. Sá, Antonio Mauricio Ferreira Leite Miranda de, *et al.* II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Biomédica. III. Título.

## AGRADECIMENTOS

Aos professores Dr. Antônio Maurício F. L. Miranda de Sá e Dr. José Manoel de Seixas pela orientação, sem a qual este trabalho não seria possível.

A todos os professores e colegas do Programa de Engenharia Biomédica.

Aos professores Dra. Marley Vellasco, Dr. Jurandir Nadal e Dr. Taian Vieira, que estiveram na banca de defesa desta tese.

Aos voluntários da pesquisa.

Às agências de fomento à pesquisa, CAPES e CNPq, pela bolsa concedida.

Àqueles que apoiaram e sempre estiveram ao meu lado.

Resumo da Tese apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Doutor em Ciências (D.Sc)

## REDUÇÃO DA INTERFERÊNCIA ELETROCARDIOGRÁFICA EM SINAIS ELETROMIOGRÁFICOS

José Dilermando Costa Junior

Setembro/2016

Orientadores: Antonio Mauricio Ferreira Leite Miranda de Sá

José Manoel de Seixas

Programa: Engenharia Biomédica

O eletromiograma (EMG) pode ser contaminado pelo eletrocardiograma (ECG) quando registrado em músculos do tronco ou próximo ao coração. A sobreposição espectral destes sinais dificulta a remoção do ECG. O filtro passa-altas com frequência de corte em 30 Hz é considerado pela literatura um método adequado para atenuar o ECG; no entanto, as informações abaixo de 30 Hz são eliminadas. Para resolver este problema, foram propostos: o uso de separação cega de fontes (SCF), para a atenuação em apenas um sinal; um novo modelo de subtração (TS); e a associação da SCF com o TS, para atenuação em registros multicanais. Para a SCF em apenas um sinal foram utilizadas três estratégias: o uso do EMG contaminado e sua cópia deslocada no tempo, aplicados às técnicas ICA, AMUSE, SOBI, SOBI-RO, PCA; com SCICA; e ICA com um sinal de referência. Os sinais monocanais foram contaminados artificialmente com sinais reais, e o desempenho das técnicas foi avaliado pelo coeficiente de correlação, informação mútua, divergência *Kullback-Leibler*, frequência mediana e entropia. Para a atenuação em sinais multicanais, a ICA foi associada ao TS, sendo também avaliada a influência do ECG na fadiga muscular. As técnicas apresentadas reduziram a interferência do ECG no EMG, sem a necessidade de coletas adicionais. E as baixas frequências do EMG foram preservadas. Em sinais monocanais a melhor opção é o uso do TS, e em sinais multicanais o uso da ICA com TS.

Abstract of Thesis presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Science (D.Sc.)

REDUCTION OF ELECTROCARDIOGRAPHIC SIGNAL IN  
ELECTROMYOGRAPHIC SIGNALS

José Dilermando Costa Junior

September/2016

Advisors: Antonio Mauricio Ferreira Leite Miranda de Sá

José Manoel de Seixas

Department: Biomedical Engineering

The electromyogram (EMG) may be contaminated by the electrocardiogram (ECG) when recorded on trunk muscles or close to heart. The spectral overlapping between these signals hampers the ECG removal. The high-pass filter with a 30 Hz cut-off is considered a suitable ECG attenuation method from the literature; however, the information below 30 Hz is eliminated. In order to solve this problem, were proposed: the use of blind sources separation (BSS) for attenuation in one signal; a new template subtraction (TS); and an association between BSS and TS for attenuation in multichannel records. They were used three strategies for BSS in one signal: the use of a contaminated signal and its time-shifted copy applied to ICA, AMUSE, SOBI, SOBI-RO, PCA; with SCICA; and ICA with a reference signal. The single channels were artificially contaminated from mixture of real signals, and the performance of the techniques was assessed by the correlation coefficient, mutual information, Kullback-Leibler divergence, median frequency and entropy. The multichannel attenuation was carried out with ICA associated with TS, and the ECG influence in the muscular fatigue was also evaluated. The showed techniques reduced the ECG interference on EMG, without necessity of addiction records. The low frequencies of EMG were preserved. The best option in single channel is the TS and in multichannel is the ICA with TS.

## SUMÁRIO

<b>LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS .....</b>	<b>IX</b>
<b>CAPÍTULO 1 INTRODUÇÃO .....</b>	<b>1</b>
1.1 INTRODUÇÃO.....	1
1.2 OBJETIVOS.....	4
1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO .....	5
<b>CAPÍTULO 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....</b>	<b>7</b>
2.1 ELETROMIOGRAFIA .....	7
2.2 TEORIA DE INFORMAÇÃO .....	14
2.3 ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS.....	17
2.4 SEPARAÇÃO CEGA DE FONTES .....	18
<b>2.4.1 ANÁLISE DE COMPONENTES INDEPENDENTES.....</b>	<b>18</b>
<b>2.4.2 MÉTODOS QUE UTILIZAM ESTRUTURA TEMPORAL .....</b>	<b>21</b>
2.5 FILTRO PASSA-ALTAS <i>BUTTERWORTH</i> .....	24
<b>CAPÍTULO 3 MATERIAIS E MÉTODOS.....</b>	<b>26</b>
3.1 ANÁLISES MONOCANAIS.....	26
<b>3.1.1 SINAIS.....</b>	<b>26</b>
<b>3.1.2 MEDIDAS DE DESEMPENHO .....</b>	<b>28</b>
<b>3.1.3 ANÁLISE INICIAL DOS SINAIS .....</b>	<b>30</b>
<b>3.1.4 ATENUAÇÃO DO ECG.....</b>	<b>31</b>
3.1.4.1 SINAL E CÓPIA DESLOCADA .....	31
3.1.4.2 FILTRO PASSA-ALTAS <i>BUTTERWORTH</i> .....	34
3.1.4.3 ICA COM REFERÊNCIA.....	34
3.1.4.4 SCICA .....	35
3.1.4.5 MODELO DE SUBTRAÇÃO.....	35
3.2 ANÁLISE MULTICANAL.....	37
<b>3.2.1 SINAIS.....</b>	<b>37</b>
<b>3.2.2 MEDIDAS DE DESEMPENHO .....</b>	<b>42</b>
<b>3.2.3 ATENUAÇÃO DO ECG.....</b>	<b>42</b>
<b>CAPÍTULO 4 RESULTADOS.....</b>	<b>44</b>
4.1 ANÁLISE MONOCANAL .....	44
<b>4.1.1 ANÁLISE INICIAL DOS SINAIS.....</b>	<b>44</b>
<b>4.1.2 ATENUAÇÃO DO ECG.....</b>	<b>50</b>
4.1.2.1 SINAL E SUA CÓPIA DESLOCADA.....	50
4.1.2.2 FILTRO PASSA-ALTAS <i>BUTTERWORTH</i> .....	59

4.1.2.3. ICA COM REFERÊNCIA.....	62
4.1.2.4 SCICA .....	69
4.1.2.5 MODELO DE SUBTRAÇÃO.....	69
<b>4.1.3 ANÁLISE COMPARATIVA.....</b>	<b>70</b>
4.2 ANÁLISE MULTICANAL.....	73
<b>CAPÍTULO 5 DISCUSSÃO .....</b>	<b>82</b>
5.1 ANÁLISE MONOCANAL .....	82
5.2 ANÁLISE MULTICANAL.....	87
<b>CAPÍTULO 6 CONCLUSÃO .....</b>	<b>92</b>
6.1 TRABALHOS FUTUROS .....	94
<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>95</b>
<b>ANEXO 1 .....</b>	<b>106</b>
<b>ANEXO 2 .....</b>	<b>109</b>
<b>ANEXO 3 .....</b>	<b>111</b>
<b>ANEXO 4 .....</b>	<b>112</b>
<b>APÊNDICE .....</b>	<b>115</b>

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

A/D	Analógico-digital
AMUSE	<i>Algorithm for multiple unknown source extraction</i>
BW	Filtro passa-altas <i>Butterworth</i>
CC	Coefficiente de correlação
CI	Componentes independentes
CIVM	Contração isométrica voluntária máxima
dB	Decibel/ decibéis
DKL	Divergência <i>Kullback-Leibler</i>
ECG	Eletrocardiograma/ sinal eletrocardiográfico
EMG	Eletromiograma/ sinal eletromiográfico
EMGe	EMG estimado
EMGo	EMG do gastrocnêmio
FC	Frequência de corte
FMD	Frequência mediana
FO	Flexão de ombros
FP	Flexão plantar
FT	Flexão de tronco
FTO	Flexão de tronco e ombros
Hz	Hertz
ICA	Análise de componentes independentes (do inglês - <i>Independent Component Analysis</i> )
ICAref	ICA com referência
IM	Informação mútua
IS	Interferências simuladas
kg	Kilograma
m	Metros
ms	Milisegundos
mV	Milivolts
n.	Número
PCA	Análise de componentes principais (do inglês - <i>Principal Component Analysis</i> )
PO	Posição ortostática

RMS	Valor quadrático médio (do inglês - <i>Root Mean Square</i> )
RSI	Relação sinal/interferência
SENIAM	<i>Surface Electromyography for the Non-Invasive Assessment of Muscles</i>
SCICA	<i>Single channel independent component analysis</i>
scPCA	PCA para análise monocanal
SOBI	<i>Second Order Blind Identification</i>
SOBI-RO	<i>Second Order Blind Identification - Robust Orthogonalization</i>
TS	Modelo de Subtração
VC	Velocidade de condução

# CAPITULO 1 INTRODUÇÃO

## 1.1 INTRODUÇÃO

O eletromiograma (EMG) reflete a atividade elétrica do tecido muscular esquelético e vem sendo utilizado em pesquisas em biomecânica (SAN JUAN *et al.*, 2015; YE *et al.*, 2015), controle motor (NATALE *et al.*, 2014; RACHWANI *et al.*, 2015), próteses mioelétricas (CASTRO *et al.*, 2015), entre outros (SEGIZBAEVA e ALEKSANDROVA, 2014). O EMG tem sido útil na avaliação das condições musculares, assim como na obtenção de informações para a reabilitação de disfunções musculares e/ou neurológicas (ROH *et al.*, 2015; TAKAHASHI *et al.*, 2015).

A avaliação do recrutamento de unidades motoras em baixos níveis de contração muscular é importante para o diagnóstico de neuropatias e miopatias (SÖRNMO e LAGUNA, 2005). As contrações de baixa intensidade também estão associadas ao controle motor, que é um importante mecanismo na estabilidade da coluna e na manutenção postural (SOLOMONOW, 2012). Observar a fadiga muscular é uma maneira de avaliar o recrutamento das unidades motoras (ALIZADEHKHAIYAT *et al.*, 2011).

Em uma contração isométrica fatigante de baixa intensidade, pode ocorrer aumento da atividade das unidades motoras de músculos antagonistas, o que conseqüentemente ajuda na manutenção do nível de coativação muscular, permitindo assim a manutenção do equilíbrio articular; e este aumento da atividade é observado no espectro de potência do EMG, em bandas entre 8-12 e 15-35 Hz (Wang *et al.*, 2015).

A avaliação de baixas frequências do espectro de potência do EMG (20-50 Hz) pode ser um melhor indicador de fadiga muscular que frequências mais altas, segundo Cardozo *et al.*, 2011. McManus *et al.*, 2016, ao analisar o EMG na banda entre 15-30 Hz, observou uma diminuição na média da taxa de disparos em unidades motoras durante a fadiga muscular agonista. Nesta mesma banda, Kitatani *et al.*, 2016, observou que ocorre diminuição da atividade das unidades motoras no lado parético durante a marcha de pacientes que tiveram acidente vascular encefálico.

Quando o EMG é registrado sobre os músculos do tronco e próximo ao coração, o eletrocardiograma (ECG), isto é, o sinal referente à atividade elétrica do tecido muscular cardíaco, é também registrado. A presença do ECG nos sinais eletromiográficos

representa uma interferência que pode mascarar ou confundir informações de interesse no EMG. Por exemplo, pode ocorrer redução da frequência mediana (FMD) ou aumento do valor médio quadrático (RMS – do inglês, *root mean square*) (HU *et al.*, 2009), que são medidas normalmente analisadas na eletromiografia, e estas distorções podem comprometer as avaliações clínicas e neurofisiológicas baseadas no EMG.

Existem diferentes técnicas de processamento de sinais utilizadas para a redução da interferência do ECG no EMG, tais como filtros passa-altas, modelos de subtração, filtros adaptativos e outras. O principal problema para o sucesso completo destas técnicas decorre de uma característica apresentada pelos sinais biológicos em questão, que é a sobreposição espectral entre eles. Devido à sobreposição espectral, a remoção do ECG é um dos problemas mais difíceis na descontaminação de sinais EMG (HU *et al.*, 2005). Esta sobreposição concentra-se, principalmente, entre 1 e 50 Hz (onde está a maior parte da energia do ECG) (AKKIRAJU e REDDY, 1992).

Na literatura, o filtro passa-altas *Butterworth*, com frequência de corte em 30 Hz, é o método mais utilizado na remoção do ECG e, segundo alguns autores (DRAKE e CALLAGHAN, 2006), é um dos mais eficazes. No entanto, o seu uso implica a eliminação das frequências abaixo de 30 Hz, o que, conseqüentemente, ocasionará perdas de informação do EMG.

Já os filtros adaptativos requerem um canal adicional como referência para o ECG, o que acrescenta mais detalhes na coleta dos dados, e mesmo assim não é garantido obter uma boa cópia do ECG, considerando que para cada local de registro o formato de onda dos sinais cardíacos podem se diferenciar (LU *et al.*, 2009; ZHAN *et al.*, 2010).

Os modelos de subtração também utilizam uma cópia do ECG, que pode ser obtida com um canal de referência, ou obtida antes das contrações musculares, com os mesmos canais que registrarão o EMG. Neste último caso, como o ECG é registrado em momentos diferentes da real contaminação, então a cópia utilizada pode não representar exatamente o sinal que está contaminando o EMG, proporcionando erros na estimação de um sinal muscular limpo (ZHOU e KUIKEN, 2006).

Técnicas mais complexas baseadas em análises estatísticas multivariadas, como a análise de componentes independentes (ICA), que é considerada um método de separação cega de fontes, têm sido recentemente utilizadas na atenuação do ECG (MAK *et al.*, 2007; ALTY *et al.*, 2008; WILLIGENBURG *et al.*, 2012). A ICA, por ser baseada na não-gaussianidade, pode apresentar vantagens na preservação de baixas

frequências do EMG, sendo este um sinal gaussiano. No entanto, é necessária a coleta de sinais adicionais de EMG de um mesmo músculo.

Apesar do uso de registros multicanais estar aumentando, análises monocanais ainda são realizadas em estudos clínicos com eletromiografia (JONES *et al.*, 2012; HUNTER *et al.*, 2014; VON LAßBERG *et al.*, 2014). Sendo assim, é importante haver maneiras de atenuar o ECG, tanto em registros multicanais quanto em apenas um sinal eletromiográfico; que preservem as baixas frequências do EMG; e evitem o registro de sinais de referência do ECG, facilitando o uso clínico e evitando erros da referência. Neste trabalho foram propostos: o uso de separação cega de fontes para atenuação do ECG em apenas um sinal de EMG; um novo modelo de subtração; e a associação da separação cega de fontes com o modelo de subtração para atenuação em registros multicanais.

## 1.2 OBJETIVOS

### Objetivo Geral

O objetivo geral é atenuar a presença do ECG em sinais eletromiográficos, preservando as baixas frequências do espectro de potência do EMG.

### Objetivos Específicos

- Analisar o comportamento da frequência mediana e entropia do EMG em diferentes níveis de contaminação do ECG;
- Atenuar a interferência do ECG em um único canal utilizando:
  - Separação cega de fontes. A ICA já foi utilizada pela literatura na atenuação do ECG, mas apenas para análises multicanais. Neste trabalho são utilizadas três estratégias para o uso da separação cega em apenas um sinal:
    - (1) O sinal contaminado e sua cópia deslocada no tempo são aplicados ao algoritmo de ICA. Esta estratégia foi originalmente proposta para o uso em qualidade de energia (FERREIRA *et al.*, 2009).

Como o EMG e o ECG apresentam estrutura temporal, então pode ser que métodos de separação cega de fontes que utilizam até segunda ordem já sejam suficientes, então para avaliar esta hipótese foram utilizados também os métodos: *Algorithm for Multiple Unknown Source Extraction (AMUSE)* (Tong *et al.*, 1992); *Second Order Blind Identification (SOBI)* (Belouchrani *et al.*, 1993); e *SOBI-Robust Orthogonalization (SOBI-RO)* (Belouchrani e Cichocki, 2000).

Outra hipótese seria o uso de análise de componentes principais (PCA – do inglês, *Principal Component Analysis*), acreditando que também possa realizar esta separação, apesar de não ser uma técnica de separação cega. Esta ideia é baseada no fato dos sinais em questão não serem correlacionados. Então a PCA também foi analisada dentro desta estratégia de separação cega em apenas um sinal.

- (2) *Single channel ICA (SCICA)*. Este método foi proposto por Davies e James, 2007, para separação cega quando apenas um

sinal está disponível. Seu uso para atenuação do ECG é proposto neste trabalho.

- (3) ICA com referência. Esta referência é baseada na filtragem do próprio EMG contaminado. A referência e o EMG contaminado são aplicados ao algoritmo de ICA. Esta estratégia foi proposta neste trabalho.

Para a ICA foi utilizado o algoritmo FastICA (Hyvarinen *et al.*, 2001).

- Novo modelo de subtração. Este modelo de subtração, proposto neste trabalho, não requer coleta adicional de sinal ECG e não é necessária a coleta de sinais durante o repouso muscular.
- Filtro passa-altas Butterworth. Esta técnica já é estabelecida pela literatura na atenuação do ECG (BUTLER *et al.*, 2009; DRAKE e CALLAGHAN, 2006; REDFERN *et al.*, 1993; WILLIGENBURG *et al.*, 2012), então foi utilizada como forma de comparação. Além da frequência de corte de 30 Hz e 4ª ordem, da literatura, foram analisadas outras frequências de corte e ordens para observar se ocorrem melhorias na atenuação do ECG.
- Atenuar a interferência do ECG em sinais multicanais de EMG utilizando ICA associado com modelo de subtração. A associação das duas técnicas tem o intuito de melhorar a preservação do EMG (será mais bem explicado no próximo capítulo).
  - Após o uso da ICA, os componentes independentes referentes ao ECG foram selecionados tanto de forma manual quanto automática. A automática foi realizada de duas maneiras: utilizando entropia, e utilizando divergência *Kullback-Leibler*.
- Analisar a interferência do ECG na fadiga muscular.

### 1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO

O texto está dividido em cinco capítulos. No Capítulo 1 foi apresentada uma breve introdução ao problema da contaminação eletrocardiográfica em sinais eletromiográficos, e são apresentados os objetivos gerais e específicos deste trabalho. No Capítulo 2 é apresentada a fundamentação teórica baseada na literatura. São apresentadas informações sobre o EMG, o ECG e a interferência do ECG sobre o EMG.

Também é apresentada a teoria das técnicas matemáticas e estatísticas utilizadas neste trabalho. No Capítulo 3 são apresentados os materiais e métodos utilizados; no Capítulo 4 os resultados; e por fim, no Capítulo 5 é apresentada a discussão e o fechamento do trabalho. Estes três últimos capítulos são subdivididos em análises para sinais monocanais e para sinais multicanais.

## CAPÍTULO 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Nesse capítulo são apresentadas informações sobre o EMG, tais como seu mecanismo de origem, suas aplicações clínicas e em estudos de neurofisiologia, e a sua contaminação pelo ECG. Em seguida é apresentado o embasamento teórico das técnicas que foram utilizadas no desenvolvimento deste trabalho.

### 2.1 ELETROMIOGRAFIA

A contração muscular ocorre a partir de potenciais de ação (impulsos elétricos) que se propagam entre o sistema nervoso (central e periférico) e os músculos. Os potenciais de ação são transmitidos pelos axônios dos neurônios motores, originários no tronco encefálico ou medula espinhal, e chegam às fibras musculares. Cada neurônio motor e as fibras às quais ele se conecta formam uma unidade motora que representa a unidade funcional de contração (SÖRNMO e LAGUNA, 2005; STAUDENMANN *et al.*, 2009).

Os potenciais de ação causam despolarizações na membrana celular das fibras musculares e a diferença de potencial destas despolarizações pode ser registrada por um eletromiógrafo por intermédio de eletrodos (agulha ou de superfície), resultando no sinal eletromiográfico (EMG). Deste modo, o EMG representa a atividade elétrica do tecido muscular esquelético e contém informações de controle do sistema nervoso central e periférico sobre os músculos.

A atividade mioelétrica permite diferenciar músculos com diferentes características (tipos de fibras musculares, por exemplo) ou que adotem diferentes estratégias de contração. Diferentes tipos de unidades motoras são distinguidos de acordo com sua resposta mecânica. Unidades motoras de fibras (muscular) rápidas chegam ao pico de força mais rápido que as de fibras lentas (MERLETTI e PARKER, 2004).

O EMG pode ser descrito por variáveis como amplitude e frequência. A amplitude do EMG de superfície depende do número de unidades motoras ativadas e da taxa de disparos (MERLETTI e PARKER, 2004; VON TSCHARNER *et al.*, 2011). Durante um controle muscular voluntário, a unidade motora normalmente começa a disparar a uma taxa de 4-5 Hz (taxas mais baixas podem ser observadas devido à atividade

espontânea) e aumenta de acordo com a necessidade de aumento da força (SÖRNMO e LAGUNA, 2005).

Outra variável utilizada para quantificar o EMG é a potência. Vários elementos são utilizados para caracterizar a densidade espectral de potência do EMG, como a potência total, potência normalizada, frequência média e frequência mediana (FMD) (ZHAN *et al.*, 2010). Segundo ASCHERO e GIZDULICH (2010), a faixa de frequência do EMG usualmente utilizada em estudos clínicos está entre 10 e 500 Hz.

A FMD é a frequência que divide a área sob a curva da potência espectral em duas partes iguais. Tem a vantagem de ser mais robusta que a frequência média quando o sinal tem baixa relação sinal-interferência (RSI), enquanto exibe uma variação maior para altas RSI (SÖRNMO e LAGUNA, 2005).

As variáveis do EMG são sensíveis a fatores anatômicos, físicos e metodológicos. Entre estes fatores estão: espessura da camada de tecidos subcutâneos; a profundidade dos músculos; a localização e inclinação do sistema de detecção em relação à orientação das fibras musculares; a distância entre os eletrodos; o tamanho e o formato dos eletrodos; interferência de outros grupos musculares (MERLETTI e PARKER, 2004).

Os sinais eletromiográficos de superfície (EMG coletado com eletrodos de superfície) são afetados por diferentes tipos de interferências, sendo os mais comuns a interferência da rede, os ruídos eletrônicos e artefatos de movimento (ASCHERO e GIZDULICH, 2010; VON TSCHARNER *et al.*, 2011).

O EMG é um sinal aleatório não estacionário (LI *et al.*, 2008); no entanto, pode ser considerado estacionário para janelas de aquisição entre 0,5 e 2 segundos, dependendo da intensidade de contração e das propriedades do músculo investigado (RINGHEIM *et al.*, 2014).

Para analisar o EMG com algumas técnicas de processamento de sinais, é importante que o sinal seja estacionário. Estacionariedade é definida como uma qualidade de um processo no qual os parâmetros estatísticos não mudam significativamente com o tempo. Os testes de estacionariedade podem ser paramétricos e não paramétricos; mas, no caso de sinais eletromiográficos, normalmente usam-se os não paramétricos (CHO e KIM, 2012). O teste “*reverse arrangements*” tem sido usado na avaliação de sinais fisiológicos como o EMG (PEREIRA *et al.*, 2011; CHO e KIM, 2012). Segundo CHO e KIM (2012), uma janela de 750 ms é a mais adequada para testes de estacionariedade; no entanto, não há diferença estatística para janelas de 1 segundo.

## **Aplicabilidade do EMG**

Como a aplicabilidade do EMG é muito ampla, a abordagem deste texto será com enfoque maior para a região torácica, que é a principal área acometida por interferências eletrocardiográficas.

A eletromiografia de superfície pode ser uma aproximação válida e objetiva para avaliação funcional e análise das condições e desempenho da musculatura. As informações por ela fornecidas podem ser utilizadas como indicadores na reabilitação de disfunções musculoesqueléticas (HU *et al.*, 2009). O registro do EMG é também utilizado para avaliar: grau de ativação, coordenação entre os músculos, fadiga, velocidade de condução dos potenciais de ação (VON TSCHARNER *et al.*, 2011), controle motor; além do controle de próteses (LI *et al.*, 2008).

O controle motor é um importante mecanismo na estabilidade da coluna, na manutenção da postura e na proteção contra traumas (SOLOMONOW, 2012). Em condições de carga onde há risco de lesão dos tecidos, pode haver diminuição da atividade muscular, que é vista no EMG pela redução da FMD ou pelo decréscimo da amplitude (SOLOMONOW, 2012).

A eletromiografia dos músculos eretores espinhais tem sido utilizada para identificar diferenças entre indivíduos saudáveis e pacientes com disfunções lombares (LEHMAN, 2002). A força muscular e o padrão de ativação dos músculos do tronco são importantes em relação à lombalgia. Segundo SILFIES *et al.* (2005), pacientes com lombalgia apresentam diferenças no recrutamento muscular do tronco ou no controle neuromuscular. As diferenças podem ser adaptações para corrigir alguma instabilidade espinhal (SILFIES *et al.*, 2005). Estes pacientes podem se mover de maneira a proteger as áreas dolorosas, ou seja, minimizar a força aplicada nestas áreas, ou antecipatória à dor, escondendo ou exagerando a deficiência neuromuscular, o que pode contribuir no desenvolvimento ou persistência das dores lombares (VAN DAMME *et al.*, 2013). Pode ocorrer também destes indivíduos diminuírem a velocidade dos movimentos (JONES *et al.*, 2012).

As respostas mioelétricas podem ser quantificadas para melhor entender como uma dor interfere na resposta motora e determinar se o equilíbrio postural está alterado. Sendo assim, analisar o padrão dos movimentos pelo EMG pode ajudar a identificar a relação entre deficiências neuromusculares e episódios recorrentes de dores e, deste modo, realizar um tratamento mais eficaz e direcionado (JONES *et al.*, 2012).

Os músculos extensores do tronco utilizam menos de 10% da ativação muscular máxima para manter a posição ereta da coluna, mas durante um longo tempo de sustentação podem apresentar sinais de fadiga, manifestada pelo aumento da amplitude do EMG ou redução da FMD (RINGHEIM *et al.*, 2014).

O EMG também pode ser utilizado para analisar a coordenação dos músculos que estabilizam a articulação do ombro, onde o ECG ainda é presente. Uma disfunção no manguito rotador, por exemplo, sempre tem impacto significativo na qualidade de vida, pois prejudica a força muscular e os movimentos do ombro e, conseqüentemente, impõe restrições à realização de atividades diárias (HAWKES *et al.*, 2015). HAWKES (2015) encontrou maior índice de fadiga do músculo peitoral maior em indivíduos com disfunção na coordenação dos músculos que estabilizam a articulação do ombro em relação aos indivíduos normais. O aumento da fadiga do peitoral maior pode indicar uma estratégia compensatória na disfunção do manguito rotador.

Por fim, a fisioterapia tem grande importância no tratamento não cirúrgico em pacientes com disfunções musculares. Protocolos de reabilitação precisam ser direcionados e baseados em evidências (HAWKES *et al.*, 2015), e o EMG pode tornar-se uma ferramenta quantitativa mais presente nas avaliações clínicas.

### **Fadiga muscular**

A análise do EMG é considerada uma ferramenta objetiva na avaliação da fadiga muscular, apesar de complexa e não totalmente entendida a relação entre as mudanças das variáveis do EMG e o fenômeno fisiológico envolvido (MERLETTI e PARKER, 2004).

*“Fatigue is an experience of our daily life, but its definition is very complex, not unique and controversial. In common language, fatigue may be described as a feeling or sensation of weakness or muscle pain or a decrement of performance, not easily suitable for quantification or measurement (MERLETTI e PARKER, 2004).”*

A fadiga muscular também pode ser definida como uma perda progressiva da força muscular durante uma contração sustentada (BOUCHER *et al.*, 2012), que pode levar a possíveis mudanças nos mecanismos fisiológicos e na distribuição de cargas, acarretando mudanças biomecânicas (BANKS e AGHAZADEH, 2009).

A fadiga pode ocorrer de forma rápida ou mais lenta, dependendo do esforço realizado. Sua avaliação é baseada em variáveis como: força ou torque, potência (RINGHEIM *et al.*, 2014) e velocidade angular. As manifestações mioelétricas de fadiga são baseadas em variáveis relacionadas às unidades motoras como: taxa de

disparos, velocidade de condução (VC), grau de sincronização e ativação intermitente; ou em variáveis como: estimativas espectrais (frequência média e mediana (BANKS e AGHAZADEH, 2009; BOSCH *et al.*, 2009; ALIZADEHKHAIYAT *et al.*, 2011; BENECK *et al.*, 2013)), amplitude (valor RMS e valor médio retificado) (MERLETTI e PARKER, 2004) e entropia (CASHABACK *et al.*, 2013).

Entre as variáveis apresentadas, a fadiga pode ser prevista por uma redução na FMD (BENECK *et al.*, 2013), taxa de disparos, VC (MERLETTI e PARKER, 2004), entropia (FARINA *et al.*, 2008; CASHABACK *et al.*, 2013) e no aumento na amplitude (RINGHEIM *et al.*, 2014). Segundo HAWKERS *et al.* (2015), a amplitude do EMG frequentemente mostra mudanças inconsistentes durante a contração fadigante, o que a impossibilita no uso como indicativo de presença de fadiga.

VC é a velocidade de propagação de um potencial de ação ao longo da fibra muscular (BECK *et al.*, 2015). A VC depende do diâmetro da fibra muscular e pode estar relacionada aos diferentes tipos de fibra muscular (MERLETTI e PARKER, 2004). Para seu cálculo são necessários dois sinais (FARINA, 2003) ou mais de EMG (FARINA, 2001).

O nível de fadiga depende de propriedades de ativação do músculo, do nível de contração e se as contrações são contínuas ou intermitentes. A fadiga pode ser periférica (fibras musculares ou junção neuromuscular) ou central (alterações nas vias neurais) (MERLETTI e PARKER, 2004; HAWKES *et al.*, 2015).

Uma vez que a fadiga muscular pode levar a uma redução da propriocepção, a mesma é utilizada como teste para esta última (BOUCHER *et al.*, 2012). Esta relação está sendo ainda pesquisada, mas estudos indicam uma redução de propriocepção no ombro após fadiga de músculos rotadores internos e externos (IIDA *et al.*, 2014).

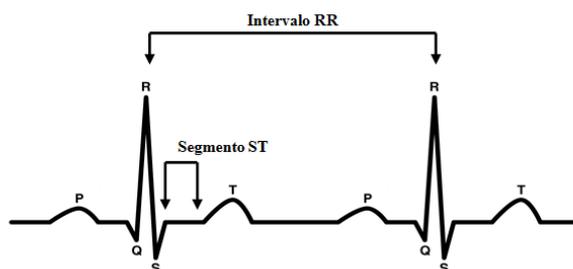
### **Presença do ECG**

A interferência do ECG compromete a avaliação do EMG (ZHOU *et al.*, 2007). Esta interferência é devida à semelhança de fatores, como a proximidade do local de captação dos sinais, as características do coração e da condução dos sinais cardíacos através do tronco (HU *et al.*, 2009).

O ECG representa o campo elétrico gerado pelas células musculares cardíacas e pode descrever as diferentes fases do batimento cardíaco e seu ciclo (SÖRNMO e LAGUNA, 2005). Por meio do ECG, podem-se identificar as formas de onda dos potenciais de ação de toda atividade cardíaca.

O ECG exibe uma forte não estacionaridade dentro do intervalo do batimento cardíaco (ALMENAR e ALBIOL, 1999). Cada batimento é composto de vários pulsos de diferentes larguras de banda (conhecidos por ondas P, Q, R, S e T), e um período isoelétrico, o qual corresponde a um lapso de tempo entre dois batimentos consecutivos. O sinal ECG tem uma largura de banda variando no tempo devido à diferença entre aqueles pulsos (ALMENAR e ALBIOL, 1999).

O ECG é formado pela onda P, referente à despolarização dos átrios; complexo QRS, referente à despolarização dos ventrículos; e onda T, referente à repolarização dos ventrículos (Figura 2.1). No complexo QRS, Q é a primeira onda negativa, R é a primeira onda positiva e S a segunda onda negativa. Entre as ondas S e T existe o segmento ST, que é uma linha isoelétrica, a qual indica o intervalo entre a despolarização e repolarização dos ventrículos, com tempo médio de 200 ms (GUYTON e HALL, 2006). O comprimento entre uma onda R e a próxima onda R, conhecido como intervalo RR, indica um ciclo cardíaco completo (SÖRNMO e LAGUNA, 2005; GUYTON e HALL, 2006).



**Figura 2.1.** Formas de onda do ECG.

As características espectrais da onda P normal são consideradas de baixas frequências, com frequências abaixo de 10 e 15 Hz. O complexo QRS tem a maior amplitude entre as ondas do ECG, atingindo 2-3 mV. As frequências do complexo QRS também são as maiores, com a maior parte concentrada entre 10 e 50 Hz.

É importante perceber que a polaridade e morfologia de ondas individuais são fortemente dependentes de onde os eletrodos são posicionados no corpo. Para algumas posições, uma onda pode estar completamente ausente, devido à despolarização ser perpendicular ao eletrodo. Além disso, a amplitude da onda depende da distância entre o coração e o eletrodo, e entre os eletrodos. Desta forma, a natureza da contaminação do EMG pelo ECG também depende da posição dos eletrodos e difere para cada sinal coletado (TAE LMAN *et al.*, 2007; VON TSCHARNER *et al.*, 2011).

O nível de interferência do ECG no EMG e sua correspondente sensibilidade na avaliação motora não foram ainda totalmente estabelecidos. A compreensão das discrepâncias envolvidas na análise do EMG contaminado é muito importante, levando-se em conta o crescente uso do EMG na avaliação clínica (HU *et al.*, 2009). Assim, o conhecimento de possíveis mudanças de características nos parâmetros do EMG é importante na prevenção de interpretações errôneas (MAK *et al.*, 2007).

A análise espectral do ECG indica uma banda de espectro entre 1 e 50 Hz. A maior parte da energia do ECG está no complexo QRS (ZHAN *et al.*, 2010) e está concentrada em torno de 35 Hz (DRAKE e CALLAGHAN, 2006). Logo, ocorrem sobreposições espectrais de algumas frequências com o EMG, e também distorções não lineares e variantes no tempo (MAK *et al.*, 2007).

Segundo DRAKE *et al.* (2006), a presença do ECG pode ser detectada, visualmente, apenas em contrações abaixo de 25% da contração voluntária máxima. A potência do ECG aumenta quando a distância entre os eletrodos é aumentada e quando os sinais são coletados próximos ao coração (ZHOU *et al.*, 2007).

As distorções em amplitude e frequência comprometem a acurácia e eficácia da interpretação clínica do EMG (MAK *et al.*, 2010). Os efeitos relativos à contaminação do ECG em sinais EMG são representados por um consistente deslocamento na frequência mediana para baixas frequências e aumento no RMS, especialmente em medidas estáticas (HU *et al.*, 2009).

Diferentes técnicas de processamento de sinais para redução de ruídos têm sido propostas para eliminar artefatos de ECG de sinais EMG de superfície. Muitas destas aplicações são desenvolvidas com base em algoritmos de filtragem espectral (REDFERN *et al.*, 1993), técnica de filtragem adaptativa (AKKIRAJU e REDDY, 1992; LU *et al.*, 2009) e *wavelets* (TAELEMAN *et al.*, 2007; ZHAN *et al.*, 2010). O método de filtragem espectral elimina todos os componentes de uma faixa de frequência selecionada, enquanto a técnica de filtragem adaptativa subtrai os sinais de ECG obtidos por um canal adicional de referência (MAK *et al.*, 2010).

Para cada posição que o canal adicional de referência é colocado, o ECG registrado pode apresentar formatos de ondas diferentes. Sendo assim, o sinal de referência tem grandes chances de ser diferente daquele que realmente está contaminando o EMG, o que leva a erros na eliminação do ECG; além de ser mais trabalhoso para uma coleta de dados em um ambiente clínico. O método que usa *wavelets* (TAELEMAN *et al.*, 2007) também requer um canal de referência.

Técnicas mais simples como modelo de subtração (DRAKE e CALLAGHAN, 2006), *clipping* e *gating* (BLACK e LOVELY, 1997) também são utilizadas. No modelo de subtração, uma cópia ou modelo do sinal de interferência é subtraído do sinal contaminado. No *clipping*, reduzem-se a zero, trechos do sinal que ultrapassem um determinado limite de amplitude, considerando que estes trechos são os picos dos complexos QRS; e no *gating* reduzem-se estes trechos para um valor fixo dado pelo próprio limiar. Estes dois últimos métodos eliminam informações do EMG nos instantes em que há presença dos complexos QRS, além do risco de detecções falsas dos complexos QRS.

A cópia do ECG para ser subtraída no modelo de subtração pode ser obtida com um canal de referência, que seria o mesmo problema do filtro adaptativo, ou obtida com o canal de EMG durante o repouso muscular. Nesta situação, pode haver situações as quais a posição corporal durante o repouso seja diferente que durante a atividade física, o que leva a mudanças no formato de onda do ECG (Brage *et al.*, 2006) e consequentemente na obtenção de um modelo diferente da interferência.

Técnicas mais complexas como a ICA também tem sido utilizada na atenuação do ECG (HU *et al.*, 2009; VON TSCHARNER *et al.*, 2011; WILLIGENBURG *et al.*, 2012). São necessários mais de um sinal de EMG contaminado para estimar os componentes independentes, que seriam o EMG e o ECG neste caso. O componente independente referente ao ECG é eliminado (MAK *et al.*, 2007; HU *et al.*, 2009; WILLIGENBURG *et al.*, 2012) para então serem reconstruídos os EMG limpos.

Ao eliminar um componente inteiro, pode ser que vestígios do EMG são eliminados juntos. Para não descartar todo o componente referente ao ECG, pode ser realizada a filtragem deste com passa-altas (HU *et al.*, 2005; HU *et al.*, 2007). O uso do filtro passa-altas, mesmo que em apenas um componente, também elimina as baixas frequências.

## 2.2 TEORIA DE INFORMAÇÃO

A teoria de informação foi desenvolvida por Shannon (1948) e está diretamente relacionada com o conceito de entropia, que será descrito a seguir.

### **Entropia**

Entropia é a complexidade descritiva mínima de uma variável aleatória, também considerada uma medida de incerteza (SHANNON, 1948; COVER e THOMAS, 1991).

A entropia  $H(X)$  de uma variável aleatória discreta  $X$  é definida por:

$$H(X) = - \sum_{i=1}^n p_i \log p_i \quad (2.2-1)$$

sendo  $p_i$  uma função de densidade de probabilidade. Quando a base do logaritmo for 2, a entropia é expressa em bits, e quando for  $e$ , então é medida em *nats*. A entropia  $H(X,Y)$  de um par de variáveis aleatórias discretas com distribuição conjunta  $p(x,y)$  é definida como:

$$H(X,Y) = - \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} p(x,y) \log p(x,y) \quad (2.2-2)$$

e a entropia condicional  $H(X|Y)$  é definida por:

$$H(Y|X) = - \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} p(x,y) \log p(y|x) \quad (2.2-3)$$

A entropia relativa ou **divergência Kullback-Leibler** (DKL)  $D(p||q)$  é considerada uma medida de quase-distância entre duas distribuições. Pode também ser referida como uma medida da ineficiência de assumir que uma distribuição é  $q$  quando a verdadeira distribuição é  $p$  (SHANNON, 1948). Por exemplo, se a verdadeira distribuição de uma variável aleatória é conhecida, então se pode construir um código com descrição média de  $H(p)$ . Se, em vez disso, usar-se o código para a distribuição  $q$ , será necessário  $H(p) + D(p||q)$  bits na média para descrever a variável aleatória.

A DKL entre duas funções de probabilidade  $p(x)$  e  $q(x)$  é definida como:

$$D(p||q) = \sum_{x \in X} p(x) \log \frac{p(x)}{q(x)} \quad (2.2-4)$$

A entropia tem sido utilizada em análises fisiológicas no domínio do tempo (CASHABACK *et al.*, 2013). Cashaback e colaboradores encontraram uma diminuição na complexidade do EMG do músculo bíceps braquial, sendo esta influenciada pela intensidade de contração. O músculo saudável apresenta complexidade maior ao comparar com um músculo comprometido (fadigado, por exemplo). A redução da complexidade pode ser uma combinação de fatores periféricos debilitados (mudanças dos processos metabólicos e enzimáticos, acarretando diminuição da velocidade dos potenciais de ação), alteradas taxas de disparos das unidades motoras e diferente estratégia de recrutamento motor.

A entropia indica o grau de homogeneidade na ativação, considerando a distribuição espacial da atividade muscular (FARINA *et al.*, 2008). A estratégia de controle motor das unidades motoras pode se alterar durante uma contração muscular prolongada, principalmente com a presença de fadiga. A entropia também pode ser útil para distinguir indivíduos saudáveis daqueles com alguma disfunção muscular, ou pesquisar mecanismos de controle motor (CASHABACK *et al.* 2013).

### **Informação Mútua**

A informação mútua (IM) é uma medida da quantidade de informação que uma variável aleatória contém sobre a outra, sendo um caso especial da entropia relativa (SHANNON, 1948; COVER e THOMAS, 1991). Além da entropia, a IM pode ser estimada por outros meios como, por exemplo, a expansão da série de Taylor de segunda ordem (GOEBEL *et al.*, 2005).

Considerando duas variáveis aleatórias  $X$  e  $Y$  com uma função de probabilidade conjunta  $p(x,y)$  e funções de probabilidade  $p(x)$  e  $p(y)$ , a informação mútua  $I(X;Y)$  é a entropia relativa entre a distribuição conjunta e o produto das distribuições  $p(x)p(y)$  :

$$I(X;Y) = \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} p(x,y) \log \frac{p(x,y)}{p(x)p(y)} \quad (2.2-5)$$

Esta expressão rende a máxima quantidade de informação que se pode obter a partir de uma variável observando-se outra. Conseqüentemente  $I(X;Y) \geq 0$ , com igualdade a zero ocorrendo somente se  $X$  e  $Y$  forem estatisticamente independentes (GOEBEL *et al.*, 2005).

Como para obter a IM é necessária a distribuição de probabilidade da variável aleatória, a escolha do número de agrupamentos para estimar a distribuição (por exemplo: número de faixas do histograma) afeta o valor da IM. Calcular a IM diretamente da distribuição de probabilidade observada leva a uma estimativa enviesada, mesmo que esta estimativa seja realizada a partir de várias repetições. No entanto, uma estimativa não enviesada só ocorreria caso houvesse dados infinitos. Para reduzir esse viés, a escolha do número de agrupamentos pode ser feita de acordo com o número de eventos, para que não fique apenas um evento por grupo ou o oposto, com todos os eventos em apenas um grupo (WALLISCH *et al.*, 2008).

Além de poder ser utilizada como medida de independência, a IM tem aplicabilidade dentro de estudos fisiológicos do tecido muscular, determinando a relação temporal entre dois trens de potencial de ação da unidade motora, identificando

as probabilidades de ambos ou um deles ter uma ocorrência numa janela de análise posicionada aleatoriamente no tempo (MERLETTI e PARKER, 2004).

Geralmente, a função de IM não é diretamente relacionada à função de correlação. Em um caso especial, onde a distribuição de probabilidade é Gaussiana, tem sido provado que as funções de correlação e IM são diretamente relacionadas entre si (LI, 1990).

### 2.3 ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS

A Análise de Componentes Principais (PCA – do inglês, *Principal Component Analysis*) opera transformando um conjunto de variáveis inter-relacionadas em outro conjunto de variáveis não correlacionadas, que são chamadas de componentes principais (demonstração matemática no Anexo 1). Os componentes principais, além de serem não correlacionados entre si (ou seja, eles são ortogonais), estão ordenados em termos da variância que eles representam (SEMMLOW, 2004).

A PCA é frequentemente referida como uma técnica para reduzir o número de variáveis em um conjunto de dados, com perda controlada; isto é, realiza uma redução de dimensionalidade e atua como um possível processo de identificação de novas variáveis com maior significado. Em muitas aplicações, a PCA é usada para informar a dimensionalidade de um conjunto de dados, identificar padrões e estruturas nas relações entre as variáveis, assim como expressar os dados de modo a evidenciar as semelhanças e diferenças (HAYKIN, 1999; SEMMLOW, 2004; LANSANGAN e BARRIOS, 2009).

Os melhores resultados, ao se aplicar a PCA, são obtidos quando as variáveis originais são altamente correlacionadas, positivamente ou negativamente, e, nestes casos, diversas variáveis originais podem ser adequadamente representadas por poucos componentes principais (MANLY, 2008).

A técnica de PCA tem sido aplicada em diversas áreas ao longo dos anos, como nos campos da psicologia e educação, controle de qualidade, procedimentos de soma cumulativa, pesquisas de mercado, economia, química, agricultura, pesquisas biomédicas, pesquisas sobre anatomia humana e medidas físicas, entre outros (JACKSON, 1991; KUPSKI e BADIALE-FURLONG, 2015; PETROLIS *et al.*, 2015; TSAI *et al.*, 2015; ZIA *et al.*, 2015).

## 2.4 SEPARAÇÃO CEGA DE FONTES

Separação cega de fontes consiste no reconhecimento de sinais a partir apenas de um grupo de misturas (observações) destes sinais. Em muitas situações, nenhuma informação prévia da matriz de mistura é avaliada, ou seja, a mistura linear deve ser cegamente processada (Belouchrani *et al.*, 1997). Tipicamente, as observações são obtidas da saída de um grupo de sensores, sendo que cada sensor recebe uma diferente combinação das fontes (Hyvarinen *et al.*, 2001; Hu *et al.*, 2007; Mak *et al.*, 2007).

### 2.4.1 Análise de Componentes Independentes

A técnica de análise de componentes independentes (ICA – *Independent Component Analysis*) foi originalmente introduzida no início dos anos 80 por Héroult, Jutten e Ans, em um problema de ajustamento de um modelo neurofisiológico de codificação do movimento durante a contração muscular. Neste trabalho, os autores apresentaram um algoritmo adaptativo com arquitetura de realimentação simples que era capaz de realizar alguma separação (HÉRAULT *et al.*, 1985). Em um dos primeiros artigos sobre ICA, de 1989, foram utilizados métodos algébricos, com momentos de quarta ordem, e foi mostrada a inviabilidade de se usarem somente estatísticas de segunda ordem no processo de separação (CARDOSO, 1989).

No modelo básico da ICA, os sinais observados  $\mathbf{x}[n] = [x_1[n], x_2[n], \dots, x_M[n]]^T$  com  $n$  amostras resultam de uma mistura linear das fontes  $\mathbf{s}[n] = [s_1[n], s_2[n], \dots, s_M[n]]^T$ , que são mutuamente independentes:

$$\mathbf{x}[n] = \mathbf{A}\mathbf{s}[n] \quad (2.4-1)$$

onde  $\mathbf{A}$  é uma matriz escalar  $M \times N$ , chamada de matriz de mistura.

Como pré-processamento para a ICA, assume-se que as variáveis observadas e os componentes independentes têm média zero. O próximo passo, em geral, é branquear os dados, transformando o sinal observado,  $\mathbf{x}[n]$ , em outro vetor,  $\mathbf{z}[n]$ . Os dados branqueados são não correlacionados e apresentam variância unitária.

Após estimar a matriz  $\mathbf{A}$ , pode ser computada uma matriz inversa,  $\mathbf{W}$ , e, assim, obter uma estimativa dos componentes independentes:

$$\mathbf{y}[n] = \mathbf{W}\mathbf{x}[n] \quad (2.4-2)$$

Nesta equação,  $\mathbf{y}[n] = [y_1[n], y_2[n], \dots, y_M[n]]^T$  representa os componentes independentes estimados e  $\mathbf{W}$  é a matriz de separação. O modelo básico assume  $M = N$ , o que significa que o número de fontes é igual ao número de misturas.

Como a matriz  $\mathbf{A}$  não é conhecida e não há nenhuma informação complementar, além dos sinais observados, também não há como se ter certeza da ordem correta das fontes e também das amplitudes dos sinais. Logo, existem duas ambiguidades ao se utilizar a ICA. Primeiramente, não é possível determinar a amplitude correta das fontes. Em segundo lugar, não há possibilidade, ao contrário da PCA, de determinar a ordem dos componentes independentes. A matriz  $\mathbf{W}$  apresentada na equação (2.4-2) é estritamente relacionada a posições angulares de eixos que podem ser identificados no espaço formado pelo vetor  $\mathbf{x}$ .

Outro ponto importante na aplicação da ICA é a relação do número de fontes e sinais observados. Caso existam mais sinais observados do que fontes a serem obtidas, ou seja,  $M > N$ , pode ser realizada a redução de dimensionalidade com o uso da PCA, para que a dimensão do conjunto de dados iguale ao número de fontes, caso se saiba o número de fontes.

Já nos casos em que o número de fonte é maior que o número de sinais observados, isto é, quando  $M < N$ , o problema é chamado de ICA incompleto (*overcomplete*), devido à falta de dimensão no espaço de mistura. Há um número razoável de propostas para resolver este problema (HYVARINEN e INKI, 2002; BORSCHBACH e HAHN, 2007). No entanto, as soluções propostas atualmente na literatura demandam um alto custo computacional e geralmente são desenvolvidas para aplicações específicas.

A chave para estimar o modelo de ICA é a não Gaussianidade. Uma medida quantitativa clássica de não Gaussianidade é a curtose ou cumulante de quarta ordem (HYVARINEN *et al.*, 2001). A curtose (normalizada) em variáveis aleatórias Gaussianas é igual à zero. Variáveis com curtoses negativas são chamadas de sub-Gaussianas, e com curtoses positivas, de super-Gaussianas. Outra medida importante de não Gaussianidade é dada pela negentropia (HYVARINEN *et al.*, 2001), que é baseada em conceitos básicos de entropia.

A estimação do modelo de ICA também pode ser realizada alternativamente a partir da minimização da informação mútua (HYVARINEN *et al.*, 2001). Nessa abordagem, a matriz  $\mathbf{W}$  é determinada para que a informação mútua dos componentes transformados seja minimizada.

A ICA pode ser realizada também estimando a máxima verossimilhança, a qual está intimamente conectada ao princípio *infomax*, ou maximização de entropia. A estimação da máxima verossimilhança é equivalente à minimização da informação mútua (HYVARINEN e OJA, 2000).

A técnica de ICA é capaz de separar estatisticamente fontes a partir de um grupo de combinações lineares destas fontes. Não é feita nenhuma suposição sobre o processo de mistura e se requer pouca informação sobre as fontes dos sinais para separá-las. Ao contrário dos métodos convencionais de eliminação de ruído, o método de ICA remove artefatos sem se basear nas diferenças de frequência dos sinais envolvidos. A remoção de artefatos baseada na ICA tem sido aplicada em eletroencefalografia (TONG *et al.*, 2001) e magnetoencefalografia (BARBATI *et al.*, 2004). Os resultados nestes trabalhos demonstram uma boa qualidade dos sinais e correspondentes interpretações clínicas. No entanto, no caso da remoção de artefatos de ECG de sinais eletromiográficos, a eficácia do método de ICA ainda não está totalmente evidente (MAK *et al.*, 2010).

### **Single Channel ICA**

*Single Channel ICA* (SCICA), descrita por DAVIES e JAMES (2007), é um exemplo de ICA multidimensional aplicado a vetores com amostras atrasadas quando um canal está disponível. Isto implica que múltiplos componentes da ICA podem ser associados com uma única fonte independente e então algum pós-processamento é necessário para agrupar os componentes relevantes (demonstração matemática no Anexo 2).

O SCICA pode ser organizado nos seguintes passos:

- Deslocamentos do sinal.
- Branqueamento temporal, com possível redução de dimensionalidade usando PCA.
- Uso de um algoritmo de ICA para estimar a matriz de mistura  $\mathbf{A}$ .
- Calcular as funções de transferência dos vetores base e agrupar (usando *k-means* ou outro algoritmo de agrupamento).

- Calcular os filtros de separação e reconstrução para cada fonte (“*cycle-spinning*”).

As fontes do sinal observado (*single channel*) somente podem ser identificadas e separadas com ICA quando elas têm suportes espectrais distintos. A dimensão dos subespaços é assintoticamente proporcional à largura de banda das fontes individuais. E quando fontes individuais são compostas de uma sequência filtrada de variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas, então os componentes podem ser agrupados baseados na similaridade espectral.

#### 2.4.2 Métodos que utilizam estrutura temporal

Se os sinais observados têm estrutura temporal, então as estatísticas de segunda ordem são suficientes para estimar a matriz de mistura e as fontes. Como as estatísticas de segunda ordem exploram correlações temporais, então não é possível separar fontes com sobreposições espectrais. Sendo então as fontes dos sinais correlacionadas no tempo, mas mutualmente não correlacionadas, a simples estrutura da matriz de covariância permite identificação cega baseada em auto-decomposição. Deste modo, a identificação cega é baseada na diagonalização conjunta de várias matrizes de covariância (BELOUHRANI *et al.*, 1997).

Das estatísticas de segunda ordem é esperada maior robustez em diferentes razões sinal/ruído, sendo que a aproximação é melhor para altas razões sinal/ruído. Isto significa que as condições assintóticas são alcançadas mais rapidamente nesta ordem de parâmetros.

#### **SOBI**

SOBI (*Second Order Blind Identification*) – é um algoritmo adaptado para fontes correlacionadas no tempo. É baseado em uma “diagonalização conjunta” de um grupo arbitrário de matrizes de covariância e baseia-se somente em estatísticas de segunda ordem dos sinais recebidos (BELOUHRANI *et al.*, 1993; BELOUHRANI *et al.*, 1997). Isto permite a separação de fontes Gaussianas.

O primeiro passo no SOBI é o branqueamento dos dados, que pode ser realizado com uma matriz de branqueamento (desenvolvimento matemático no Anexo 3). A matriz de branqueamento pode ser determinada pela matriz de covariância, desde que a matriz de covariância do ruído seja conhecida ou possa ser estimada. Também pode ser

determinada a partir da combinação linear de um grupo de matrizes de covariância com atrasos no tempo diferentes de zero. Mesmo encontrando a matriz de branqueamento, ainda pode haver indeterminação em um fator unitário da matriz de mistura  $\mathbf{A}$ .

O fator unitário pode ser obtido a partir de uma matriz unitária de diagonalização da matriz de covariância branqueada com atraso  $\tau$ . O próximo passo é a diagonalização conjunta das matrizes de covariância. Inicia-se pela diagonalização de uma matriz Hermitiana que pode ser entendida como uma minimização sob transformação unitária da soma do módulo quadrado de todos os termos fora da diagonal.

#### Implementação do algoritmo SOBI:

1. Estima a covariância  $\mathbf{R}[0]$  dos dados. Os  $n$  maiores autovalores de  $\mathbf{R}[0]$  e os autovetores correspondentes são representados por  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$  e  $v_1, v_2, \dots, v_n$  respectivamente.
2. Sob a suposição de um ruído branco, uma estimativa da variância do ruído  $\sigma^2$  é a média dos menores autovalores de  $\mathbf{R}[0]$ . Os sinais branqueados  $\mathbf{z}[n]$  são computados por  $z_i[n] = [\lambda_i - \sigma^2]^{-(1/2)} \mathbf{v}_i^* \mathbf{x}[n]$  para  $1 \leq i \leq n$  (equivalente a uma matriz de branqueamento  $\mathbf{B}$ ).
3. Estimar as matrizes de covariância  $\mathbf{R}[\tau]$  de  $\mathbf{z}[n]$  para um grupo fixo de atrasos  $\tau \in \{\tau_j | j = 1, \dots, K\}$ .
4. A matriz unitária  $\mathbf{U}$  é então obtida para a diagonalização conjunta do grupo  $\{\mathbf{R}[\tau_j] | j = 1, \dots, K\}$ .
5. As fontes dos sinais são estimadas como  $\mathbf{y}[n] = \mathbf{U}^T \mathbf{B} \mathbf{x}[n]$ , e a matriz de mistura  $\mathbf{A}$  é estimada como  $\mathbf{W} = \mathbf{B} \mathbf{U}$ .

#### Características do SOBI:

- Utiliza apenas estatística de segunda ordem dos sinais recebidos.
- Em contraste com técnicas de cumulantes de alta ordem, o SOBI permite separação de fontes Gaussianas.
- O uso de várias matrizes de covariância permite que o algoritmo seja mais robusto.

#### **SOBI-RO**

SOBI-RO (*SOBI com Robust Orthogonalization*) – melhora o método SOBI integrando um branqueamento robusto no lugar de um simples branqueamento. Este método é usado para minimizar a influência de ruído branco.

O branqueamento robusto consiste na decomposição de autovalores de uma combinação linear positiva de um conjunto de matrizes de covariância com atrasos diferentes de zero. Os coeficientes da combinação linear são determinados utilizando um algoritmo de convergência global de passos finitos, proposto por Tong *et al.* (TONG *et al.*, 1992; BELOUCHRANI e CICHOCKI, 2000).

Implementação do algoritmo SOBI-RO:

1. Estimam-se as matrizes de covariância e calcula-se um valor singular de decomposição de uma matriz  $n \times K$  do conjunto de matrizes de covariância

$$\mathbf{R} = [\mathbf{R}_x[1]\mathbf{R}_x[2], \dots, \mathbf{R}_x[K]]$$

$$\mathbf{R} = \mathbf{U}_R \sum \mathbf{V}^T$$

sendo  $\mathbf{U}_R$  e  $\mathbf{V}$  matrizes ortogonais, e o  $\sum$  tem entradas  $(i, i)$  diferentes de zero nas posições  $(1 \leq i \leq n)$ .

2. Para  $i = 1, 2, \dots, K$ :

$$\mathbf{F}_i = \mathbf{U}_R^T \mathbf{R}_x[i] \mathbf{U}_R$$

3. Escolher um  $\alpha$  inicial.

4. Calcular:

$$\mathbf{F} = \sum_{i=1}^K \alpha_i \mathbf{F}_i$$

Calcula uma decomposição de Schur do  $\mathbf{F}$ . Se  $\mathbf{F}$  for positivo segue ao próximo passo. Caso contrário escolha um autovetor  $\mathbf{v}$  correspondente ao menor autovalor de  $\mathbf{F}$  atualize  $\alpha$  por  $\alpha + \mathbf{d}$  e repete o passo 4, onde:

$$\mathbf{d} = \frac{[\mathbf{v}^T \mathbf{F}_1 \mathbf{v}, \dots, \mathbf{v}^T \mathbf{F}_K \mathbf{v}, ]^T}{\|[\mathbf{v}^T \mathbf{F}_1 \mathbf{v}, \dots, \mathbf{v}^T \mathbf{F}_K \mathbf{v}, ]\|}$$

5. Calcular  $\mathbf{C} = \sum_{i=1}^K \alpha_i \mathbf{R}_x$  e realizar uma decomposição dos autovalores de  $\mathbf{C}$ :

$$\mathbf{C} = \mathbf{U}_c \text{diag}[\lambda_1^2, \dots, \lambda_n^2] \mathbf{U}_c^T$$

onde  $\lambda_i^2$  são valores singulares de  $\mathbf{C}$ . A matriz de branqueamento é dada por:

$$\mathbf{B} = \text{diag}[\lambda_1, \dots, \lambda_n]^{-1} \mathbf{U}_c^T$$

6. Forma uma matriz de covariância branqueada:  $\mathbf{R}_x = \mathbf{B} \mathbf{R}_x[i] \mathbf{B}^T$ , para  $i = 1, \dots, K$

7. Uma matriz unitária  $\mathbf{U}$  é obtida como “diagonalizadora” conjunta do conjunto  $\{\mathbf{R}_x[i] | i = 1, \dots, K\}$ .

8. As fontes são estimadas como  $\mathbf{y}[t] = \mathbf{U}^T \mathbf{B} \mathbf{x}[t]$  e a matriz de mistura como  $\mathbf{W} = \mathbf{B}^{\#} \mathbf{U}$ .

## AMUSE

O algoritmo AMUSE (*Algorithm for Multiple Unknown Source Extraction*) usa apenas um atraso temporal ótimo  $\tau$ . Isto é relativamente rápido, mas sensível a ruídos. Este algoritmo pertence à classe de métodos estatísticos de segunda ordem, sendo também utilizada a técnica de pré-branqueamento.

Implementação do algoritmo AMUSE (TONG *et al.*, 1992):

1. Estima a matriz de covariância  $\mathbf{R}_x$ .
2. Calcula a decomposição em valores singulares de  $\mathbf{R}_x$ .
3. Estima o número de fontes  $m$  do número de valores singulares significantes e, estima a variância do ruído  $\sigma^2$  dos valores singulares insignificantes.
4. Realiza o branqueamento.  
 $\mathbf{z}[n] = \mathbf{B}\mathbf{x}[n]$
5. Seleciona um atraso  $\tau$  de modo que  $(\mathbf{R}_y[\tau] + \mathbf{R}_y[\tau]^T)/2$  tenha distintos autovalores, onde  $\mathbf{R}_y(\tau) = E\{z[n]z[n - \tau]^T\}$ .
6. Fazer com que  $\mathbf{U}$  seja uma auto-matriz obtida da auto-decomposição de  $(\mathbf{R}_y[\tau] + \mathbf{R}_y[\tau]^T)/2$ .
7. Estimar  $\mathbf{W}=\mathbf{B}^\# \mathbf{U}$  e o sinal  $\mathbf{y}[n] = \mathbf{U}^T \mathbf{z}[n]$ .

As separações efetivas dos algoritmos de ICA estão associadas às propriedades estatísticas dos sinais de mistura. Algoritmos baseados na estrutura temporal do grupo de dados têm a vantagem de separar sinais com formas de ondas senoidais. Já para separar sinais com trens de “picos”, é mais apropriado o uso de algoritmos baseados na maximização da não-Gaussianidade. Sinais com trens de “picos” são correlacionados no tempo e apresentam distribuição supergaussiana (MATIC *et al.*, 2009).

## 2.5 FILTRO PASSA-ALTAS BUTTERWORTH

O filtro *Butterworth* tem uma resposta maximamente plana na banda de passagem. Idealmente, a frequência de banda do filtro passa-altas estende de  $\omega_c$  (frequência de corte) até  $\infty$ , e a banda de atenuação de zero até  $\omega_a$  (frequência de atenuação) (DARYANANI, 1976).

A aproximação *Butterworth* é caracterizada por:

$$K[s] = P_n[s] = \varepsilon \left[ \frac{\omega_c}{\omega} \right]^n \quad (2.5-1)$$

onde  $\varepsilon$  é uma constante,  $n$  é a ordem do polinômio e  $\omega_c$  é frequência de corte desejada. O polinômio pode ser escolhido de forma:

$$K[s] = P_n[s] = a_0 + a_1s + a_2s^2 + \dots + a_ns^n \quad (2.5-2)$$

onde os coeficientes da  $n$ -ésima ordem do polinômio  $P_n$  são escolhidos de modo que a função ganho satisfaça as exigências do filtro. A função ganho é dada por:

$$|H[j\omega]| = \sqrt{1 + \varepsilon^2 \left[ \frac{\omega_c}{\omega} \right]^{2n}} \quad (2.5-3)$$

## CAPÍTULO 3 MATERIAIS E MÉTODOS

### 3.1 ANÁLISES MONOCANAIS

#### 3.1.1 Sinais

##### **Parecer ético**

Este trabalho foi submetido à avaliação e aprovação pelo Comitê de Ética em Pesquisa do Instituto de Estudos em Saúde Coletiva da UFRJ, nos termos da portaria 196/96 do Conselho Nacional de Saúde. Em um primeiro contato com os participantes desta pesquisa, foi realizada a conscientização, esclarecimento da natureza e propósito desta pesquisa, seleção e assinatura do Termo de Consentimento Livre e Esclarecido. Todas as informações pessoais dos voluntários serão mantidas em sigilo, mantendo a privacidade de todos.

##### **Aquisição de sinais**

Cinco voluntários do sexo masculino participaram desta aquisição de sinais, os quais seguiram os seguintes critérios de inclusão: não apresentar queixas de dores articulares; não apresentar qualquer tipo de doença ou limitação física que impedisse a realização dos exercícios; não ter se submetido a cirurgias prévias; não apresentar alterações estruturais no sistema locomotor; não ter histórico de doenças cardíacas, e ter lido e assinado o termo de consentimento livre e esclarecido.

Um eletromiógrafo MP150WSW (*Biopac Systems*, EUA) e eletrodos bipolares com 8 mm de diâmetro foram utilizados para o registro de um canal sobre o gastrocnêmio medial (músculo localizado na perna) e um canal de ECG sobre o peito. Foram ajustados: um ganho de 5000, filtragem analógica entre 1 e 500 Hz para o EMG e entre 1 e 125 Hz para o ECG.

No gastrocnêmio medial direito, o par de eletrodos foi posicionado sobre o bojo mais proeminente do músculo, com distância intereletrodos de 20 mm. Para a coleta do ECG, foi utilizado um canal de ECG com primeiro eletrodo posicionado sobre o quarto espaço intercostal esquerdo junto ao esterno e o segundo eletrodo sobre a linha média entre o primeiro eletrodo e o ombro direito. O eletrodo de referência foi posicionado sobre o processo espinhoso da vértebra C7.

Durante o acoplamento dos eletrodos pelo pesquisador, os voluntários permaneceram na posição ortostática. Antes de serem colocados os eletrodos, foi

realizada a tricotomia do local, com material descartável, e foi feita a limpeza da superfície cutânea, friccionando a pele com gaze estéril e álcool, para diminuir a impedância da pele nos respectivos pontos de melhor captação da atividade muscular. O posicionamento dos eletrodos segue as recomendações do SENIAM<sup>1</sup> (*Surface Electromyography for the Non-Invasive Assessment of Muscles*).

Foram realizadas contrações musculares (isométricas) durante a manutenção de diferentes posições corporais, de modo a obter diferentes níveis de contração muscular de baixa intensidade. As posições corporais mantidas foram: posição ortostática (PO); flexão plantar bilateral (FP); flexão bilateral de ombro (FO); flexão de tronco (FT); flexão de tronco e flexão bilateral de ombro (FTO). Estas tarefas modificam o centro de gravidade corporal em diferentes proporções, o que conseqüentemente exige diferentes níveis de ativação muscular para manter o equilíbrio postural. Cada contração foi realizada com duração de 40 s.

Como pré-processamento, todos os sinais foram filtrados com filtro *nocth* de segunda ordem e em 60 Hz para eliminar a interferência de rede. Os dois primeiros segundos dos sinais e os dois últimos foram descartados para eliminar mudanças transientes na eletromiografia (CASHABACK *et al.*, 2013).

### **Interferência simulada**

A interferência do ECG no EMG pode ocorrer em proporções diferenciadas, isto é, em diferentes relações sinal-interferência (RSI). Como não é possível quantificar a proporção da interferência nos sinais reais, então interferências do ECG foram artificialmente acrescentadas no EMG do músculo gastrocnêmio (EMGo) para obter um maior controle na análise das técnicas de atenuação do ECG. A simulação possibilita a comparação entre o EMG utilizado na construção da mistura (que seria o “padrão ouro”) com a mistura após remoção do ECG.

As interferências simuladas (IS) foram construídas a partir da mistura entre o EMGo e o ECG coletado sobre o peito. Foi escolhido o sinal do gastrocnêmio devido à distância entre ele e o coração, de modo que a interferência do ECG pode ser desprezada no sinal original.

As IS foram baseadas em uma soma ponderada simples. A amplitude do EMG é mantida constante, já a amplitude do ECG foi modificada de modo que a RSI fosse de -10, -5, 1, 5 e 10 dB; considerando as seguintes equações:

---

<sup>1</sup> [www.seniam.org](http://www.seniam.org)

$$RSI = 20 \log_{10} \frac{RMS_{EMG}}{RMS_{ECG}} \quad (3.1-1)$$

$$RMS(x) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (3.1-2)$$

Sendo o  $RMS_{EMG}$  e  $RMS_{ECG}$  os valores médios quadráticos do EMG e da interferência ECG, respectivamente (RMS – do inglês, *root mean square*). As diferentes RSI são para mimetizar interferência com distâncias diferentes entre músculo e coração, sendo -10 dB a menor distancia e 10 dB a maior.

Com o intuito de observar o desempenho das técnicas de atenuação em diferentes bandas, os sinais foram pré-processados com filtro passa-banda *Butterworth*, de segunda ordem e a banda fixa entre 10-50 e 10-500 Hz, para então serem somados. A banda entre 10-50 Hz é a faixa onde o ECG está mais presente e foi utilizada para melhor avaliar o desempenho das técnicas em frequências mais baixas. A banda entre 10-500 Hz representa toda a faixa do EMG normalmente utilizada (ASCHERO e GIZDULICH, 2010). Na Figura 3.1, são apresentados os sinais originais utilizados na mistura (filtrados na banda de 10-50 Hz) e as IS para os cinco níveis de RSI.

### 3.1.2 Medidas de desempenho

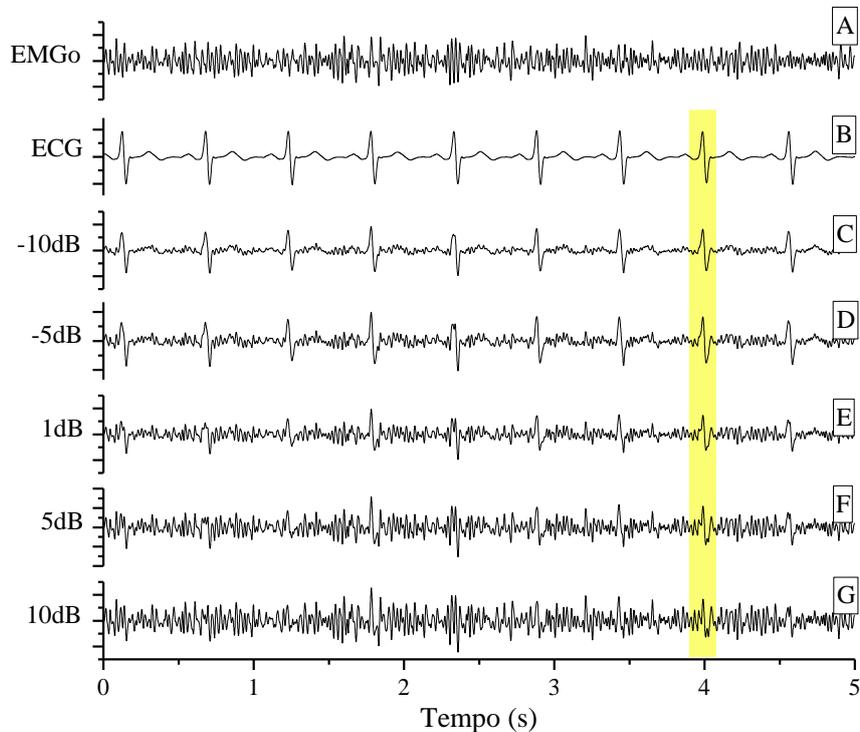
Para analisar os resultados das técnicas de remoção do ECG nos sinais eletromiográficos, as seguintes medidas foram obtidas:

- Frequência mediana (FMD);
- Entropia;
- Informação mútua (IM);
- Divergência *Kullback-Leibler* (DKL);
- Coeficiente de correlação (CC) de Pearson.

A FMD e entropia representam medidas normalmente avaliadas no EMG. Como entre as técnicas de atenuação do ECG são utilizadas ordens superiores e parâmetros não-lineares, então também foram utilizadas estatísticas não-lineares para avaliação do desempenho. Neste caso a IM e a DKL representam as estatísticas não-lineares, enquanto o CC representa a estatística linear.

A potência espectral para o cálculo da FMD foi obtida a partir da transformada de Fourier, em janelas de um segundo (MERLETTI e PARKER, 2004; BENECK *et al.*,

2013; HAWKES *et al.*, 2015). A FMD e a entropia foram aplicadas: no EMG do gastrocnêmio (EMGo), que foi utilizado na construção das IS, nas IS e nos sinais estimados pelas técnicas de remoção apresentadas. As demais medidas (CC, DKL e IM) foram aplicadas na comparação entre EMGo e EMG estimado (EMGe) pelas técnicas de remoção.



**Figura 3.1.** Sinais utilizados na interferência simulada: EMGo, **A**; canal de ECG coletado sobre o peito, **B**. E as interferências simuladas em 5 RSI diferentes: -10 dB, **C**; -5 dB, **D**; 1 dB, **E**; 5 dB, **F**; 10 dB, **G**. Apenas a amplitude do ECG é alterada.

A entropia foi estimada em janelas de um segundo. Na IM, a densidade de probabilidade foi estimada com histograma, utilizando 128 bins. Na DKL, foi utilizada a potência espectral no lugar da densidade de probabilidade. Como a faixa espectral do ECG fica principalmente abaixo de 50 Hz, então foi considerada a potência espectral até 50 Hz para ser utilizada na DKL. Esta faixa da potência espectral foi normalizada de modo que sua área correspondesse ao valor 1.

A IM é uma medida da quantidade de informação que uma variável aleatória contém sobre a outra. Como os valores da IM estão normalizados, então se espera que a maior quantidade de informação de uma variável sobre a outra se aproxime do valor 1, enquanto nenhuma informação resulte no valor 0. O CC apresenta valores entre -1 e 1, e espera-se que os valores absolutos entre o EMGo e o EMGe, após a remoção do ECG, estejam o mais próximo possível de 1.

A DKL é uma medida entre duas distribuições de probabilidade. Se as duas distribuições de probabilidade forem iguais, então a divergência entre elas será igual a zero. Neste caso, espera-se que a DKL entre o EMGo e o EMGe se aproxime do valor zero.

### 3.1.3 Análise inicial dos sinais

#### **Testes de estacionariedade**

Para analisar o EMG, é importante que o sinal seja estacionário; logo, os sinais utilizados neste trabalho foram testados em relação à estacionariedade. Foram utilizados os testes: *reverse arrangements* (PEREIRA *et al.*, 2011; CHO e KIM, 2012), *Dickey-Fuller* (LU *et al.*, 2013) e *Phillips-Perron* (KIPINSKI *et al.*, 2011); com o nível de significância em 0,05. Os testes foram aplicados tanto no EMGo quanto nas IS, em janelas de 1, 2, 3, 18 e 36 s.

#### **Comparação: contrações musculares; bandas de filtragem**

A partir da FMD e entropia, as diferentes contrações musculares do gastrocnêmio foram comparadas entre si. Foi utilizado o teste de *Wilcoxon*, com nível de significância em 0,05.

Como a FMD e a entropia foram calculadas em janelas de 1 s, então em cada sinal foi obtido o valor médio de todas as janelas de modo a serem representados em um *boxplot*.

As bandas de pré-filtragem também foram comparadas. Para isto foram utilizados os sinais de todas as contrações musculares (sem distinção de nível de contração) e o teste *t-Student* com nível de significância em 0,05.

#### **Presença do ECG**

Nesta parte, analisa-se o quanto a presença do ECG pode interferir nas medidas do EMG em uma interferência simulada. A comparação foi realizada entre o EMGo e as IS. O teste *t-Student* com nível de significância em 0,05 foi utilizado.

A IM, DKL e CC foram avaliadas entre os sinais analisados antes da remoção do ECG. A ideia é verificar como se comportam estas medidas de desempenho para sinais do mesmo tipo, porém provindos de origens diferentes (por exemplo, o EMG de um indivíduo é comparado ao EMG de outro). A comparação também foi realizada entre as diferentes classes de sinais, isto é, entre: EMG e ECG; EMG e IS. Neste caso são comparados os sinais de um mesmo indivíduo.

### 3.1.4 Atenuação do ECG

#### Técnicas utilizadas

Para a remoção do ECG em apenas um sinal contaminado, foram utilizadas as seguintes técnicas:

- PCA.
- Separação cega de fontes.
  - AMUSE.
  - SOBI.
  - SOBI-RO.
  - ICA.
  - SCICA.
- Modelo de Subtração (TS).
- Filtro passa-altas *Butterworth* (BW).

AMUSE, SOBI, SOBI-RO, ICA e PCA são técnicas de análise multivariada, contudo foram utilizadas nesta tese para a separação cega a partir de um sinal observado (análise monocanal). Para estas técnicas, a adaptação para análise monocanal consiste apenas no emprego do sinal observado e sua cópia deslocada no tempo, como dados para a separação cega de fontes.

#### 3.1.4.1 Sinal e cópia deslocada

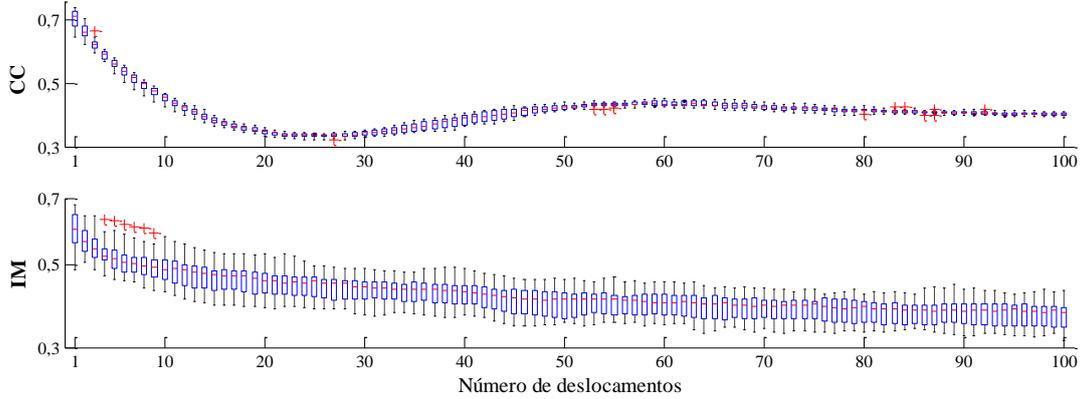
Utilizar o sinal e sua cópia com deslocamento temporal é uma alternativa para realizar a separação utilizando as técnicas de separação cega de forma tradicional, isto é, de modo que a análise seja multivariada, mesmo tendo-se apenas um canal para ser avaliado (FERREIRA *et al.*, 2009). Esta alternativa pode ser representada por:

$$\mathbf{x}[n] = \begin{bmatrix} x_1[n] \\ x_2[n] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1[n] \\ x_1[n - \tau] \end{bmatrix} \quad (3.1-1)$$

sendo  $\tau$  o número de deslocamentos realizados.

Analisando diferentes valores de  $\tau$ , foi observado que o deslocamento de apenas uma amostra apresenta melhores resultados (COSTA JUNIOR *et al.*, 2010, FERREIRA *et al.*, 2009). Sendo assim, será utilizado apenas um deslocamento nas análises deste trabalho. Na Figura 3.2 são apresentados CC e IM entre o EMGe (após redução do ECG das misturas usando ICA, para um sinal e sua cópia deslocada no tempo ( $\tau = 1 \dots 100$ )), e

o EMGo. É possível observar que os maiores CC e IM foram obtidos com apenas um deslocamento.



**Figura 3.2.** CC e IM entre EMGo e EMGe para diferentes deslocamentos, ao utilizar o sinal e sua cópia deslocada no tempo como parâmetro para a ICA.

O uso do sinal e sua cópia deslocada foram aplicados às técnicas AMUSE, SOBI, SOBI-RO, ICA e PCA. Além da PCA tradicional, outra técnica, baseada nesta, é desenvolvida e utilizada. Seu desenvolvimento é apresentado a seguir.

### PCA para análise monocanal (scPCA)

Esta técnica foi desenvolvida baseada na PCA (MIRANDA DE SÁ *et al.*, 2015). Componentes principais podem ser derivados de um grupo constituído de um único sinal e sua cópia deslocada temporalmente, assumindo que o sinal seja formado pela mistura de duas fontes não correlacionadas. O objetivo é reduzir a interferência de uma fonte sobre a outra.

Supondo que amostras de uma variável aleatória  $x_1[n]$  resultem do somatório de um ruído branco de média zero  $w[n]$  com uma variável  $s[n]$ , se  $x_1[n]$  for o único sinal disponível, uma versão com  $\tau$  atrasos de  $x_1[n]$  pode ser usada como um segundo sinal (3.1-1) para compor a entrada para a separação cega de fontes. Neste caso, a matriz de covariância é dada por:

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \sigma_{x_1}^2 & \sigma_{x_1x_2} \\ \sigma_{x_2x_1} & \sigma_{x_2}^2 \end{bmatrix} \quad (3.1-2)$$

$$= \begin{bmatrix} E[(w[n] + s[n])^2] & E[(w[n] + s[n])(w[n - \tau] + s[n - \tau])] \\ E[(w[n] + s[n])(w[n - \tau] + s[n - \tau])] & E[(w[n - \tau] + s[n - \tau])^2] \end{bmatrix}$$

sendo  $E[\bullet]$  é o valor esperado.

Visto que  $w[n]$  e  $s[n]$  são não correlacionados e o primeiro é branco, então todos os produtos fora da diagonal principal serão iguais à zero, exceto para  $E[s[n]s[n-\tau]]$ , levando a:

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \sigma_w^2 + \sigma_s^2 & R_{ss}[\tau] \\ R_{ss}[\tau] & \sigma_w^2 + \sigma_s^2 \end{bmatrix} \quad (3.1-3)$$

onde  $\sigma_w^2$  e  $\sigma_s^2$  são as variâncias de  $w[n]$  e  $s[n]$ , respectivamente, e  $R_{ss}[\tau]$  é a função de auto correlação de  $s[n]$  em relação a  $\tau$ .

Para obter os autovetores e autovalores de  $\mathbf{R}$  deve-se resolver a seguinte equação:

$$(\mathbf{R} - \lambda \mathbf{I}) \vec{v} = 0 \quad (3.1-4)$$

o que é equivalente a resolver  $(\mathbf{R} - \lambda \mathbf{I}) = 0$ . Então resolvendo:

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \sigma_w^2 + \sigma_s^2 - \lambda & R_{ss}[\tau] \\ R_{ss}[\tau] & \sigma_w^2 + \sigma_s^2 - \lambda \end{bmatrix} \quad (3.1-5)$$

leva a:

$$\lambda = \sigma_w^2 + \sigma_s^2 \pm R_{ss}[\tau] \quad (3.1-6)$$

Os valores de  $\lambda$  são maiores que zero, visto que  $R_{ss}[\tau] \leq \sigma_s^2$ . Estes valores são as variâncias dos componentes principais. Substituindo-os em (3.1-4), obtemos os autovetores:

$$\begin{aligned} \vec{v}_1 &= \left( \frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}} \right) \\ \vec{v}_2 &= \left( \frac{1}{\sqrt{2}}, -\frac{1}{\sqrt{2}} \right) \end{aligned} \quad (3.1-7)$$

Então o primeiro componente principal é proporcional à soma de  $x_1[n]$  e  $x_2[n]$ , enquanto o segundo componente é proporcional à diferença entre eles, ou seja:

$$\begin{aligned} y_1[n] &= \frac{1}{\sqrt{2}} (x_1[n] + x_2[n]) = \frac{1}{\sqrt{2}} (x_1[n] + x_1[n - \tau]) \\ y_2[n] &= \frac{1}{\sqrt{2}} (x_1[n] - x_2[n]) = \frac{1}{\sqrt{2}} (x_1[n] - x_1[n - \tau]) \end{aligned} \quad (3.1-8)$$

Para aplicações em dados reais, a matriz de covariância não está disponível e deve ser substituída por uma estimativa. No entanto, assumindo que o ruído é branco, os componentes principais podem ser estimados com a expressão (3.1-8).

### SOBI, SOBI-RO e AMUSE

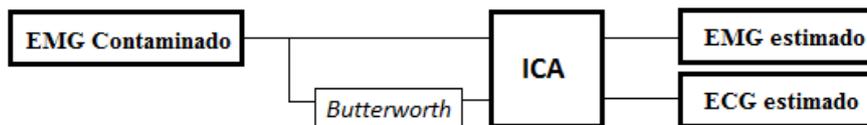
Nas técnicas SOBI, SOBI-RO e AMUSE há a necessidade de se definir um número de deslocamentos, como descrito na seção 2.4.2, sendo de 1 a  $N$  deslocamentos para o SOBI e SOBI-RO, e apenas  $N$  para o AMUSE. Para se definir um deslocamento ótimo (ou sub ótimo), foram realizados diferentes deslocamentos (1, 2, 4, 8, 16, 32, 64, 128, 256 e 512). É importante lembrar que estes deslocamentos são intrínsecos destas técnicas, não se relacionando com os deslocamentos citados no início desta seção.

#### 3.1.4.2 Filtro passa-altas *Butterworth*

Na literatura, tem se estabelecido o uso do BW de 4ª ordem e frequência de corte fixa em 30 Hz (REDFERN *et al.*, 1993; DRAKE e CALLAGHAN, 2006). Neste trabalho, além da configuração baseada na literatura, também foram analisados filtros de 8ª, 12ª e 16ª ordens e com frequências de corte em 20 e 40 Hz para observar se ocorre melhorias na atenuação do ECG em relação à literatura. As frequências de corte estão próximas à faixa espectral onde há maior concentração de energia do ECG.

#### 3.1.4.3 ICA com referência

Na ICaref, são utilizados, como entrada para o algoritmo de ICA, o sinal contaminado e um sinal de referência. Este sinal de referência é obtido a partir da filtragem do próprio sinal contaminado. Este método está representado na Figura 3.3.



**Figura 3.3.** Diagrama de blocos esquematizando o método ICA com referência.

A filtragem do sinal de referência foi realizada tanto com filtro *Butterworth* passa-baixas quanto passa-altas, ambos em 20, 30 e 40 Hz de frequência de corte e 4ª, 8ª, 12ª e 16ª ordens. O uso do sinal de referência, além de prevenir o ICA incompleto, pode contribuir no aumento da independência dos componentes. É como um indicativo de quem será uma das fontes. O passa-baixas estaria priorizando a presença do ECG na referência, enquanto o passa-altas prioriza o EMG.

De acordo com HYVARINEN *et al.*, (2001), a ICA não pode estimar as fontes que apresentem distribuição Gaussiana, a não ser que apenas uma das fontes seja Gaussiana. No caso dos sinais envolvidos neste trabalho, o EMG apresenta uma distribuição próxima a uma Gaussiana e o ECG próximo a uma super-Gaussiana, o que na teoria possibilita estimar primeiramente o ECG, e o que sobra é o sinal EMG.

Sendo assim, utilizar o sinal de referência filtrado do próprio sinal contaminado com um filtro passa-baixas estaria intensificando a presença do ECG em um dos componentes, ou seja, a filtragem proporcionaria a concentração da maior parte de energia do ECG dentro daquele componente, para, deste modo, estimar o ECG com maior facilidade pela ICA e, então, o outro componente independente representaria o EMG. Já a filtragem do sinal de referência com passa-altas retira a maior parte da energia da fonte super-Gaussiana, e então se espera que a ICA estime o que sobrou de não Gaussiano, e assim o que ficar de Gaussiano representaria o EMG.

#### 3.1.4.4 SCICA

O SCICA foi realizado com apenas o sinal contaminado, de acordo com a técnica proposta por (DAVIES e JAMES, 2007) descrita na seção 2.4.1. Foram realizados 300 deslocamentos e, após a PCA, (pré-processamento para ICA), foi realizada uma redução de dimensionalidade de modo que os componentes principais preservados representassem 99% da energia de todos os componentes. Para o agrupamento realizado no algoritmo, foram definidos dois grupos (um para o EMG e outro para o ECG), sendo utilizada a distância euclidiana.

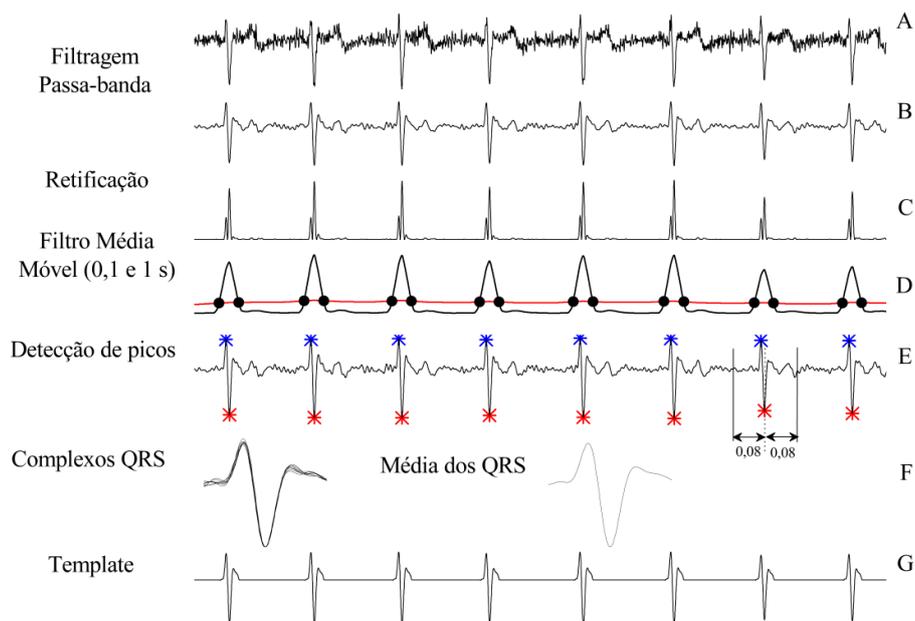
#### 3.1.4.5 Modelo de subtração

Tipicamente, o método requer um modelo do sinal contaminante para ser subtraído do sinal contaminado, e este modelo pode ser obtido pela coleta adicional de um sinal de referência. No entanto, uma das propostas deste trabalho é que o modelo seja estimado a partir do próprio sinal contaminado, como descrito em seguida (Figura 3.4).

O sinal EMG contaminado é filtrado com filtro passa-banda *Butterworth* entre 4 e 50 Hz, e 4ª ordem. Esta filtragem é para evidenciar o ECG. O sinal filtrado é retificado e

então filtrado com filtro média-móvel, em janelas de 0,1 e 1 segundo. Estes três primeiros passos foram baseados em (TORRES *et al.*, 2013).

A posição de intersecção entre os sinais obtidos pelo filtro média-móvel é utilizada para a detecção de picos, ou seja, os picos do sinal (filtrado pelo filtro *Butterworth*) são detectados apenas entre os pontos de intersecção. Nesta detecção, são considerados os picos positivos e negativos. Os picos positivos representam as ondas R e os picos negativos representam as ondas S dos complexos QRS. Como a amplitude das ondas pode mudar de acordo com a posição dos eletrodos, então a média dos valores máximos absolutos dos picos foi calculada, obtendo-se uma média para os picos positivos e outra para os negativos. Foi selecionado o grupo com o maior valor da média. Este procedimento foi realizado para garantir que o algoritmo utilizasse os maiores picos dos complexos QRS e, deste modo, minimizando a detecção de falsos picos.



**Figura 3.4.** Passo a passo para obter o modelo que será subtraído do sinal contaminado. A, EMG contaminado. B, sinal filtrado com filtro *Butterworth* passa-banda (4-50 Hz e 4ª ordem). C, sinal retificado. D, sinal filtrado com filtro média móvel com janelas de 1 e 0,1 segundos, e pontos de intersecção. E, detecção dos picos sobre o sinal em B. F, todos os complexos QRS e a média. G, modelo estimado do ECG.

Depois de fixar as posições dos picos, janelas com 0,08 s antes e depois às posições foram selecionadas e agrupadas. O duração destas secções é baseado na duração do complexo QRS que, em um batimento cardíaco normal, tem duração de 0,06 a 0,08 s e em uma contração anormal dura entre 0,09 e 0,12 s (GUYTON e HALL, 2006). Estas secções foram normalizadas e a média delas foi calculada.

A ideia de calcular a média das secções é baseada no fato de que as ondas QRS tendem a ser similares entre elas, as quais representam as contrações ventriculares ordenadas. Como os potenciais de ação das unidades motoras registrados pelo EMG não são sincronizados como os potenciais de ação cardíacos, então o EMG presente naquelas secções provavelmente não demonstrará características em comum e, deste modo, a média tende a uma redução. A média das secções foi utilizada para representar os complexos QRS no modelo de subtração.

Logo, para obter o modelo de subtração, a média das secções foi posicionada de acordo com a posição de cada pico, e a amplitude de cada onda QRS foi ajustada de acordo com a amplitude da secção referente a cada complexo QRS do sinal filtrado pelo filtro *Butterworth*. Para concluir, o modelo estimado foi subtraído do sinal EMG contaminado para obter um EMG sem interferência eletrocardiográfica.

## 3.2 ANÁLISE MULTICANAL

Nesta seção serão apresentados os materiais e métodos para a atenuação do ECG em mais de um canal. A ICA é a técnica multicanal que será utilizada. Para comparação, será utilizado o modelo de subtração, que obteve melhores resultados na análise monocanal, e o filtro passa-altas *Butterworth* com frequência de corte em 30 Hz, que é a técnica referência na atenuação do ECG. Para a análise multicanal são utilizados outros sinais (descritos a seguir), obtidos a partir de um vetor de eletrodos, e com outro protocolo. Também será avaliada a influência do ECG nas medidas de fadiga muscular.

### 3.2.1 Sinais

#### **Parecer ético**

Este trabalho foi aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa do Instituto de Estudos em Saúde Coletiva da UFRJ, nos termos da portaria 196/96 do Conselho Nacional de Saúde. Em um primeiro contato com os participantes desta pesquisa foi realizada a conscientização, esclarecimento da natureza e propósito desta pesquisa, e assinatura do Termo de Consentimento Livre e Esclarecido. Todas as informações pessoais dos voluntários serão mantidas em sigilo, mantendo a privacidade de todos.

### **Aquisição de sinais**

Foi utilizada uma amostra de 11 voluntários saudáveis ( $73,5 \pm 10$  Kg;  $1,74 \pm 0,08$  m;  $27 \pm 3$  anos), todos do sexo masculino, os quais seguiram os seguintes critérios de inclusão: não apresentar queixas de dor no ombro ou região próxima a ser analisada; não apresentar qualquer tipo de doença ou limitação física que impedisse a realização dos exercícios; não ter histórico de problemas ortopédicos e neurológicos; não ter se submetido a cirurgias prévias no sistema musculoesquelético do tronco ou membros superiores; apresentar um nível de compreensão suficiente que possibilitasse a realização dos testes; não ter histórico de doenças cardíacas, e ter lido e assinado o termo de consentimento livre e esclarecido. A maioria dos voluntários não pratica atividades físicas regularmente.

Os sinais eletromiográficos foram coletados sobre o músculo peitoral maior esquerdo com um vetor adesivo semi-descartável de 16 eletrodos (LISiN-OT Bioelettronica, Torino, Itália, modelo ELSCH016), com 10 mm de distância entre os eletrodos. Os sinais eletromiográficos foram amplificados (EMG-USB, LISiN-OT Bioelectronica, Torino, Italia; -3 dB passa banda de 3-500 Hz) com ganho de 5000, amostragem de 2048 Hz, e conversor A/D de 12 bits. O eletrodo de referência foi posicionado no punho direito.

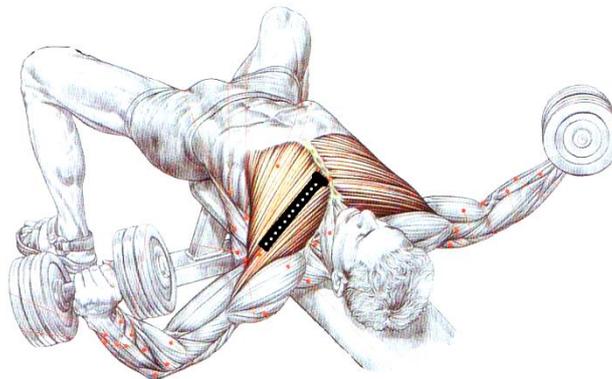
Durante o acoplamento dos eletrodos pelo pesquisador, os voluntários permaneceram em decúbito dorsal sobre a cadeira do dinamômetro Biodex® (Biodex Medical Systems, EUA). Antes de serem colocados os eletrodos foi realizada a tricotomia do local, com material descartável, e foi feita a limpeza da superfície cutânea com esponja e sabonete, para diminuir a impedância da pele nos respectivos pontos de melhor captação da atividade muscular.

PATON e BROWN (1994) investigaram se existe diferenciação muscular no músculo peitoral maior, isto é, se para diferentes movimentos são selecionados segmentos diferentes do mesmo músculo. Realizaram testes isométricos com 20 e 70% da contração isométrica voluntária máxima (CIVM) e foi constatado que existe uma segmentação funcional no músculo peitoral maior. Para o movimento de flexão horizontal com o ombro a 90 graus, o peitoral maior é mais ativo nas porções próximas a 1ª, 2ª e 3ª costelas. Deste modo, o vetor de eletrodos foi posicionado sobre o espaço intercostal entre a 2ª e 3ª costela, seguindo a direção do braço de modo a ficar paralelo à direção das fibras musculares, como no exemplo apresentado na Figura 3.5.

### Protocolo de coleta

Todas as atividades foram realizadas com os voluntários em decúbito dorsal na cadeira do Biodex®; com ombro esquerdo em 90° de abdução, cotovelo em 90° de flexão e o punho em supinação máxima. As contrações realizadas foram isométricas, resistindo à flexão horizontal de ombro. Primeiramente, a posição do membro superior, descrita anteriormente, foi mantida contra a gravidade durante 1 min (GRAV1). Após 1 min de repouso foram realizadas três CIVM de 5 s separadas por 1 min de repouso (FALLA *et al.*, 2010). Entre as três CIVM, aquela que alcançou maior pico de torque no dinamômetro foi considerada como a CIVM de referência (BOSCH *et al.*).

Passados cinco minutos de descanso após as contrações máximas (CHO e KIM, 2012; CASHABACK *et al.*, 2013), os voluntários realizaram seis contrações isométricas, intervaladas por 1 min de repouso (PATON e BROWN, 1994). Cinco destas seis contrações foram realizadas entre 10 e 50% da CIVM (SUB10, SUB20, SUB30, SUB40 e SUB50) e a sexta foi realizada mantendo o membro superior contra a gravidade durante 7 min (GRAV2).

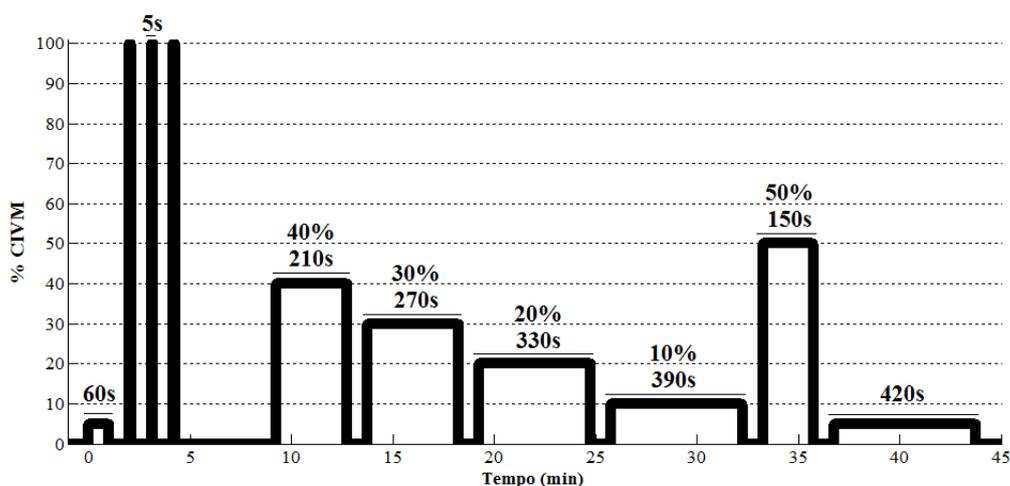


**Figura 3.5.** Exemplo do posicionamento do vetor de eletrodos.

MERLETTI e ROY (1996) analisaram a fadiga em diferentes proporções de contrações isométricas, e o tempo mais longo na identificação das manifestações mioelétricas da fadiga para contrações de 50 e 60% da CIVM foram de 140 e 79 s, respectivamente. Considerando os valores anteriores pertencentes a uma reta, pode-se estimar um tempo médio para outras contrações (40% - 200s; 30% - 260s; 20% - 320s; 10% - 380s). Esta estimativa para o tempo é baseada no estudo de outros níveis de contração muscular e de outro grupo muscular, deste modo não se sabe se a fadiga para os baixos níveis de contração muscular se comportarão da mesma maneira

(linearmente). O período de sete minutos da última contração foi também baseado na aproximação realizada para as outras contrações submáximas, mas estimando que a contração contra a gravidade esteja por volta de 5% da CIVM. A Figura 3.6 esquematiza o procedimento da coleta de dados, considerando a divisão de tempo e as contrações musculares realizadas durante a aquisição dos sinais.

Para as contrações submáximas, os voluntários foram orientados a manter a força muscular constante até acabar o tempo proposto para aquele nível ou até não conseguirem mais manter a contração no nível determinado. Para que os voluntários mantivessem a contração no nível correto, foi utilizada a resposta de torque obtida no Biodex®. O valor do torque foi mostrado na tela de um monitor (representado por uma linha flutuante em relação ao valor do torque), e então foi fixada outra linha correspondente ao nível de contração muscular desejada, de modo que o voluntário fizesse a força necessária para manter as duas linhas coincidentes. Na Figura 3.7 está a imagem vista pelo voluntário no momento da contração.



**Figura 3.6.** Esquema do procedimento da coleta de dados. Eventos: 1º - contração contra a gravidade; 2º - três CIVM; 3º - contração em 40% da máxima; 4º - contração em 30%; 5º - contração em 20%; 6º - contração em 10%; 7º - contração em 50%; 8º - contração contra a gravidade.

As contrações submáximas entre 40 e 10% foram realizadas de forma decrescente, supondo haver influência de desgaste das contrações nas suas sucessoras. Neste caso é preferível que as contrações de menor intensidade sofram as influências, pois como um dos objetivos é identificar manifestações mioelétricas de fadiga e observar os efeitos dos sinais cardíacos nos sinais eletromiográficos, então intensificar o quadro de fadiga em contrações de baixa intensidade pode facilitar a observação deste objetivo citado. Baseado nesta mesma ideia, a contração submáxima de 50% foi realizada antes da

última contração contra gravidade, acreditando que se intensifique o desgaste muscular antes desta atividade de baixa intensidade.

### Pré-processamento

Como em alguns momentos da aquisição de sinais as extremidades do vetor de eletrodos descolaram da pele, então o primeiro eletrodo (que está mais próximo do osso esterno) e os últimos sete eletrodos (mais próximos do ombro) foram desconsiderados. Logo, foram considerados 8 canais para as análises. Em um dos indivíduos o vetor de eletrodos se soltou totalmente durante a contração SUB50, sendo então inutilizados estes.

Os dois primeiros segundos dos sinais e os dois últimos foram descartados para eliminar mudanças sistemáticas na eletromiografia (CASHABACK *et al.*, 2013). Os sinais foram filtrados com filtro *nocth* de segunda ordem em 60 Hz e seus harmônicos para eliminar a interferência de rede.



Figura 3.7. Imagem vista pelo voluntário no momento da contração muscular. Na tela há duas linhas, uma fixa e outra flutuante de acordo com o torque aplicado pelo voluntário. O voluntário deveria tentar manter a linha flutuante cobrindo a linha fixa.

### 3.2.2 Medidas de desempenho

Para avaliar as manifestações mioelétricas de fadiga muscular, as seguintes medidas foram utilizadas:

- Frequência mediana (FMD);
- Entropia;
- Velocidade de condução (VC).

A influência do ECG foi analisada pela alteração destas medidas. A potência espectral para o cálculo da FMD foi obtida a partir da transformada de Fourier, em janelas de um segundo. A entropia também foi estimada em janelas de 1 s. Neste trabalho a VC foi estimada a partir de dois canais de acordo o método proposto por FARINA *et al.* (2003), sendo as estimativas realizadas em janelas de 0,5 s.

Como o tempo de contração muscular muda de acordo com a intensidade realizada e também de indivíduo para indivíduo, então o tempo total de cada contração foi dividido em intervalos de 10% (PEREIRA *et al.*, 2011). Para cada intervalo de 10% foi utilizada a média da FMD, entropia e VC. Com estes 10 valores médios, foi calculada a regressão linear.

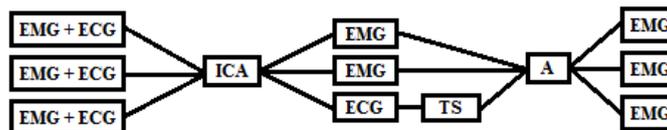
### 3.2.3 Atenuação do ECG

Para a atenuação do ECG foram utilizadas as seguintes técnicas:

- ICA;
- Filtro passa-altas *Butterworth* (BW) com frequência de corte em 30 Hz;
- Modelo de subtração (TS) (técnica descrita na seção 3.1.4.5).

O BW e o TS foram aplicados canal a canal. Já para a ICA, por ser uma técnica multivariada, os oito canais são utilizados como entrada para o algoritmo. Foi utilizado o algoritmo FastICA para realização da ICA.

Ao estimar os componentes independentes, não há como se ter certeza da ordem correta das fontes, o que inviabilizaria o cálculo da VC. Sendo assim, a fonte estimada referente ao ECG foi processada com o TS e, então, todos os componentes independentes (CI) foram multiplicados pela matriz de mistura  $\mathbf{A}$  (2.4-1), para obter novamente a ordem correta dos sinais. Um esquema do processo é apresentado na Figura 3.8 para exemplificar.



**Figura 3.8.** Esquema da atenuação do ECG utilizando ICA e TS em 3 canais.

A detecção do componente independente referente ao ECG foi realizada de forma visual e automática. A análise visual consiste em visualizar os CI no domínio do tempo e seleccionar manualmente aqueles que apresentem estruturas referentes aos complexos QRS.

A detecção automática foi realizada de duas maneiras diferentes. Em uma delas, foi calculada a entropia dos CI filtrados com passa-baixas *Butterworth* (50 Hz) em janelas de 1 segundo. Aqueles CI que apresentarem a média da entropia abaixo de um limite, são considerados componentes referentes ao ECG. O limite foi definido em 4,3 *nats*, que é um valor empírico. A ideia é que a estrutura do ECG sendo mais organizada que a do EMG, levaria a menores valores de entropia.

Na outra forma de detecção automática do ECG, um sinal de referência foi construído a partir do somatório dos oito canais de sinais contaminados, e então esta referência foi filtrada com passa-baixas *Butterworth* (50 Hz). Esperava-se que ao somar os sinais, a presença do ECG fosse evidenciada em relação ao EMG. Os CI foram então comparados com esta referência utilizando a DKL. Aquele CI que obteve o menor valor de DKL foi considerado o componente referente ao ECG.

Na detecção visual e na automática com entropia, um ou mais componentes podem ser seleccionados como referentes ao ECG, assim como nenhum componente pode ser seleccionado. Na detecção automática utilizando a DKL sempre foi seleccionado apenas um componente. Estas três formas de detecção foram comparadas entre si, a partir do coeficiente da reta, obtido pela regressão linear da FMD, entropia e VC. Foi utilizado o teste ANOVA, e em caso de rejeição da hipótese nula foi utilizado o teste *t-Student* para definir qual forma de detecção apresenta diferença significativa (nível de significância em 0,05).

## CAPÍTULO 4 RESULTADOS

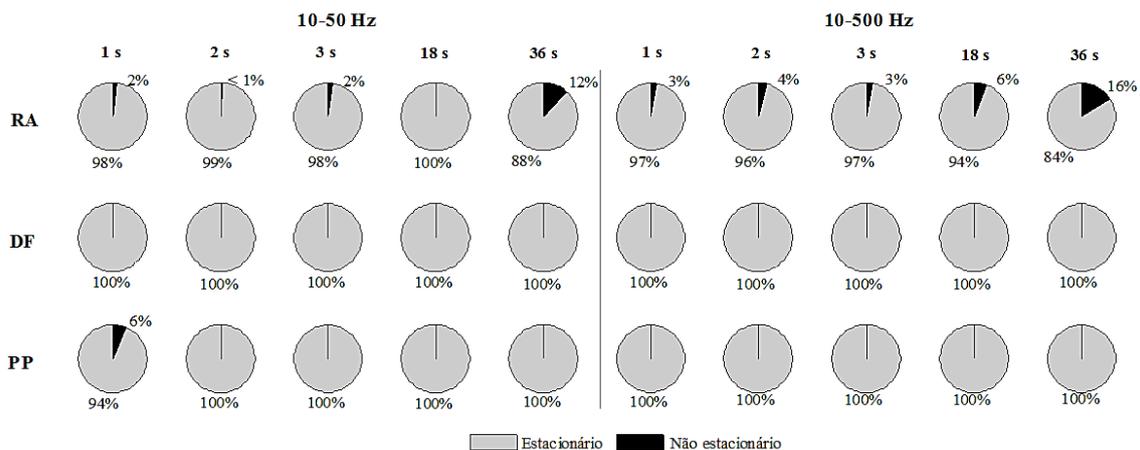
### 4.1 ANÁLISE MONOCANAL

Inicialmente, serão apresentados os resultados de cada técnica e, no final, serão apresentados os resultados em conjunto, para uma comparação.

#### 4.1.1 Análise inicial dos sinais

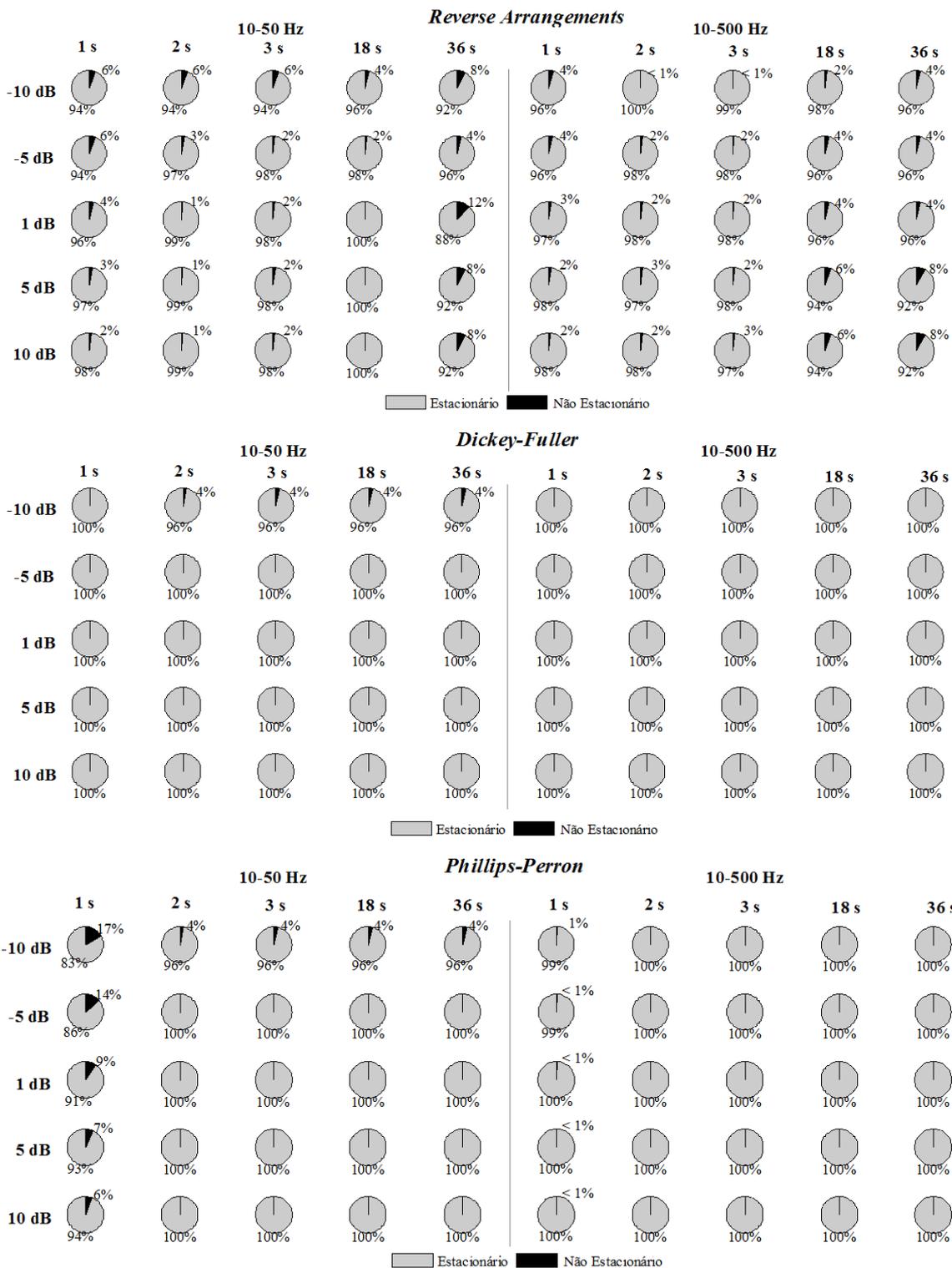
##### Teste de estacionariedade

Os resultados de cada janela de todos os sinais EMGo foram agrupados em estacionários e não estacionários, de acordo com o comprimento da janela, conforme apresentado na Figura 4.1. É possível observar que, na maioria das condições (banda de pré-filtragem e teste utilizado), mais de 95% dos trechos de um segundo dos sinais são estacionários.



**Figura 4.1.** Resultados de estacionariedade para o EMGo, em cada comprimento de janela analisado (1, 2, 3, 18 e 36 s). RA – *reverse arrangements*. DF – *Dickey-Fuller*. PP – *Phillips-Perron*.

Os resultados das IS estão apresentados na Figura 4.2. É possível observar que, na RSI de -10 dB, aparecem mais janelas não estacionárias, o que pode ser justificado pela forte presença do ECG. O teste *reverse arrangements*, por ser mais sensível a mudanças ascendentes ou descendentes na linha de base do sinal que podem aparecer com a presença do ECG, identificou um maior número de janelas não estacionárias. Mesmo com mais trechos não estacionários, a maioria dos sinais ainda é estacionária.



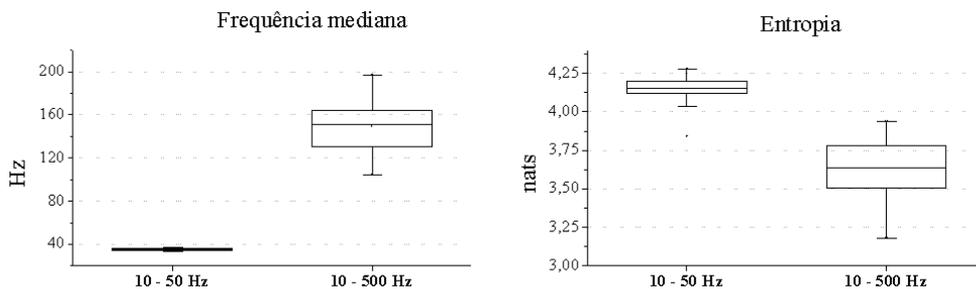
**Figura 4.2.** Resultados de estacionariedade para as IS com RSI de -10, -5, 1, 5 e 10 dB para as bandas entre 10-50 e 10-500 Hz, em cada comprimento de janela analisado (1, 2, 3, 18 e 36 s).

### Comparação: contrações musculares; bandas de filtragem

Não foram observadas diferenças estatísticas nas medidas de entropia e FMD para os diferentes níveis de contração muscular. Como não há diferença entre as contrações

pelas medidas avaliadas, então as análises seguintes serão realizadas com todos os sinais, sem separar em grupos de contração.

As bandas de pré-filtragem propostas foram comparadas para identificar se havia diferença relevante entre elas. Como a FMD e a entropia foram calculadas em janelas de 1 s, então em cada sinal foi obtido o valor médio de todas as janelas de modo a serem representados em um *boxplot* (Figura 4.3). Na FMD é observado um aumento em seu valor de acordo com o aumento da banda (como esperado); e na entropia há uma redução. Foi encontrada diferença entre 10-50 e 10-500 Hz para ambas as medidas (FMD e entropia). O valor  $p$  para a FMD foi de  $2.10^{-28}$  e para entropia foi de  $1.10^{-14}$ .



**Figura 4.3.** *Boxplots* referentes à média das FMD e das entropias dos sinais EMGo nas diferentes bandas de pré-filtragem.

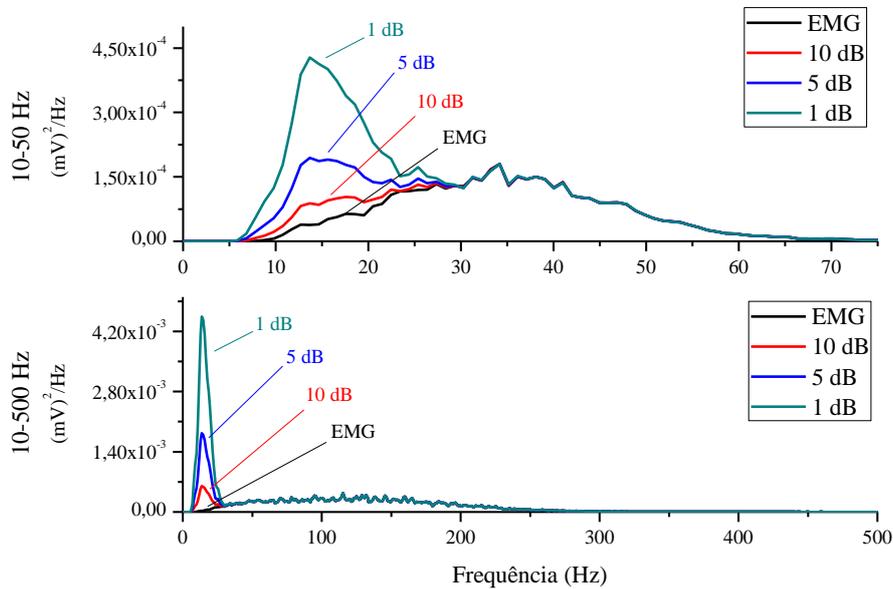
### Presença do ECG

Quando o ECG é adicionado ao EMG, o espectro de potência do EMG se modifica, aumentando a energia na faixa de frequência do ECG, que pode ser considerada de baixa frequência em comparação com toda a banda do EMG. Na Figura 4.4, são apresentadas os espectros de potência do EMG sem e com acréscimo do ECG nas RSI de 1, 5 e 10 dB e para as bandas de 10-50 e 10-500 Hz.

O ECG utilizado nestas misturas tem a maior parte da energia abaixo de 30 Hz e isto pode ser observado na Figura 4.4. As RSI de -10 e -5 dB não foram acrescentadas na figura, pois com a RSI de 1 dB a energia já fica bem alta na faixa do ECG, ou seja, já foi possível observar a alteração espectral com a presença do ECG. As RSI de -10 e -5 dB seguiriam o mesmo padrão das outras RSI, porém com energia mais alta.

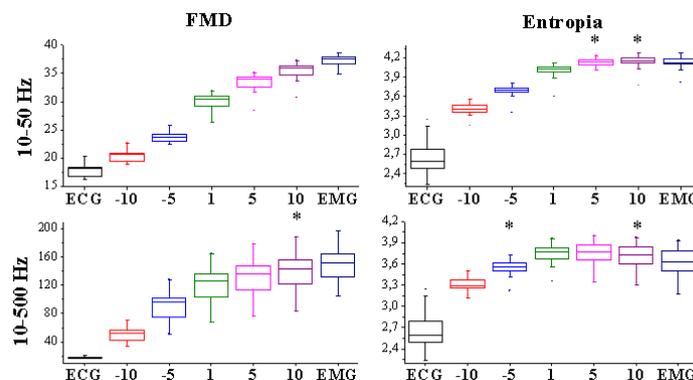
Os valores da FMD e da entropia, tanto dos sinais originais utilizados na construção das IS quanto das IS nas duas bandas de pré-filtragem, estão representados na Figura 4.5. São acrescentados asteriscos sobre os blocos referentes às IS que não apresentaram diferença estatística quando comparados ao EMGo. Os valores médios são apresentados na Figura 4.6. O valor médio da FMD para os sinais do músculo gastrocnêmio é de 37 Hz na banda entre 10-50 Hz e de 150 Hz na banda entre 10-

500 Hz. Já para a entropia é 4,1 *nats* na banda entre 10-50 Hz e de 3,6 *nats* na banda entre 10-500 Hz.



**Figura 4.4.** Espectro do EMG antes e após acréscimo do ECG nas RSI de 1, 5 e 10 dB, e nas bandas de pré-filtragem (10-50 e 10-500 Hz).

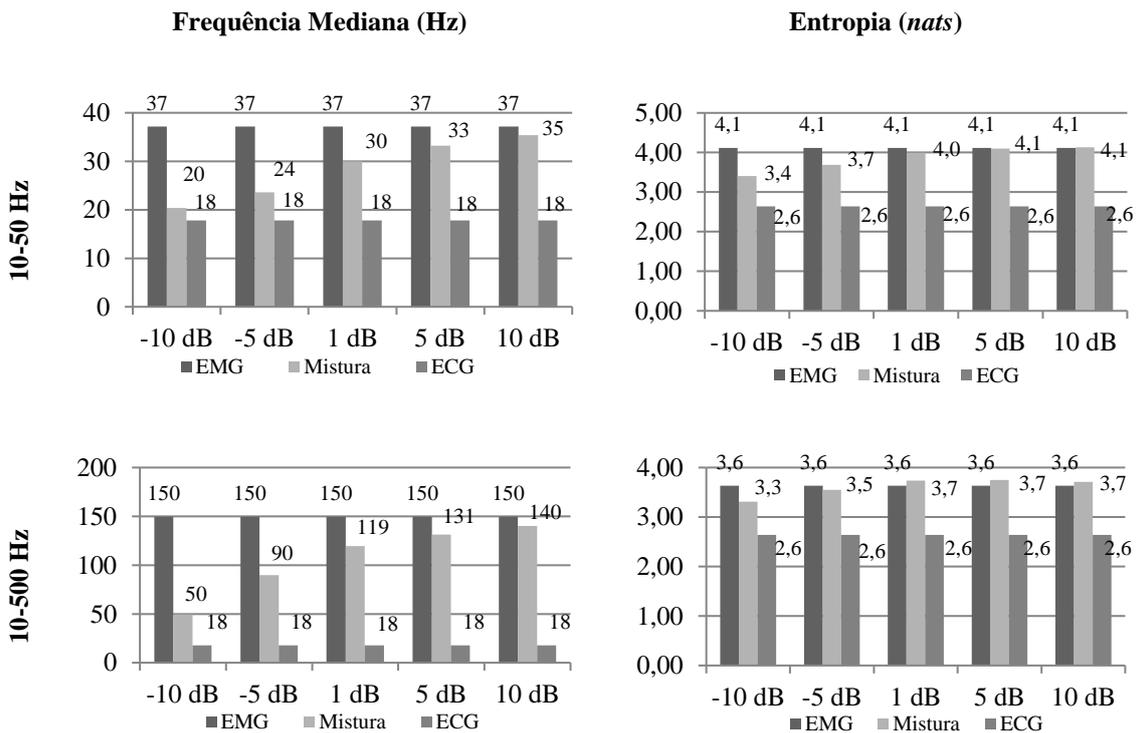
É possível observar que a presença do ECG reduz tanto a FMD quanto a entropia do EMG, à medida que a RSI diminui, ou seja, à medida que a interferência do ECG se torna mais intensa. Em RSI maiores, onde a amplitude do ECG é muito baixa, as medidas avaliadas ficam muito próximas daquelas do EMGo, ao ponto de não apresentarem diferenças estatísticas.



**Figura 4.5.** Boxplots da FMD e da entropia das IS e dos sinais utilizados na construção das IS.

Na Figura 4.7, são apresentados os resultados na comparação inter-indivíduo para os sinais EMG, ECG e as IS para a IM, DKL e CC. A IM apresentou valores muito

baixos para todos os sinais, sugerindo que sinais do mesmo tipo possuem pouca informação comum entre eles; ou seja, um EMG não apresenta características parecidas com outro EMG ao se analisar a IM, assim como ocorre no ECG e na mistura entre os dois sinais. O ECG, mesmo que apresente ciclos quase periódicos e formatos de onda descritíveis que poderiam ser parecidos em indivíduos diferentes, ainda apresenta IM baixa. Os valores dos CC também foram muito baixos.

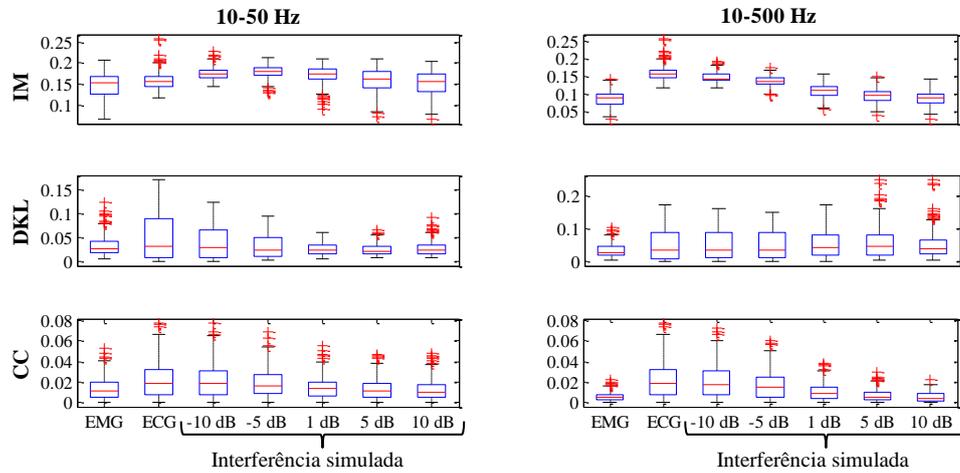


**Figura 4.6.** Valores médios da FMD e da entropia das IS e dos sinais utilizados na construção das IS.

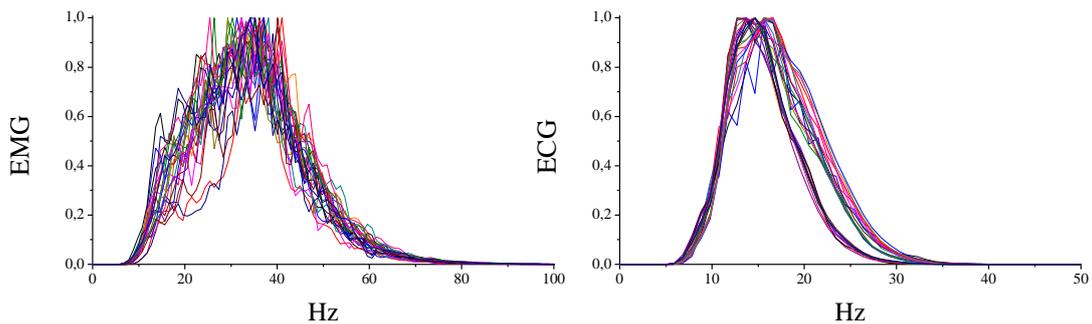
Já ao analisar a DKL, pode-se identificar maior proximidade entre os sinais de um mesmo tipo. Estes valores menores de DKL podem estar relacionados ao espectro de potência que foi utilizada para a análise da DKL. Os espectros destes sinais são normalmente semelhantes (é possível observar esta semelhança na Figura 4.8, na qual são apresentados os espectros normalizados de todos os sinais EMG e ECG).

Os resultados comparando IM, DKL e CC entre: EMG e ECG; EMG e IS são expostos na Figura 4.9. A IM e o CC entre EMG e ECG apresentam valores muito baixos, e a DKL entre estes sinais apresenta divergência alta. Quando comparado o EMG com as IS, os valores da IM e o CC são diretamente proporcionais à RSI para o EMG e inversamente proporcionais para o ECG. Na DKL ocorre o inverso, sendo esta

inversamente proporcional à RSI para o EMG. De uma maneira simples, isso significa que, em RSI menores, a presença do ECG é mais intensa, e, em RSI maiores, a presença do EMG é mais intensa.



**Figura 4.7.** *Boxplots* da IM, DKL e CC na comparação interindividual entre o mesmo tipo de sinais (EMG x EMG; ECG x ECG; mistura x mistura).

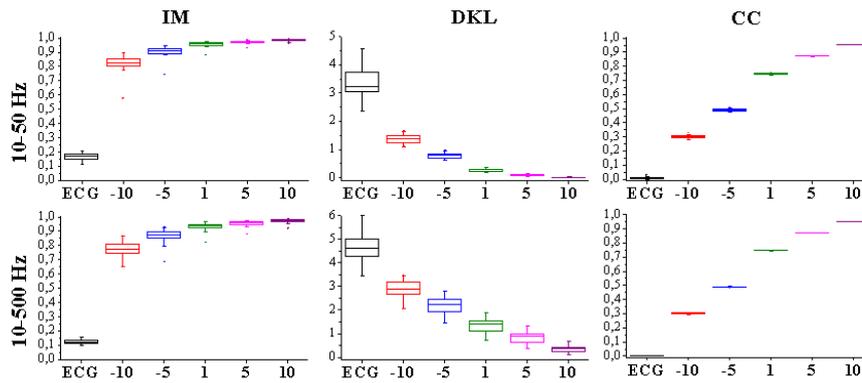


**Figura 4.8.** Espectros normalizados dos sinais EMG e ECG (10-50 Hz).

Os valores médios da IM, DKL e CC estão na Tabela 4.1. Pode-se observar que na comparação entre EMGo e ECG se obtêm valores baixos de IM e CC e altos de DKL, indicando que não há semelhanças entre estes sinais. Já entre EMGo e IS, há um aumento dos valores de IM e CC, e diminuição da DKL, em relação ao aumento da RSI.

**Tabela 4.1.** Valores médios da IM, DKL e CC entre EMGo e ECG; e EMGo e IS.

	IM		DKL		CC	
	10-50 Hz	10-500 Hz	10-50 Hz	10-500 Hz	10-50 Hz	10-500 Hz
<b>ECG</b>	0,17	0,12	3,38	4,66	0,01	0,00
<b>-10 dB</b>	0,81	0,76	1,38	2,85	0,30	0,30
<b>-5 dB</b>	0,90	0,86	0,80	2,18	0,49	0,49
<b>1 dB</b>	0,95	0,92	0,28	1,33	0,75	0,75
<b>5 dB</b>	0,97	0,95	0,10	0,81	0,87	0,87
<b>10 dB</b>	0,98	0,97	0,02	0,34	0,95	0,95



**Figura 4.9.** *Boxplots* da IM, DKL e CC entre EMGo e ECG; e EMGo e IS.

## 4.1.2 Atenuação do ECG

### 4.1.2.1 Sinal e sua cópia deslocada

#### **Deslocamentos referentes ao AMUSE, SOBI e SOBI-RO**

Para cada situação analisada utilizando o AMUSE, os resultados foram os mesmos em todos os diferentes deslocamentos, como é possível observar na Figura 4.10.

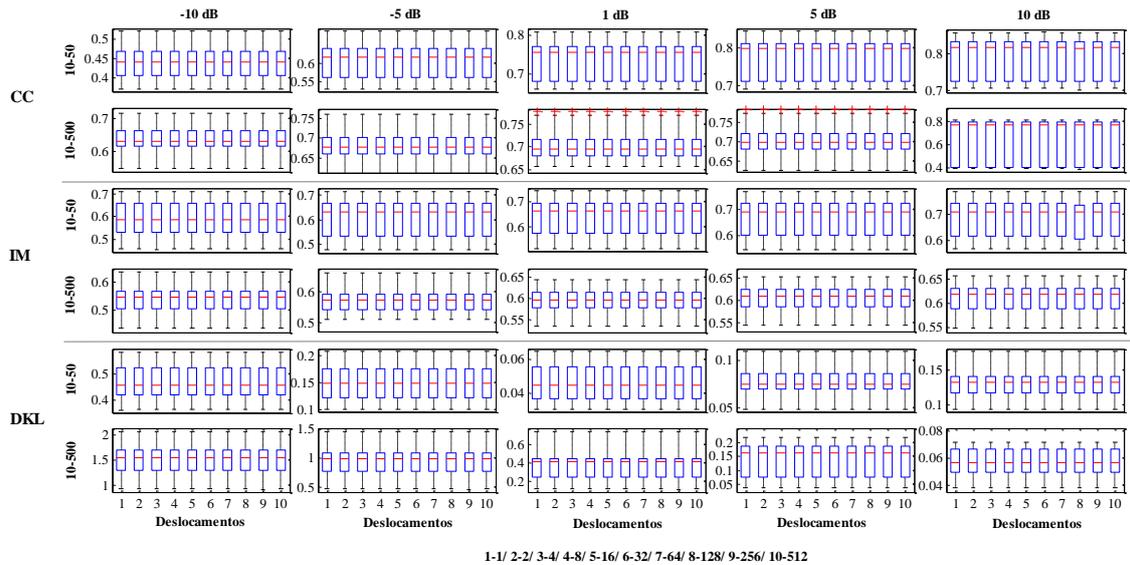
No algoritmo SOBI, os resultados para os deslocamentos a partir de 2 amostras também foram todos iguais. Porém, o deslocamento em uma amostra apresentou resultados diferentes dos demais (Figura 4.11), além de apresentar maior variância. Apenas um deslocamento obteve piores resultados na maioria das situações, a não ser no CC na banda de 10-500 Hz e RSI de -5, 1, 5 e 10 dB; e DKL na banda de 10-50 Hz, RSI 5 e 10 dB.

Para o algoritmo SOBI-RO, os resultados em relação aos deslocamentos foram iguais para a maioria das análises (Figura 4.12). No CC houve pequena diferença na banda de 10-500 Hz, sendo que as RSI de -10 e -5 dB apresentaram maior valor em um deslocamento. Na IM não há diferença nos deslocamentos superiores a 2 e o deslocamento unitário apresentou valores levemente maiores, apesar de ter também maior variância. Na DKL a diferença com um deslocamento é vista na banda 10-500 Hz, sendo um pouco menor em um deslocamento.

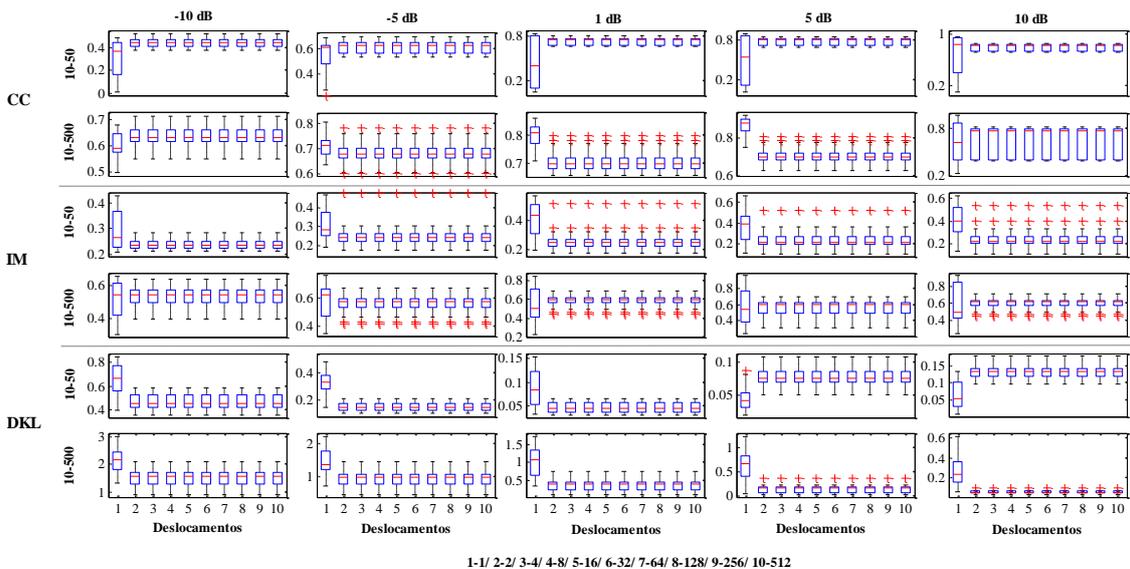
Considerando que apenas um deslocamento no algoritmo SOBI apresenta maior variância dos resultados, e produziu resultados piores na maioria dos casos, então, ao se

utilizar um sinal e sua cópia deslocada como parametro de entrada para o algoritmo, seria melhor utilizar dois deslocamentos ou mais. Já para o SOBI-RO apenas um deslocamento pôde apresentar resultados levemente mais próximo do esperado do que com mais deslocamentos.

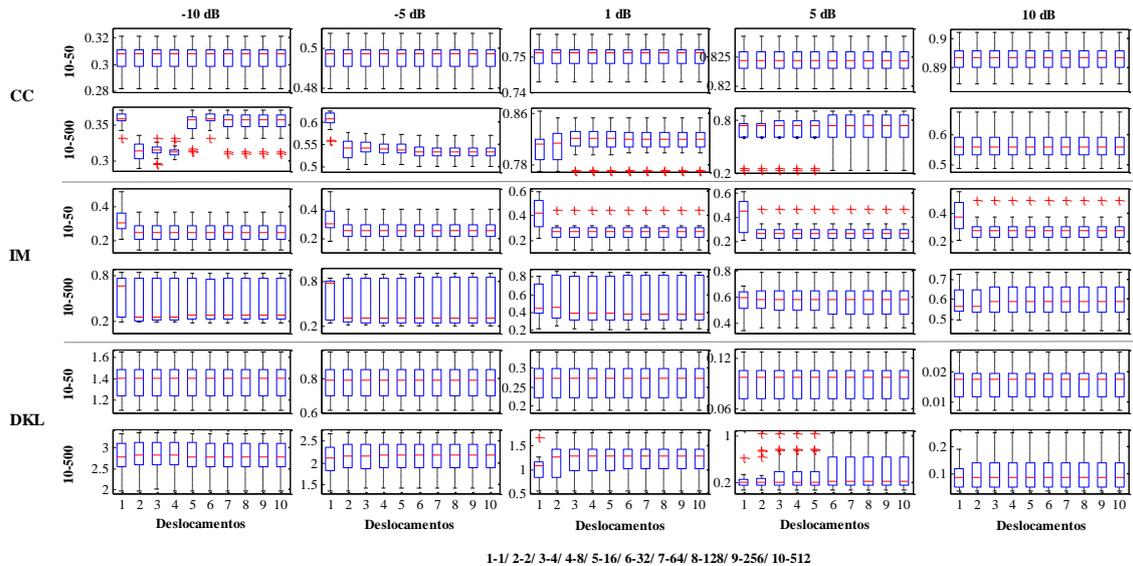
Logo, ao se utilizar um sinal e sua cópia deslocada como parâmetros de entrada, será utilizado um deslocamento intrínsecos ao AMUSE, dois deslocamentos intrínsecos ao SOBI e um deslocamento ao SOBI-RO.



**Figura 4.10.** Boxplot para CC, IM e DKL entre EMGo e EMGe com algoritmo AMUSE a partir das IS em -10, -5, 1, 5 e 10 dB e pré-filtragem entre 10-50 e 10-500 Hz, para diferentes deslocamentos (1, 2, 4, 8, 16, 32, 64, 128, 256, 512).



**Figura 4.11.** Boxplot para CC, IM e DKL entre EMGo e EMGe com algoritmo SOBI a partir das IS em -10, -5, 1, 5 e 10 dB e pré-filtragem entre 10-50 e 10-500 Hz, para diferentes deslocamentos (1, 2, 4, 8, 16, 32, 64, 128, 256, 512).



**Figura 4.12.** *Boxplot* para CC, IM e DKL entre EMGo e EMGe com algoritmo SOBI-RO a partir das IS em -10, -5, 1, 5 e 10 dB e pré-filtragem entre 10-50 e 10-500 Hz, para diferentes deslocamentos (1, 2, 4, 8, 16, 32, 64, 128, 256, 512).

## Atenuação do ECG

### AMUSE

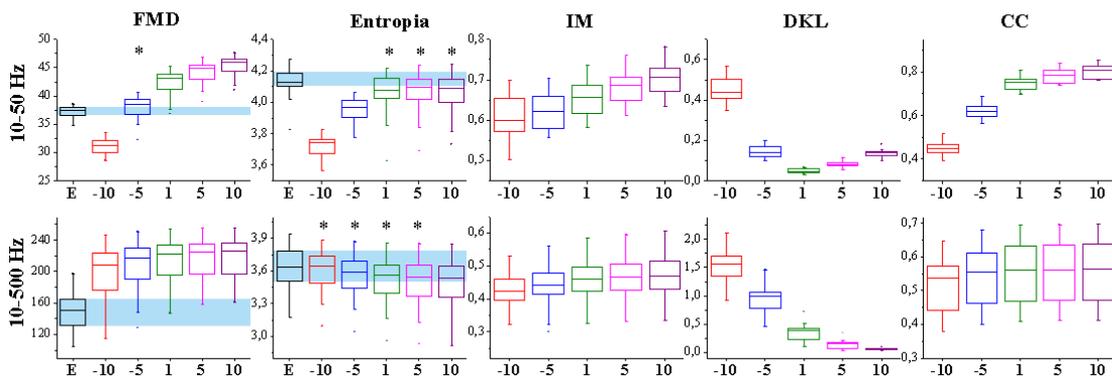
Os resultados da atenuação do ECG, utilizando a IS e sua cópia deslocada em uma amostra, com a técnica AMUSE, estão representados em *boxplots* na Figura 4.13. Para a FMD e entropia, é colocado o valor referente ao EMGo, do qual os valores do EMGe deveriam se aproximar, considerando-se assim uma boa redução do ECG e preservação do EMG. Foi adicionada uma faixa sobre os blocos referente à posição dos valores do EMGo, para facilitar a visualização. É acrescentado também um asterisco sobre os resultados que não apresentaram diferença significativa em relação ao EMGo (análise estatística realizada com teste *t-Student*, e nível de significância em 0,05).

Para a banda entre 10-50 Hz, a FMD aumentou de acordo com o aumento da RSI, sendo que em -10 dB o valor foi inferior ao do EMGo; em -5 dB ficou mais próximo do esperado; e nos demais ficou acima. Os valores da entropia ficaram mais próximos do esperado nas RSI de 1, 5 e 10 dB, mas a variabilidade aumentou em relação ao EMGo. Valores de FMD e entropia abaixo do esperado indicam ainda presença do ECG. A IM e CC aumentaram de acordo com aumento da RSI também, com valores entre 0,6-0,7 para IM e 0,45-0,8 para CC. O menor valor de DKL foi na RSI de 1 dB.

Para a banda entre 10-500 Hz, há pouca diferença entre as RSI, mas mesmo assim é possível notar uma tendência ascendente na FMD, IM e CC, e descendente na entropia e DKL. A diferença entre as RSI é bem nítida na DKL. Todas as FMD ficaram com

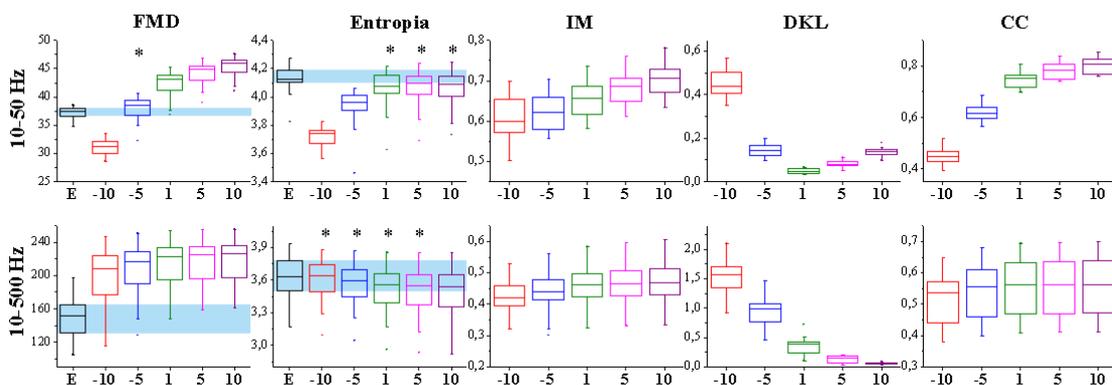
valores acima do esperado. Os valores da entropia estão próximos ao esperado, mas a presença do ECG nesta banda já não modificava tanto a entropia do EMG. Os valores médios para a IM estão entre 0,42-0,48 e para o CC entre 0,52-0,56.

Os resultados obtidos com o SOBI (Figura 4.14), ICA (Figura 4.15), PCA (Figura 4.16) e scPCA (Figura 4.17) foram muito semelhantes àqueles obtidos com o AMUSE. Apenas no uso da ICA, na banda entre 10-500 Hz, apresentou diferenças em relação aos resultados apresentados anteriormente, quanto a IM e CC, as quais não apresentaram tendência ascendente ou descendente de acordo com as RSI.



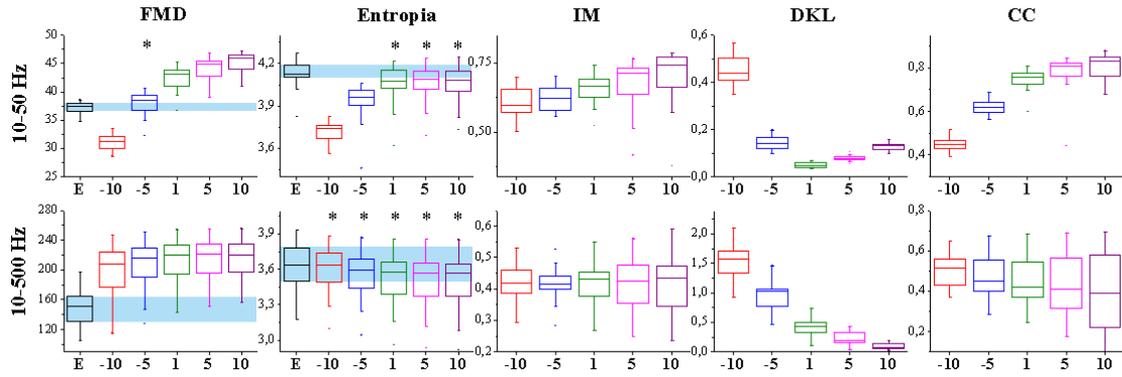
**Figura 4.13.** Boxplots referente à: FMD, entropia, IM, DKL e CC; para as bandas entre 10-50 e 10-500 Hz, e as RSI de -10, -5, 1, 5 e 10 dB, do EMGo (E) e do EMGe pela técnica AMUSE.

### SOBI



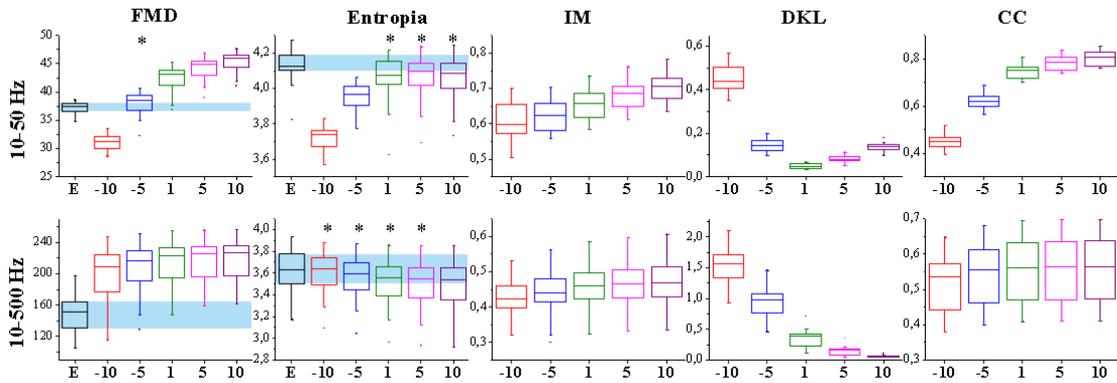
**Figura 4.14.** Boxplots referente à: FMD, entropia, IM, DKL e CC; para as bandas entre 10-50 e 10-500 Hz, e as RSI de -10, -5, 1, 5 e 10 dB, do EMGo e do EMGe pela técnica SOBI.

## ICA



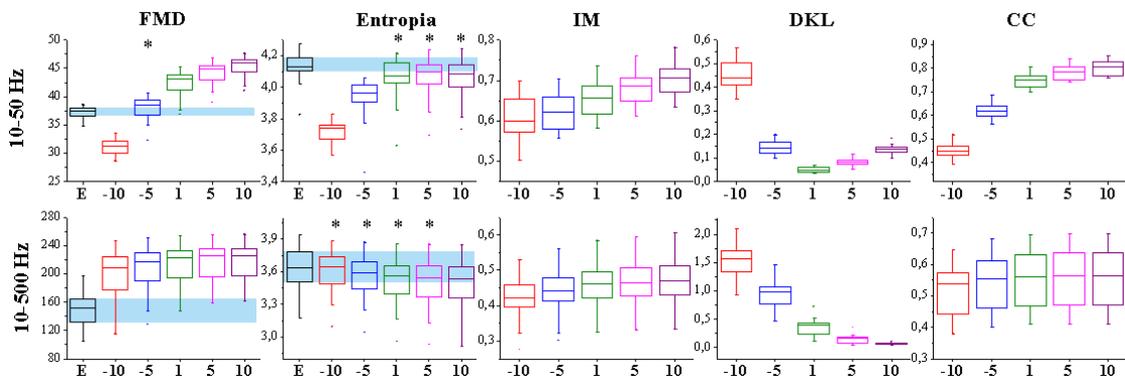
**Figura 4.15.** Boxplots referente à: FMD, entropia, IM, DKL e CC; para as bandas entre 10-50 e 10-500 Hz, e as RSI de -10, -5, 1, 5 e 10 dB, do EMGo e do EMGe pela técnica ICA.

## PCA



**Figura 4.16.** Boxplots referente à: FMD, entropia, IM, DKL e CC; para as bandas entre 10-50 e 10-500 Hz, e as RSI de -10, -5, 1, 5 e 10 dB, do EMGo e do EMGe pela técnica PCA.

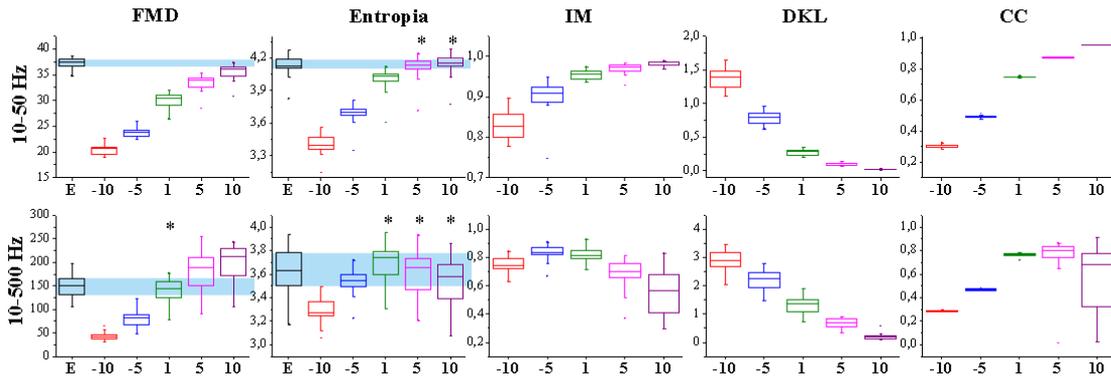
## scPCA



**Figura 4.17.** Boxplots referente à: FMD, entropia, IM, DKL e CC; para as bandas entre 10-50 e 10-500 Hz, e as RSI de -10, -5, 1, 5 e 10 dB, do EMGo e do EMGe pela técnica scPCA.

## SOBI-RO

Os resultados com o SOBI-RO são apresentados na Figura 4.18. Na banda entre 10-50 Hz, os valores obtidos são semelhantes aos encontrados nas IS e entre EMGo e IS (seção 4.1.1), ou seja, não foi possível reduzir a interferência eletrocardiográfica. O mesmo ocorre na banda entre 10-500 Hz para as RSI de -10, -5 e 1 dB. Já nas RSI de 5 e 10 dB, os valores foram diferentes em relação as IS, no entanto não foi possível a redução do ECG, o qual ainda é visto pela presença dos complexos QRS.



**Figura 4.18.** *Boxplots* referente à: FMD, entropia, IM, DKL e CC; para as bandas entre 10-50 e 10-500 Hz, e as RSI de -10, -5, 1, 5 e 10 dB, do EMGo e do EMGe pela técnica SOBI-RO.

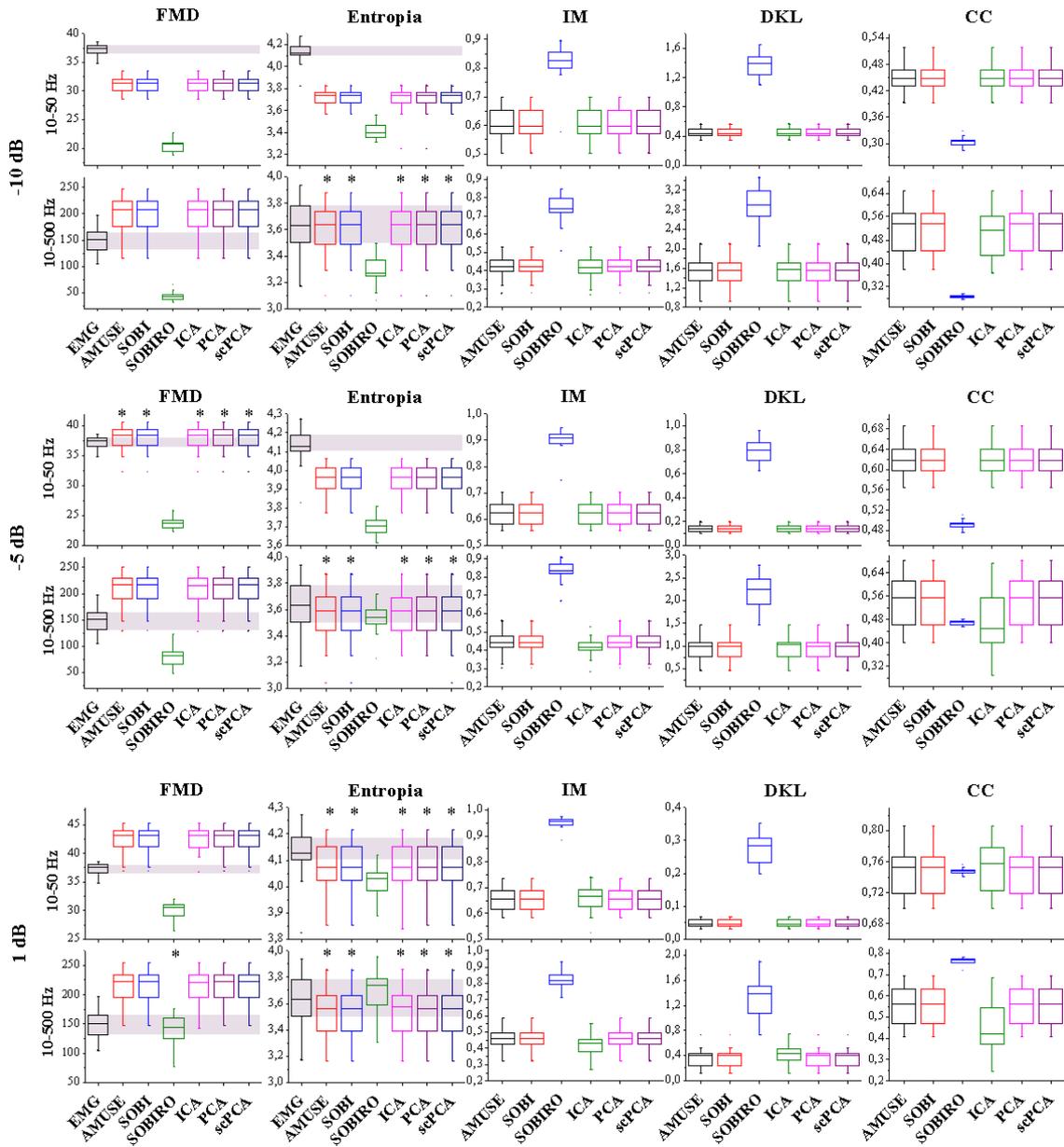
## Comparação entre técnicas

Os mesmos dados apresentados anteriormente foram reagrupados para comparar os resultados entre as diferentes técnicas aplicadas a um sinal e sua cópia deslocada no tempo. Para a FMD e entropia também são apresentados os valores referentes ao EMGo, dos quais os valores do EMGe devem se aproximar. A comparação é apresentada na Figura 4.20.

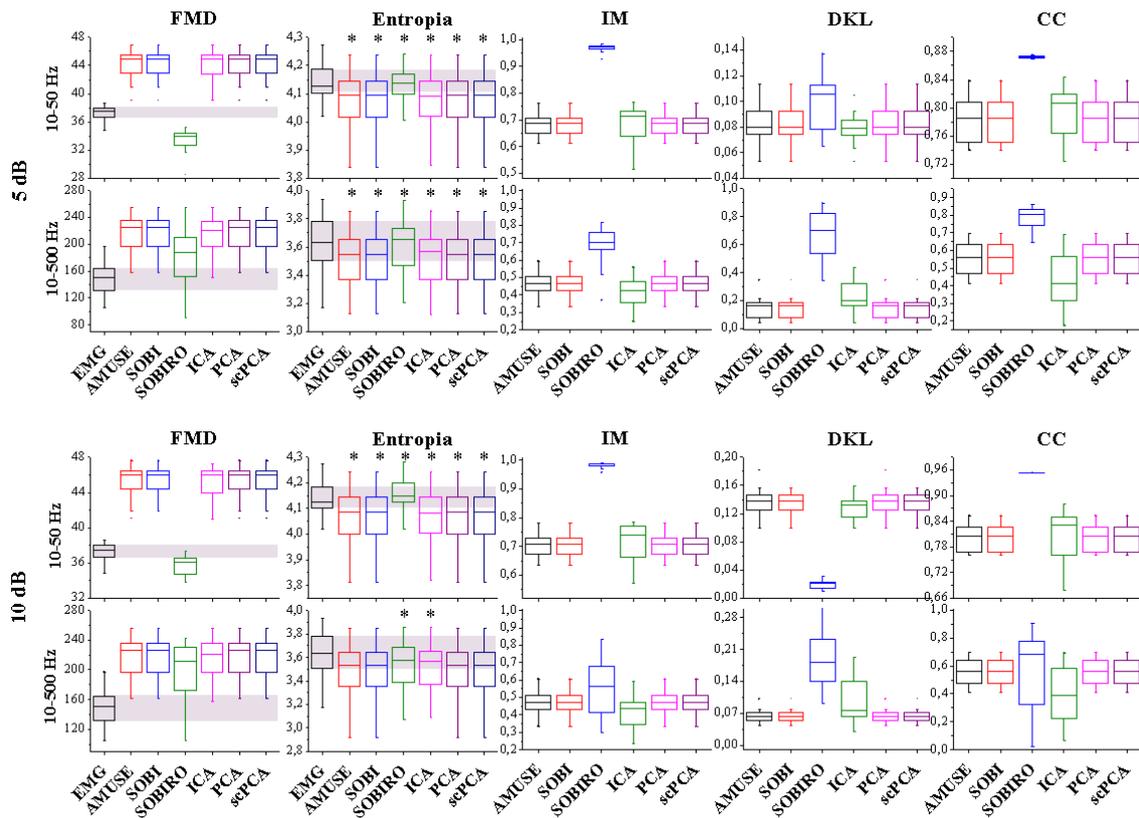
O que primeiro se destaca é a diferença dos resultados com o SOBI-RO em relação aos demais. É importante lembrar que em todas as RSI da banda entre 10-50 Hz e nas RSI de -10, -5 e 1 dB da banda entre 10-500 Hz, obtidos com o SOBI-RO, têm valores semelhantes aos das IS, ou seja, não reduziu o ECG nem modificou o sinal. Nas RSI de 5 e 10 dB, os resultados estão mais próximos dos valores das IS do que do EMGo.

As técnicas AMUSE, SOBI, PCA e scPCA forneceram resultados idênticos, e os resultados com a ICA foram muito próximos aos anteriores. Nos *boxplots* em que se pôde identificar a pequena diferença dos resultados com a ICA, não existe diferença estatística em comparação com os resultados do AMUSE, SOBI, PCA e scPCA. Esta pequena diferença em relação ao ICA pode ser em função da matriz de inicialização do

algoritmo FastICA, o qual apresenta valores aleatórios, o que pode acarretar diferenças sutis na convergência das fontes.



**Figura 4.19.** Boxplots referente à: FMD, entropia, IM, DKL e CC; para as bandas entre 10-50 e 10-500 Hz, e as RSI de -10, -5, 1, 5 e 10 dB, do EMGo e do EMGe pelas técnicas AMUSE, SOBI, SOBIRO, ICA, PCA e scPCA.

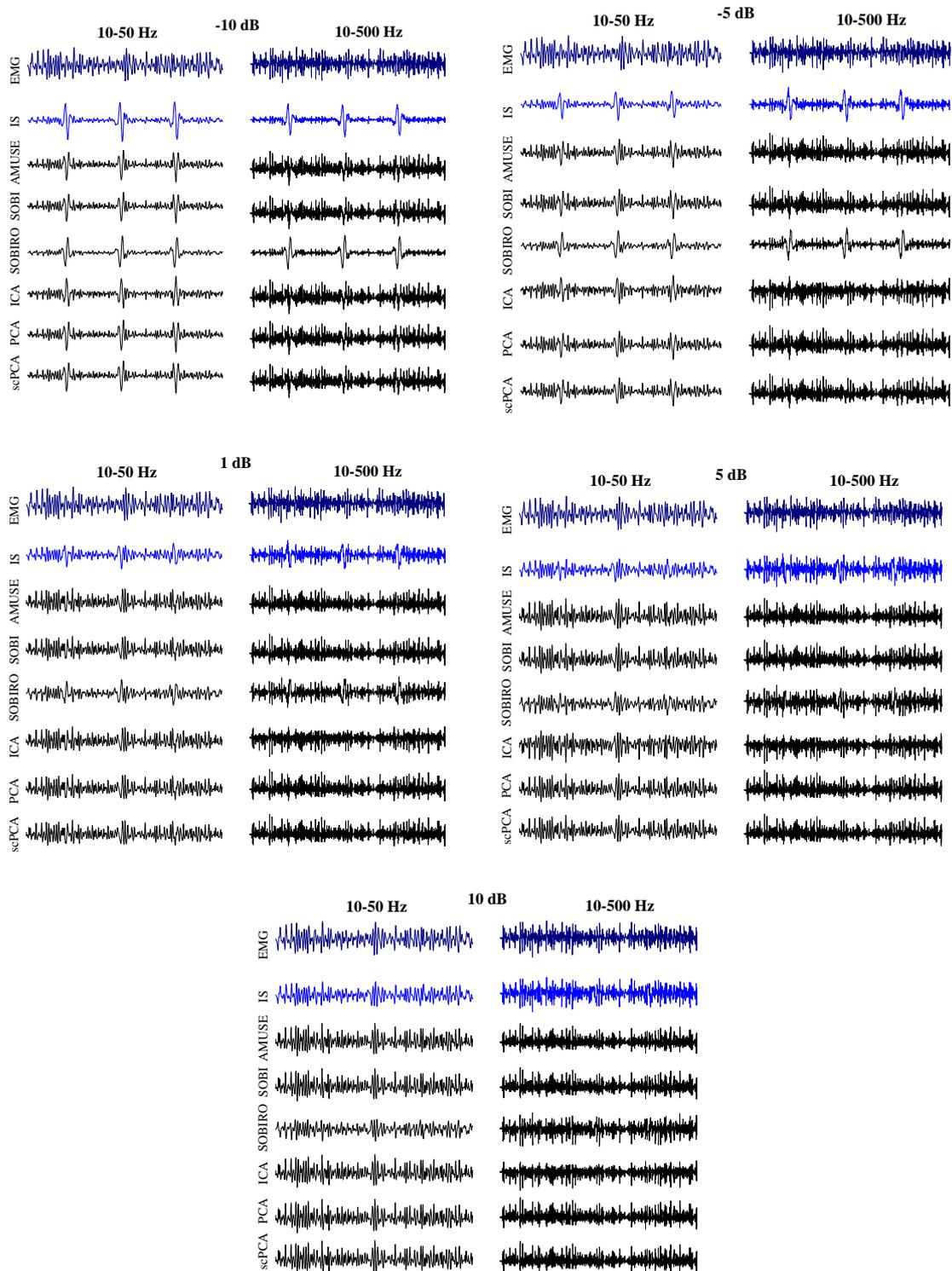


**Figura 4.20.** Boxplots referente à: FMD, entropia, IM, DKL e CC; para as bandas entre 10-50 e 10-500 Hz, e as RSI de -10, -5, 1, 5 e 10 dB, do EMGo e do EMGe pelas técnicas AMUSE, SOBI, SOBIRO, ICA, PCA e scPCA.

Na Figura 4.21 são representados, no domínio do tempo, um sinal EMGo, as IS nas cinco RSI referentes a este EMGo e os EMGe pelas técnicas apresentadas nesta seção. Pode-se observar que a presença do ECG é facilmente detectada visualmente até a RSI de 1 dB.

Os sinais obtidos com o SOBI-RO são muito semelhantes às IS (nas RSI de 5 e 10 dB é difícil observar). Na banda de 10-50 Hz pode-se observar presença de complexos QRS até a RSI de -5 dB; na de 1 dB ainda é possível identificar (com dificuldade) a presença do ECG. Na banda de 10-500 Hz há maior atenuação do ECG.

Como as técnicas AMUSE, SOBI, PCA e scPCA obtiveram os mesmos resultados ao serem aplicadas em um sinal e sua cópia deslocada, então será utilizada a scPCA na comparação com as próximas técnicas apresentadas de atenuação do ECG. A escolha da scPCA é devida a sua simplicidade em relação às demais. Os resultados para a ICA não apresentam diferenças significantes em relação às outras, porém apresentam um pouco mais de variabilidade. Por fim, o SOBIRO não atenuou a presença do ECG.



**Figura 4.21.** Sinais estimados com um sinal e sua cópia deslocada a partir das técnicas: AMUSE, SOBI, SOBI-RO, ICA, PCA, scPCA; nas bandas de pré-filtragem entre 10-50 e 10-500 Hz, e nas RSI de -10, -5, 1, 5 e 10 dB. Também é apresentado o EMGo e a IS para cada situação.

#### 4.1.2.2 Filtro passa-altas *Butterworth*

##### **Ordem**

Na Figura 4.22 estão expostos os resultados em relação à IM, DKL e CC entre o EMGo e o EMGe. Os resultados mais próximos do esperado são aqueles que apresentem maior IM e CC, e menor DKL.

Para a IM, a 4ª ordem obteve maiores valores em quase todas as situações analisadas (total de 30 situações), sendo que em quatro situações (10-500 Hz: FC 30 Hz, RSI -10, 5, e 10 dB; FC 40 Hz, RSI -5 dB) não é observada diferença em relação às outras ordens e em três situações (10-500 Hz: FC 30 Hz, RSI -5 e 1 dB; FC 40 Hz, RSI -10 dB) a 4ª ordem apresentou valores levemente menores. Na DKL a 4ª ordem ficou mais próxima do esperado na maioria das situações, a não ser três delas (10-500 Hz: FC 20 Hz, RSI -10 e -5 dB; FC 30 Hz, RSI -10 dB), as quais não são as mesmas apontadas pela IM. Em 15 situações para o CC a 4ª ordem apresentou valores mais altos, e nas outras a 4ª ordem foi um pouco menor, mas sem diferença estatística.

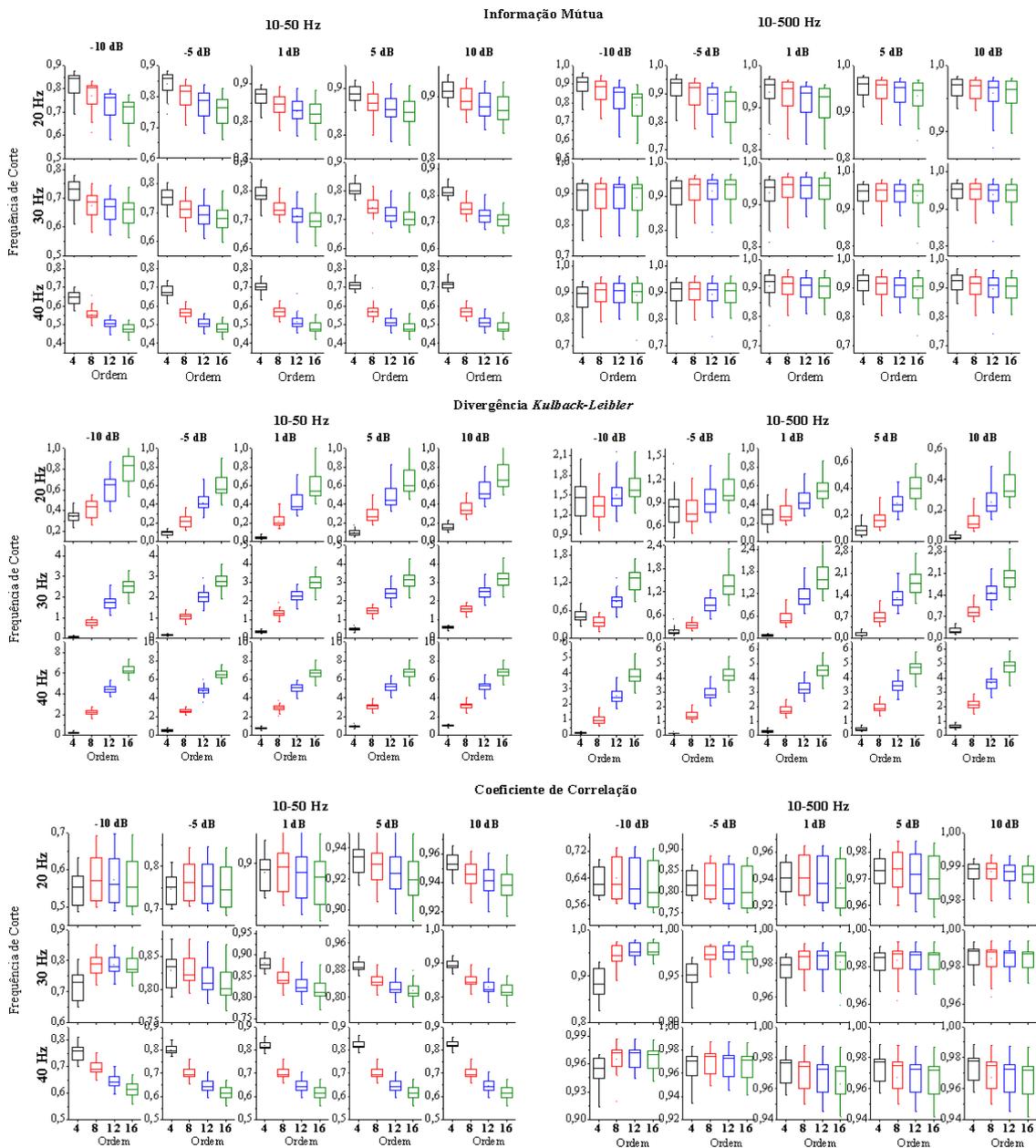
Na banda de pré-filtragem entre 10-50 Hz fica mais nítida a diferença entre as ordens, sendo que os resultados se afastam do esperado à medida que a ordem aumenta. Foi observado que, para diferentes FC e RSI, a 4ª ordem leva a resultados mais próximos do esperado na maior parte das situações. Sendo assim, esta ordem será utilizada para as próximas análises (entre as diferentes FC nesta seção, e na comparação entre as técnicas de atenuação do ECG que será vista mais a frente).

##### **Frequência de Corte (FC)**

Os resultados referentes à FMD, entropia, IM, DKL e CC comparando as FC são apresentados na Figura 4.23. Para a FMD e a entropia são colocados os valores referentes ao EMGo, que representam os valores a serem alcançados, e os valores dos EMGe após atenuação do ECG com o BW (é acrescentado na figura uma faixa sob os resultados referente ao bloco do EMGo para facilitar a visualização dos padrões a serem alcançados pelo EMGe). Também são colocados asteriscos acima dos blocos para os quais não se observou diferença estatística entre EMGo e EMGe para FMD e entropia, sendo a análise estatística baseada no teste *t-Student*.

É possível observar que a variação dos resultados em relação à FC é maior na banda de pré-filtragem de 10-50 Hz, facilitando a escolha da melhor FC. Já na banda entre 10-500 Hz a visualização é mais difícil, principalmente para a FMD, entropia e

IM, mas ainda é possível selecionar a melhor FC visualmente. A análise dos maiores valores  $p$  confirma as FC selecionadas.

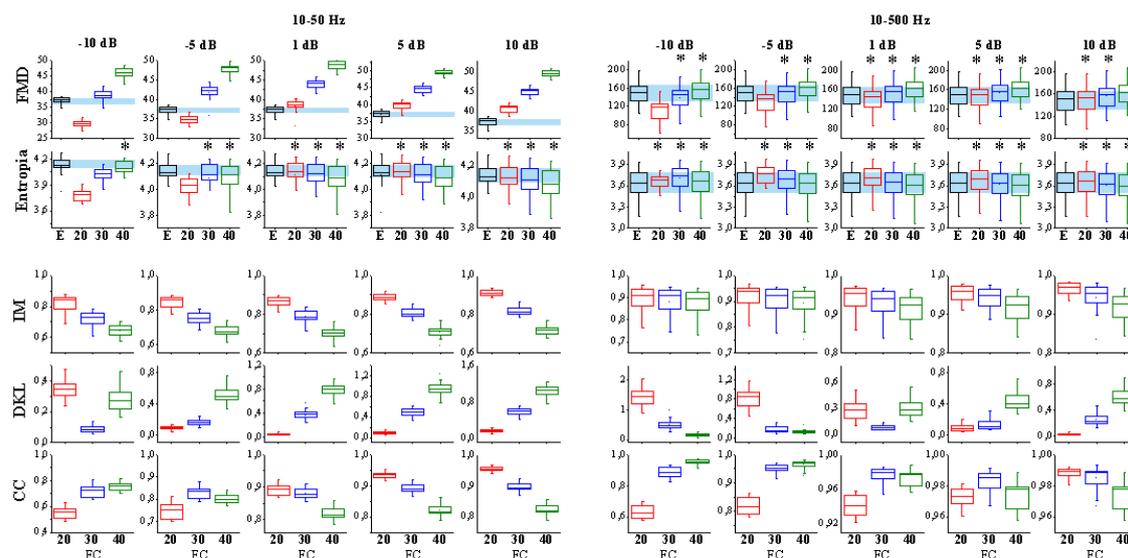


**Figura 4.22.** *Boxplots* da IM, DKL e CC entre EMGo e EMGe pelo BW nas FC (linhas) de 20, 30 e 40 Hz; em 4ª, 8ª, 12ª e 16ª ordem (blocos); para as RSI de -10, -5, 1, 5 e 10 dB (colunas); e bandas de pré-filtragem entre 10-50 e 10-500 Hz.

Em algumas situações, mais de uma FC não apresenta diferença estatística, ou seja, diferentes FC poderiam ser utilizadas na atenuação do ECG sem perdas significativas quanto a FMD e a entropia.

Diferente dos resultados encontrados para a ordem, a melhor FC depende da RSI, o que dificulta o estabelecimento de uma FC fixa e universal para qualquer nível de

contaminação de ECG. A FMD dos sinais ECG utilizados nas IS está por volta de 18 Hz, o que justificaria uma frequência de corte fixa em 20 Hz. No entanto, a banda normal da maior parte da energia do ECG está entre 1 e 50 Hz (AKKIRAJU e REDDY, 1992), podendo assim, ser encontradas FMD do ECG em diferentes posições daquela encontrada nos sinais deste trabalho. Como exemplo, (CHRISTOV e DASKALOV, 1999), citam que a maior parte da energia do ECG está abaixo de 35 Hz, sendo que nos sinais apresentados neste trabalho, está abaixo de 25 Hz.



**Figura 4.23.** *Boxplots* da FMD e entropia do EMGo (E) e EMGe; IM, DKL e CC entre EMGo e EMGe pelo BW nas FC de 20, 30 e 40 Hz (blocos); em 4ª ordem; para as RSI de -10, -5, 1, 5 e 10 dB (colunas); e bandas de pré-filtragem entre 10-50 e 10-500 Hz.

As FC que obtiveram resultados mais próximos do esperado, ou seja, valores mais próximos do EMGo, estão organizadas na Tabela 4.2. O critério de escolha destas FC foi baseado na análise visual dos *boxplots* da Figura 4.23, considerando na FMD e entropia os blocos mais alinhados com o bloco do EMGo; na IM e CC os maiores valores e na DKL os menores. Para a FMD e entropia também foi utilizado o maior valor p obtido pelo teste *t-Student*.

**Tabela 4.2.** FC com resultados mais próximos do EMGo para cada variável analisada (FMD, entropia, IM, DKL e CC) após atenuação do ECG com BW.

FC	10-50 Hz					10-500 Hz					
	RSI (dB)	-10	-5	1	5	10	-10	-5	1	5	10
<b>FMD</b>		30	20	20	20	20	40	30	30	20	20
<b>Entropia</b>		40	30	20	20	20	40	40	30	30	20
<b>IM</b>		20	20	20	20	20	20	20	20	20	20
<b>DKL</b>		30	20	20	20	20	40	40	30	30	20
<b>CC</b>		40	30	20	20	20	40	40	30	30	20

Há cinco variáveis diferentes (FMD, entropia, IM, DKL e CC) para analisar qual FC é a mais recomendada para atenuar a presença do ECG em sinais eletromiográficos, então, ao se considerar a moda dentro de cada RSI, têm-se as seguintes FC em cada situação:

- 10-50 Hz:
  - RSI -10 dB: 30 Hz (neste caso o conjunto é bimodal, mas foi selecionado a FC de 30 Hz, pois nos casos que a FC de 40 Hz é melhor, o bloco referente a 30 Hz fica próximo, e a recíproca não ocorre).
  - RSI -5, 1, 5 e 10 dB: 20 Hz.
- 10-500 Hz:
  - RSI -10 e -5 dB: 40 Hz.
  - RSI 1 e 5 dB: 30 Hz
  - RSI 10 dB: 20 Hz.

Foi visto que para cada RSI há uma frequência de corte que leva a valores mais próximos do esperado, no entanto, na prática (interferências reais) é difícil estabelecer qual a RSI presente e conseqüentemente definir a melhor frequência de corte. Sendo assim, definir uma frequência de corte que abranja um maior número de situações pode ser uma opção para o uso clínico (até que se possa definir a RSI em interferências reais).

Para os sinais utilizados neste trabalho, a moda de todas as situações utilizadas define a frequência de corte de 20 Hz. Esta frequência de corte será utilizada na comparação entre as técnicas de atenuação do ECG.

#### 4.1.2.3. ICA com referência

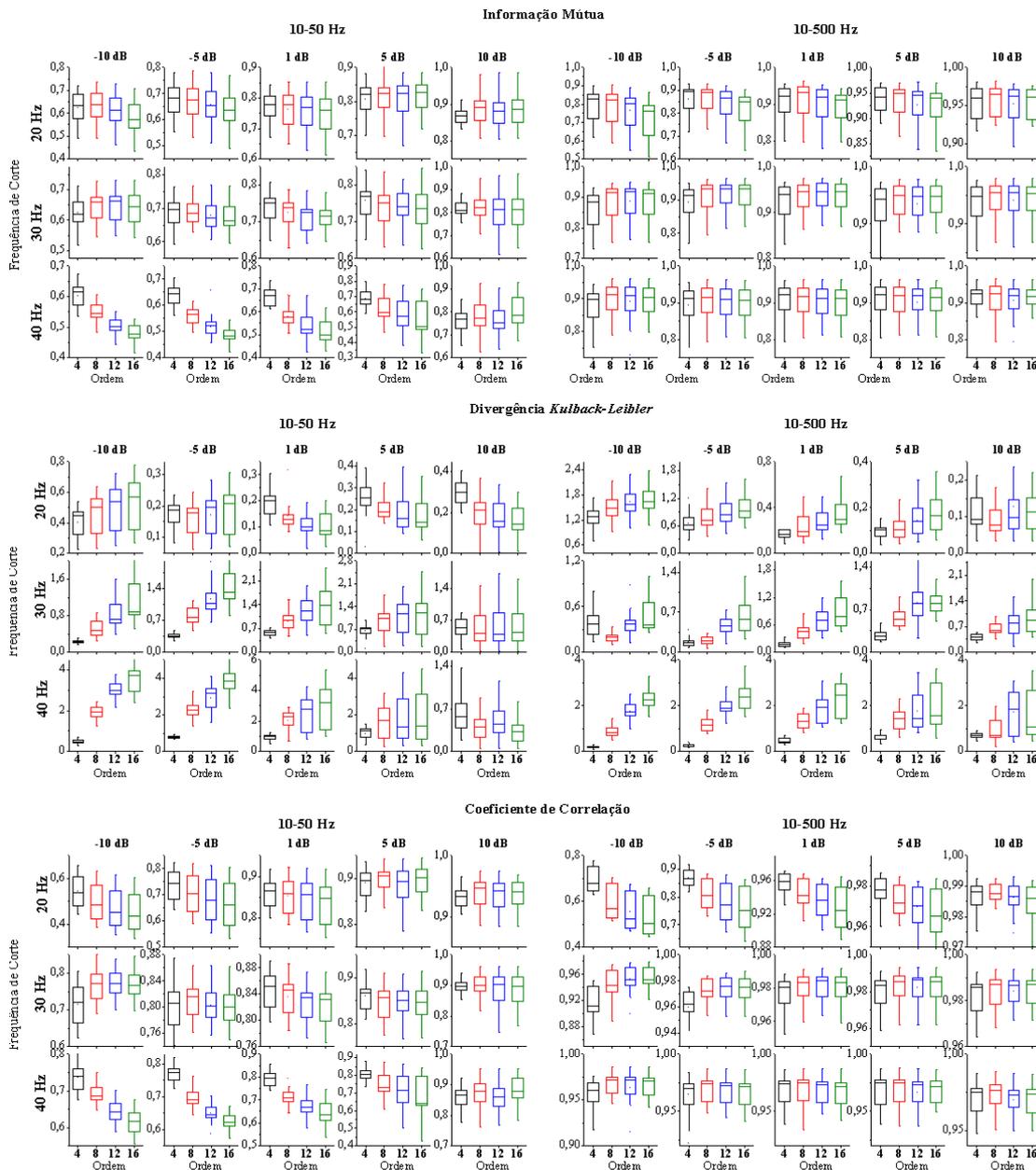
Nesta parte são apresentados os resultados para a ICAREf filtrada tanto com passa-altas *Butterworth* quanto passa-baixas, e no final é analisado qual filtro é melhor na filtragem da referência a ser utilizada na ICA.

##### **Referência filtrada com passa-altas**

##### **Ordem**

Na Figura 4.24 estão expostos os resultados em relação à IM, DKL e CC entre o EMGo e o EMGe. A diferença entre as ordens analisadas pela IM é discreta na maioria das situações. Apenas na FC de 40 Hz, RSI de -10 a 5 dB e banda entre 10-50 Hz aparece uma diferença mais nítida, com maiores valores de IM para ordem menores,

com destaque para a 4ª ordem. Os resultados para os CC são semelhantes à IM. Já na DKL a diferença entre as ordens é mais nítida, com menores valores de divergência para a 4ª ordem na maioria das situações.



**Figura 4.24.** Boxplots da IM, DKL e CC entre EMGo e EMGe pela ICaref, sendo a referência filtrada com passa-altas *Butterworth* nas FC (linhas) de 20, 30 e 40 Hz; em 4ª, 8ª, 12ª e 16ª ordem (blocos); para as RSI de -10, -5, 1, 5 e 10 dB (colunas); e bandas de pré-filtragem entre 10-50 e 10-500 Hz.

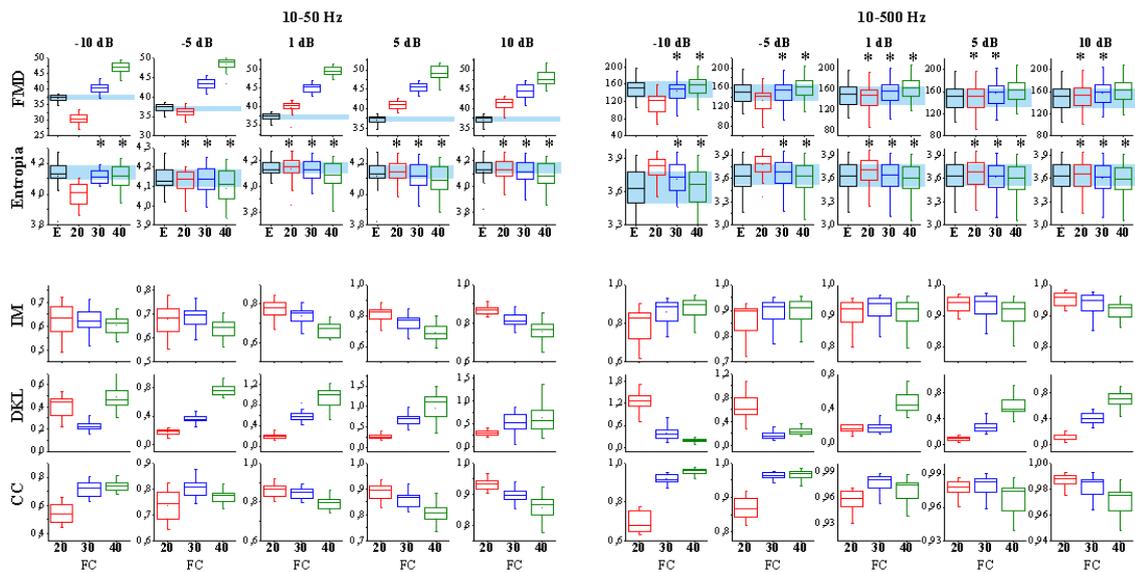
Como em parte dos resultados não há diferença relevante entre as ordens, e em outra parte a 4ª ordem apresenta valores mais próximos do esperado, então será definido que para as próximas análises utilizando a ICA com referência filtrada com passa-altas, a ordem do filtro será fixada na 4ª ordem.

## Frequência de Corte (FC)

Na Figura 4.25 estão os resultados da FMD, entropia, IM, DKL e CC. A FMD e a entropia do EMGo também são apresentadas junto com as do EMGe, para visualizar o quão próximo estão as medidas do EMGe com o esperado. O asterisco representa a ausência de diferença estatística, analisada com o teste *t-Student*.

Assim como os resultados apresentados pelo BW na seção anterior, as FC utilizadas na filtragem da referência para a ICaref, que obtêm valores mais próximos do esperado, variam de acordo com a RSI, e também são diferentes em relação à banda de pré-filtragem. Ou seja, novamente não é possível definir uma única FC que seja melhor para todas as situações analisadas.

Na Tabela 4.3 são apresentadas as FC mais próximas do esperado (do EMGo), considerando novamente os *boxplots* referentes a comparação entre as FC (Figura 4.25), sendo os blocos mais alinhados com o EMGo para a FMD e entropia; os maiores IM e CC e menores DKL; além dos maiores valores *p*, calculados com o teste *t-Student*, entre EMGo e EMGe para FMD e entropia.



**Figura 4.25.** *Boxplots* da FMD e entropia do EMGo (E) e EMGe; IM, DKL e CC entre EMGo e EMGe pela ICaref, sendo a referência filtrada com passa-altas *Butterworth* nas FC de 20, 30 e 40 Hz (blocos); em 4ª ordem; para as RSI de -10, -5, 1, 5 e 10 dB (colunas); e bandas de pré-filtragem entre 10-50 e 10-500 Hz.

Foi considerada a moda entre variáveis analisadas (FMD, entropia, IM, DKL e CC) para definir qual FC é a mais recomendada na filtragem da referência a ser utilizada na ICaref, para atenuação do ECG, em cada situação de RSI e banda de pré-filtragem:

- 10-50 Hz:
  - RSI -10 dB: 30 Hz.
  - RSI -5, 1, 5 e 10 dB: 20 Hz.
- 10-500 Hz:
  - RSI -10 e -5 dB: 40 Hz.
  - RSI 1 e 5 dB: 30 Hz
  - RSI 10 dB: 20 Hz.

**Tabela 4.3.** FC com resultados mais próximos do EMGo para cada variável analisada (FMD, entropia, IM, DKL e CC) após atenuação do ECG com ICaref e referência filtrada com passa-altas

FC	10-50 Hz					10-500 Hz				
	-10	-5	1	5	10	-10	-5	1	5	10
RSI (dB)	-10	-5	1	5	10	-10	-5	1	5	10
<b>FMD</b>	30	20	20	20	20	30	30	20	20	20
<b>Entropia</b>	30	30	20	20	20	40	40	30	30	20
<b>IM</b>	20	20	20	20	20	40	40	30	30	20
<b>DKL</b>	30	20	20	20	20	40	30	30	20	20
<b>CC</b>	40	30	20	20	20	40	40	30	30	20

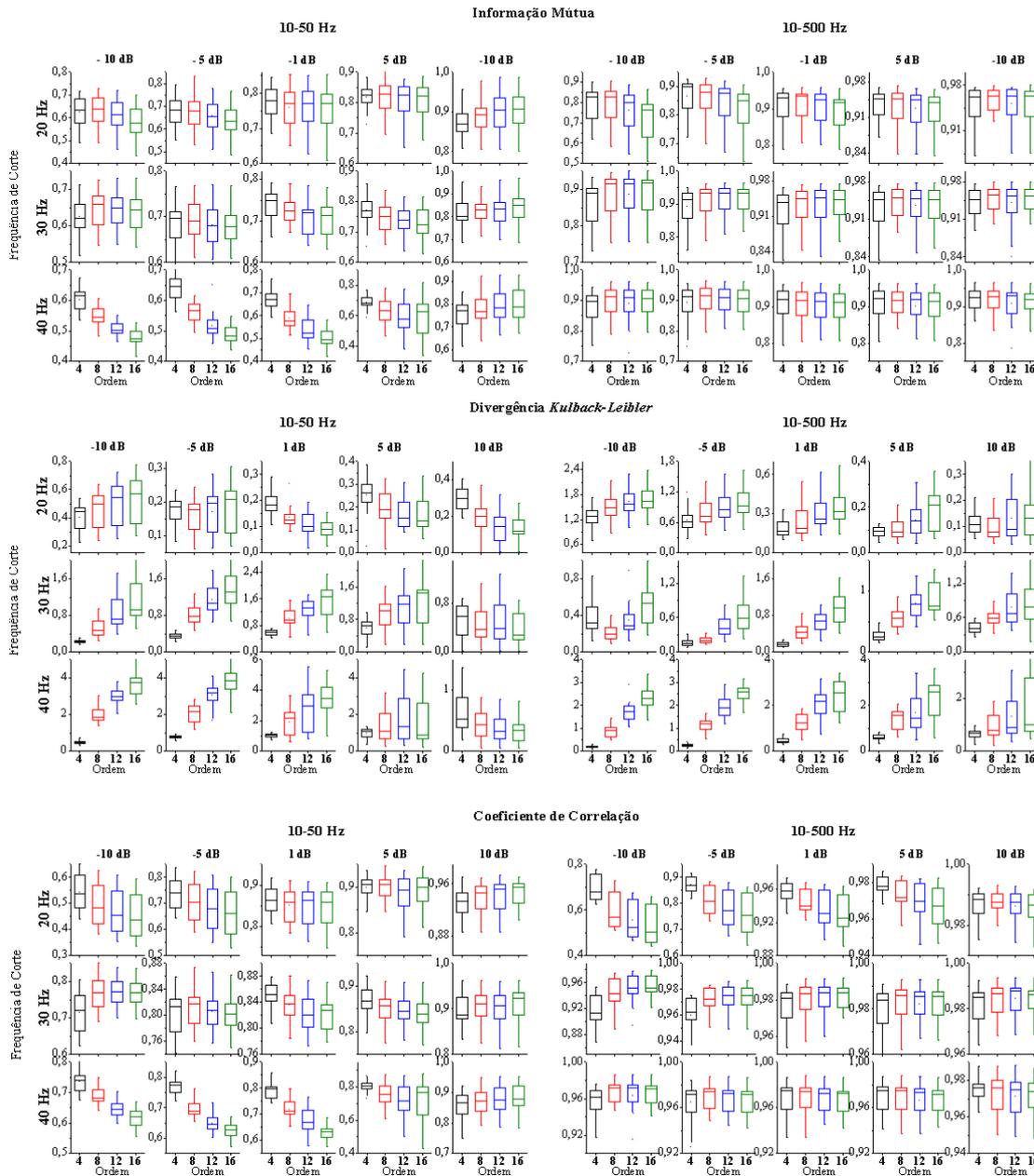
### Referência filtrada com passa-baixas

#### Ordem

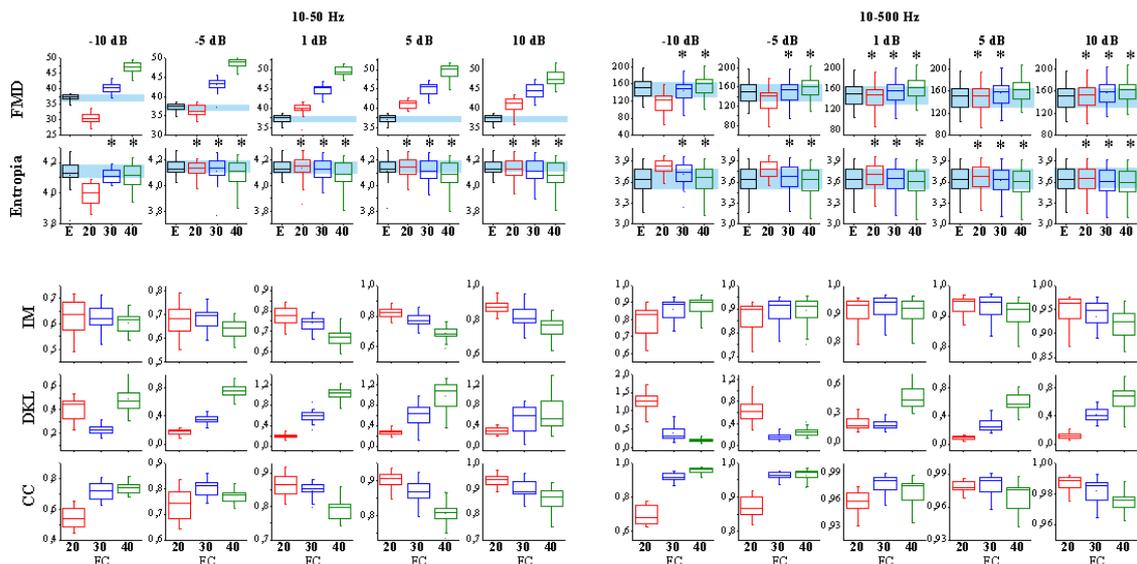
Na Figura 4.26 estão expostos os resultados em relação à IM, DKL e CC entre o EMGo e o EMGe. É possível observar que os resultados são semelhantes àqueles encontrados quando a referência é filtrada com passa-altas, logo, será também definida a 4ª ordem para as demais análises com ICA e referência filtrada com passa-baixas.

#### Frequência de Corte (FC)

Na Figura 4.27 estão os resultados para a FMD, entropia, IM, DKL e CC; e na Tabela 4.4 estão as FC que obtiveram resultados mais próximos do esperado. Os resultados para a ICaref com referência filtrada com passa-baixas foi muito semelhante ao passa-altas.



**Figura 4.26.** Boxplots da IM, DKL e CC entre EMGo e EMGe pela ICaref, sendo a referência filtrada com passa-baixas *Butterworth* nas FC (linhas) de 20, 30 e 40 Hz; em 4<sup>a</sup>, 8<sup>a</sup>, 12<sup>a</sup> e 16<sup>a</sup> ordem (blocos); para as RSI de -10, -5, 1, 5 e 10 dB (colunas); e bandas de pré-filtragem entre 10-50 e 10-500 Hz.



**Figura 4.27.** Boxplots da FMD e entropia do EMGo (E) e EMGe; IM, DKL e CC entre EMGo e EMGe pela ICaref, sendo a referência filtrada com passa-baixas *Butterworth* nas FC de 20, 30 e 40 Hz (blocos); em 4ª ordem; para as RSI de -10, -5, 1, 5 e 10 dB (colunas); e bandas de pré-filtragem

**Tabela 4.4.** FC com resultados mais próximos do EMGo para cada variável analisada (FMD, entropia, IM, DKL e CC) após atenuação do ECG com ICaref e referência filtrada com passa-baixas *Butterworth*.

FC	10-50 Hz					10-500 Hz				
RSI (dB)	-10	-5	1	5	10	-10	-5	1	5	10
<b>FMD</b>	30	20	20	20	20	30	30	20	20	20
<b>Entropia</b>	30	30	30	20	20	40	40	30	30	20
<b>IM</b>	20	20	20	20	20	40	30	30	20	20
<b>DKL</b>	30	20	20	20	20	40	30	30	20	20
<b>CC</b>	40	30	20	20	20	40	40	30	30	20

Considerando a moda entre variáveis analisadas (FMD, entropia, IM, DKL e CC) para definir qual FC é a mais recomendada na filtragem da referência a ser utilizada na ICaref em cada situação de RSI e banda de pré-filtragem, tem-se:

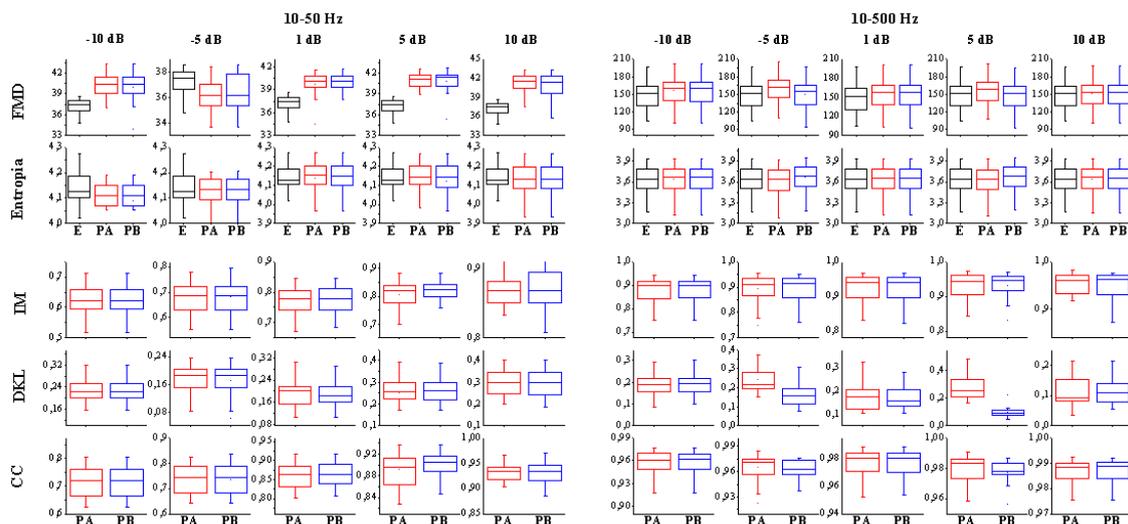
- 10-50 Hz:
  - RSI -10 dB: 30 Hz.
  - RSI -5, 1, 5 e 10 dB: 20 Hz.
- 10-500 Hz:
  - RSI -10 dB: 40 Hz.
  - RSI -5 e 1 dB: 30 Hz
  - RSI 5 e 10 dB: 20 Hz.

## Passa-altas x passa-baixas

Os resultados mais próximos do esperado para cada RSI e banda de pré-filtragem obtidos pela ICaref (apresentados anteriormente) serão agora comparados quanto ao tipo de filtragem, analisando se a passa-altas ou a passa-baixas apresenta melhores resultados.

Foi utilizada a 4ª ordem nas filtragens, e as FC de cada situação foram apresentadas nas Tabela 4.3 e Tabela 4.4. A comparação foi realizada com *boxplots* da FMD, entropia, IM, DKL e CC (lembrando que a FMD e entropia do EMGe devem ficar o mais próximo possível do EMGo; na IM e CC os valores precisam ser os maiores e na DKL os menores).

Na Figura 4.28 estão os resultados da comparação entre filtragem da referência com passa-altas e passa-baixas. É possível observar que quase não há diferença entre as filtragens. Somente em algumas situações na banda de pré-filtragem entre 10-500 Hz pode-se observar melhor resultado utilizando filtro passa-baixas (FMD e DKL: RSI -5 e 5 dB). Utilizando o teste *t-Student*, com nível de significância em 0,05, apenas na DKL da RSI de -5 e 5 dB e banda entre 10-500 Hz que obteve diferença estatística entre os filtros.



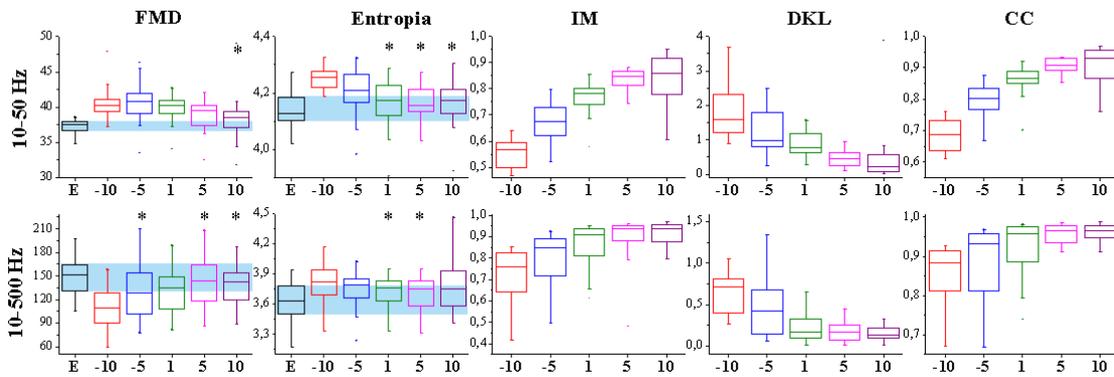
**Figura 4.28.** *Boxplots* da FMD e entropia do EMGo (E) e EMGe; IM, DKL e CC entre EMGo e EMGe pela ICaref com referência filtrada com passa-altas (PA) e passa-baixas (PB); em 4ª ordem; para as RSI de -10, -5, 1, 5 e 10 dB (colunas); e bandas de pré-filtragem entre 10-50 e 10-500 Hz.

Como na maior parte das situações analisadas não importa se a referência a ser utilizada na ICA for filtrada com passa-altas ou passa-baixas, e em algumas situações os resultados foram levemente melhores utilizando filtro passa-baixas, então será definido que na ICaref, esta referência será filtrada com filtro passa-baixas *Butterworth*.

Em relação à FC, obteve-se uma melhor para cada RSI e banda de pré-filtragem, porém é necessário definir apenas uma que abranja todas as situações, pois em interferências reais não se pode definir a RSI exata, de modo que padronize para a aplicação clínica. A moda para todas as situações apresenta a FC de 20 Hz, que será utilizada nas próximas avaliações.

#### 4.1.2.4 SCICA

Os resultados na atenuação do ECG usando a técnica SCICA estão representados na Figura 4.29. A FMD do EMGe estão próximas dos valores esperados, não apresentando diferença significativa com o EMGo na RSI de 10 dB da banda entre 10-50 Hz, e na RSI de -5, 5 e 10 dB da banda entre 10-500 Hz.



**Figura 4.29.** Boxplots referente à: FMD, entropia, IM, DKL e CC; para as bandas entre 10-50 e 10-500 Hz, e as RSI de -10, -5, 1, 5 e 10 dB, do EMGo e do EMGe pela técnica SCICA.

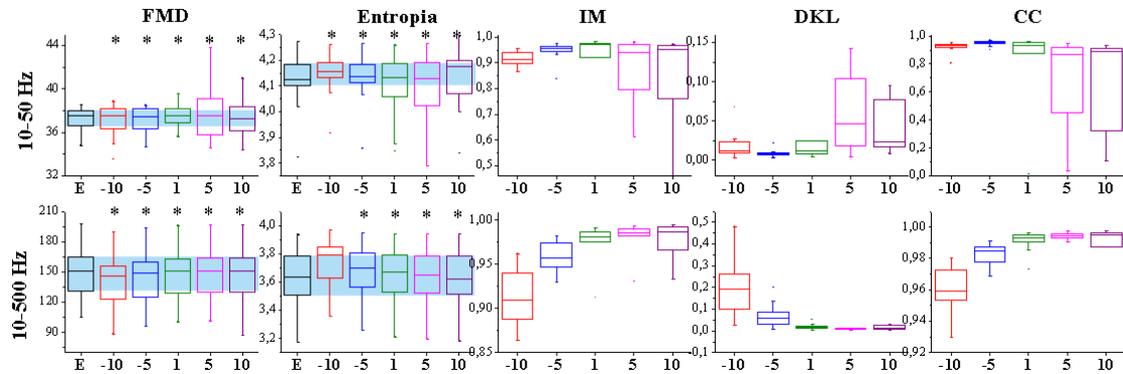
Os valores da entropia também estão próximos do esperado, não apresentando diferença estatística nas RSI de 1, 5 e 10 dB da banda entre 10-50 Hz, e nas RSI de 1 e 5 dB da banda entre 10-500 Hz. Para a IM e CC, os valores aumentam de acordo com o aumento da RSI, e os valores da DKL diminuem com o aumento da RSI.

#### 4.1.2.5 Modelo de subtração

Os resultados na atenuação do ECG com o TS são representados na Figura 4.30. Comparando a FMD e entropia, entre os valores do EMGo e do EMGe, não foram encontradas diferenças estatísticas em todas as RSI da banda entre 10-50 Hz, e em quase todas da banda entre 10-500 Hz, excluindo a RSI de 10 dB.

A IM e CC obtiveram valores mais próximos de 1 para todas as RSI, porém com maior variabilidade para as RSI de 5 e 10 dB na banda de 10-50 Hz. Na banda entre 10-

500 Hz o aumento dos valores segue em relação às RSI, sendo que a variabilidade diminui. Os resultados da DKL apresentam os mesmos padrões encontrados na IM e CC, lembrando que na DKL quanto mais próximo estiver de zero, maior é a semelhança espectral entre EMGo e EMGe.



**Figura 4.30.** Boxplots referente à: FMD, entropia, IM, DKL e CC; para as bandas entre 10-50 e 10-500 Hz, e as RSI de -10, -5, 1, 5 e 10 dB, do EMGo e do EMGe pelo TS.

#### 4.1.3 Análise comparativa

Nesta parte é apresentada a comparação entre as técnicas para atenuação do ECG em sinais eletromiográficos monocanais. Os valores obtidos nas seções anteriores são reorganizados para realizar a comparação. Da seção 4.1.2.1, a qual compara técnicas aplicadas em um sinal e sua cópia deslocada em uma amostra, observaram-se resultados equivalentes para as técnicas (com exceção do SOBI-RO que não atenuou o ECG) de modo que foi selecionada apenas a técnica scPCA, por sua simplicidade operacional, para ser comparada com as técnicas de atenuação apresentadas nas seções seguintes.

Na técnica ICaref foi selecionada a filtragem passa-baixas de quarta ordem e FC de 20 Hz para filtrar a referência. No BW também foram definidas a quarta ordem e FC de 20 Hz. Este filtro será utilizado também com FC de 30 Hz, por ser o padrão utilizado pela literatura na atenuação no ECG.

As técnicas comparadas são listadas a seguir:

- scPCA;
- Filtro passa-altas *Butterworth* (4ª ordem, FC-30 Hz);
- Filtro passa-altas *Butterworth* (4ª ordem, FC-20 Hz);
- ICaref (referência filtrada com passa-baixas, 4ª ordem, FC de 20 Hz);
- SCICA;
- Modelo de subtração (TS).

Na Figura 4.32 estão os resultados em *boxplots* para os valores de FMD, entropia, IM, DKL e CC, separados pelas RSI e bandas de pré-filtragem.

Para FMD e entropia são acrescentados os valores do EMGo e uma faixa referente a estes valores para facilitar a visualização do padrão a ser alcançado com os EMGe. Um asterisco também é adicionado sobre os blocos que não apresentaram diferença significativa, comparando EMGo e EMGe (pelo teste *t-Student* e nível de significância em 0,05).

Para a RSI de -10 dB, na banda entre 10-50 Hz apenas o TS não apresentou diferenças significantes entre EMGo e EMGe na FMD e entropia; obteve valores mais altos para IM e CC, e valores mais baixos para DKL. Na banda entre 10-500 Hz, o TS ainda apresenta maiores valores de IM e CC, e menores valores de DKL, seguido pelo BW-30 Hz. Na FMD o TS e o BW não apresentaram diferença significativa; e na entropia não houve diferença para scPCA, BW-20 Hz e BW-30 Hz.

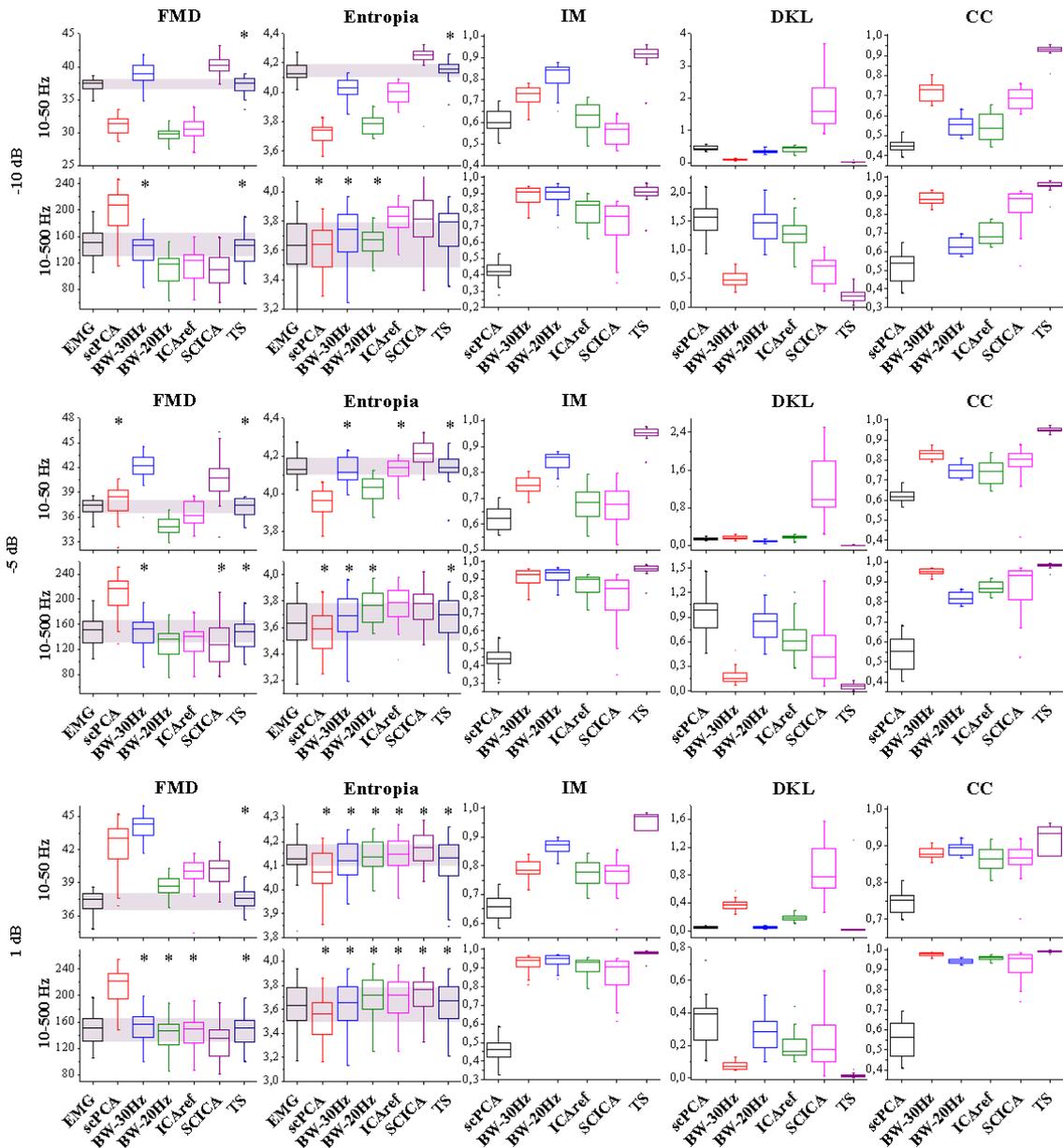
Para a RSI de -5 dB o TS apresenta melhores resultados em ambas as bandas de pré-filtragem. Na banda entre 10-50 Hz, as técnicas que não apresentam diferença significativa entre EMGo e EMGe quanto a FMD são o TS e scPCA; quanto a entropia são: BW-30 Hz, ICAREF e TS. O segundo melhor resultado referente à DKL e CC é o BW-30 Hz, e referente à IM é o BW-20 Hz; repetindo na banda entre 10-500 Hz. Nesta banda não houve diferença significativa na FMD para as técnicas BW-30 Hz, SCICA e TS; e na entropia para scPCA, BW-20 Hz, BW-30 Hz e TS.

Para a RSI de 1 dB, os resultados referentes à IM, DKL e CC são semelhantes ao encontrados para a RSI de -5 dB. Em relação à FMD, na banda entre 10-50 Hz, apenas o TS não apresentou diferença significativa; e na banda entre 10-500 Hz os BW-20 Hz, BW-30 Hz, ICAREF e TS não apresentaram. Em relação à entropia nenhuma técnica apresentou diferença significativa em ambas as bandas de pré-filtragem.

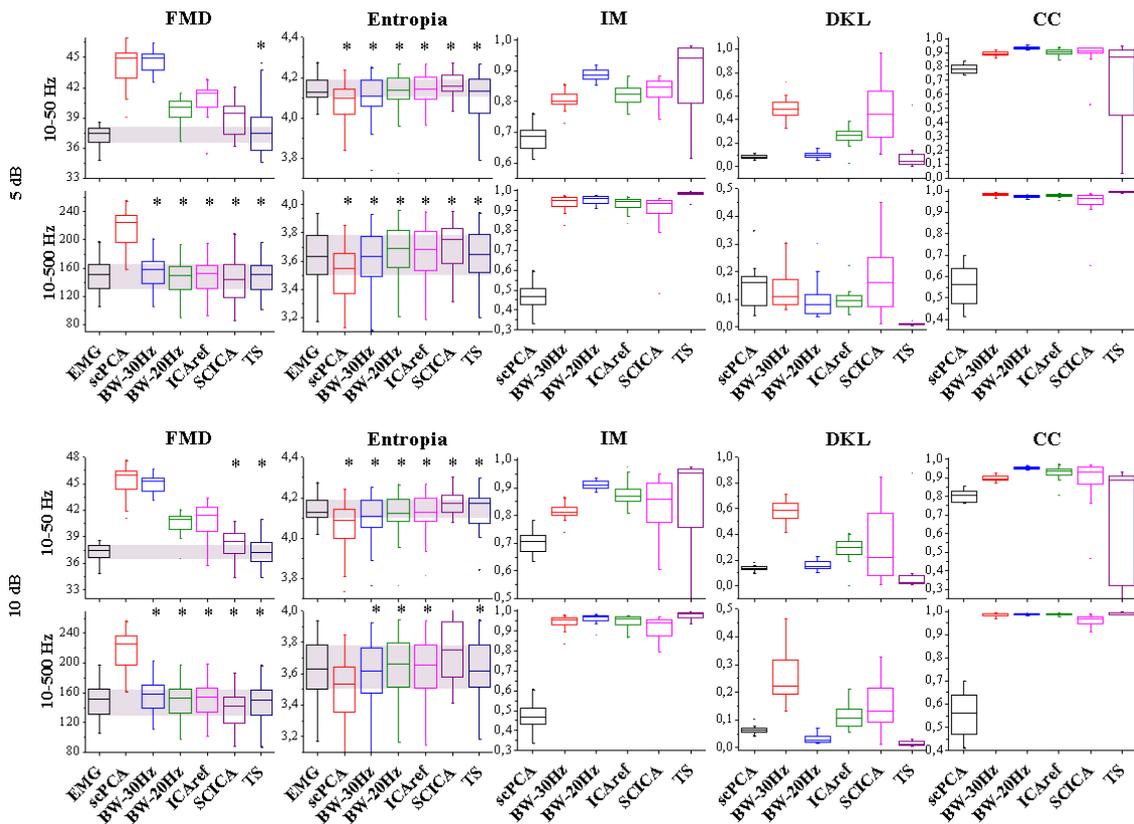
Para a RSI de 5 dB, novamente a entropia não apresenta diferença significativa em todas as técnicas utilizadas e para ambas as bandas de pré-filtragem. Na FMD da banda entre 10-50 Hz apenas o TS não apresenta diferença, e da banda entre 10-500 Hz apenas o scPCA apresenta diferença. Nas medidas de IM, DKL e CC da banda entre 10-500 Hz o TS ainda apresenta melhores resultados, no entanto, na banda entre 10-50 Hz, existe uma grande variabilidade para esta técnica. O segundo melhor resultado, ao considerar ambas as bandas, é do BW-20 Hz.

Para a RSI de 10 dB, os resultados são muito semelhantes aos obtidos na RSI de 5 dB, diferenciando apenas devido a diferença significativa entre EMGo e EMGe pela

scPCA na banda entre 10-500 Hz quanto à entropia; e ausência de diferença significativa na FMD obtida pelo SCICA na banda entre 10-50 Hz.



**Figura 4.31.** Boxplots referente à: FMD, entropia, IM, DKL e CC; para as bandas entre 10-50 e 10-500 Hz, e as RSI de -10, -5, 1, 5 e 10 dB, do EMGo e do EMGe pelas técnicas scPCA, BW-30 Hz, BW-20 Hz, ICAREf, SCICA e TS.



**Figura 4.32.** Boxplots referente à: FMD, entropia, IM, DKL e CC; para as bandas entre 10-50 e 10-500 Hz, e as RSI de -10, -5, 1, 5 e 10 dB, do EMGo e do EMGe pelas técnicas scPCA, BW-30 Hz, BW-20 Hz, ICAref, SCICA e TS.

## 4.2 ANÁLISE MULTICANAL

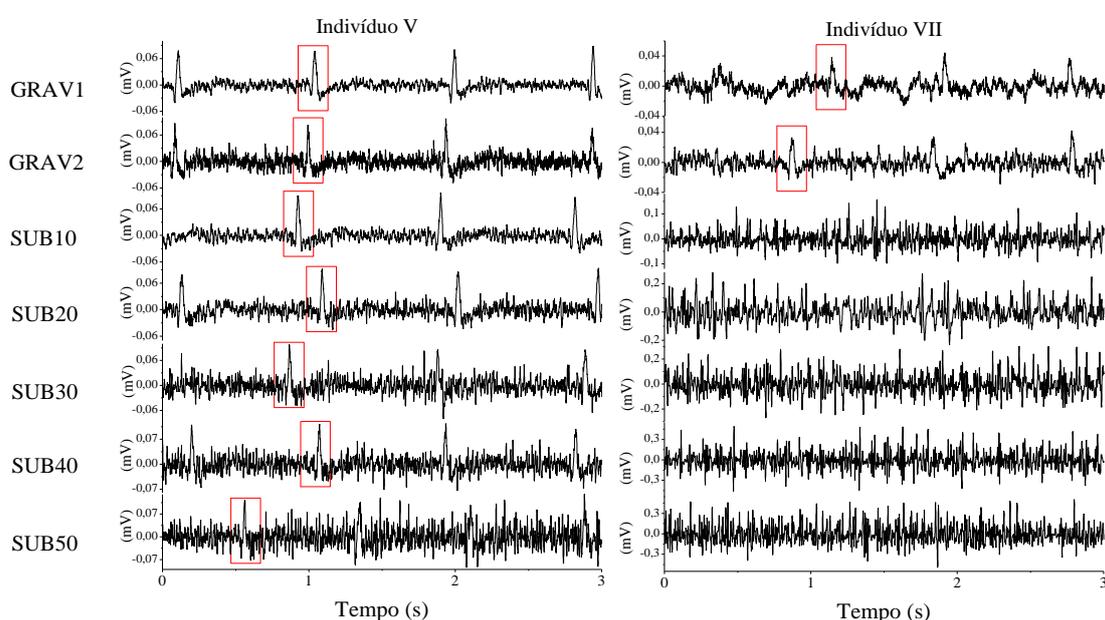
### Sinais contaminados

Em uma análise visual dos sinais registrados sobre o músculo peitoral esquerdo, é possível observar a presença dos complexos QRS, principalmente nas contrações de baixa intensidade. Nas contrações GRAV1 e GRAV2 foi observada a presença do ECG em todos os indivíduos. Já para a contração SUB50 foi observado em apenas dois indivíduos. Na Tabela 4.5 estão organizadas as contrações e indivíduos onde foi detectada visualmente a presença dos complexos QRS.

Para exemplificar, na Figura 4.33 é apresentado um trecho do sinal, do primeiro canal, de todas as contrações realizadas por dois indivíduos. Nos sinais de um deles foi possível observar os complexos QRS em todas as contrações, e nos sinais do outro em apenas duas.

**Tabela 4.5.** Contrações e indivíduos onde foi possível detectar visualmente a presença dos complexos QRS. O “x” representa presença do QRS e o traço ausência.

	GRAV1	GRAV2	SUB10	SUB20	SUB30	SUB40	SUB50
<b>1</b>	X	X	X	X	X	X	X
<b>2</b>	X	X	X	X	X	X	-
<b>3</b>	X	X	X	X	-	-	-
<b>4</b>	X	X	X	-	-	-	-
<b>5</b>	X	X	X	X	X	X	X
<b>6</b>	X	X	X	X	X	-	-
<b>7</b>	X	X	-	-	-	-	-
<b>8</b>	X	X	X	-	-	-	-
<b>9</b>	X	X	X	-	-	-	-
<b>10</b>	X	X	X	X	X	-	-
<b>11</b>	X	X	X	X	-	-	-

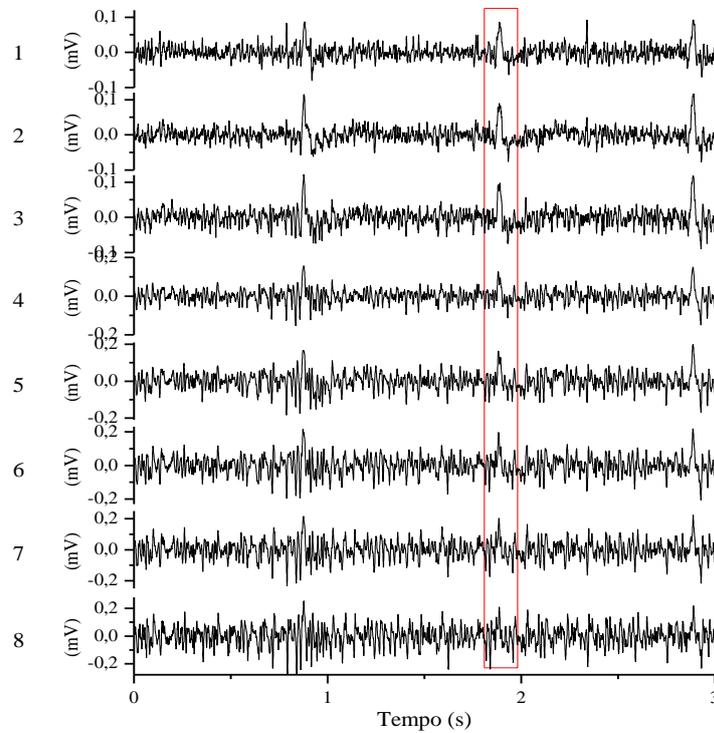


**Figura 4.33.** Sinais do primeiro canal de EMG do músculo peitoral em todas as contrações musculares realizadas por dois indivíduos, sendo possível visualizar os complexos QRS em todas as contrações do indivíduo apresentado à esquerda e em apenas duas do indivíduo à direita.

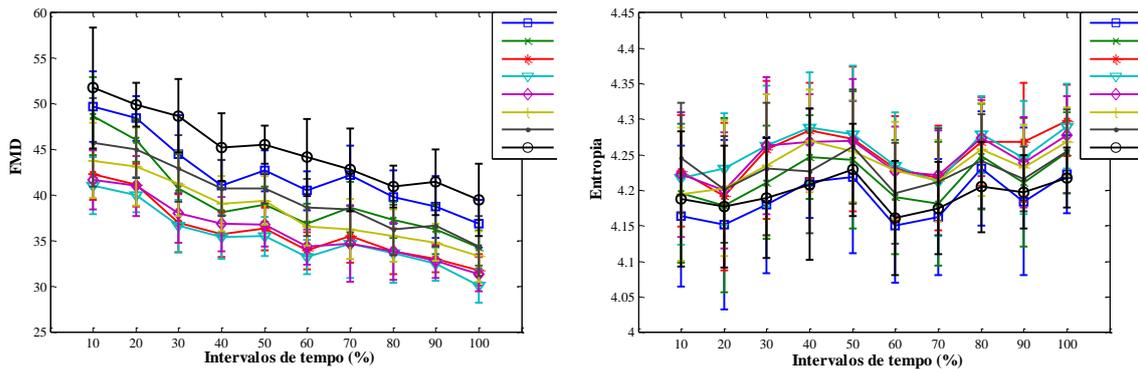
Outra situação observada na detecção dos complexos QRS, em um mesmo nível de contração, é que a amplitude do ECG é mais alta nos canais localizados mais próximos do esterno, enquanto à medida que se afastam desta posição, a amplitude do ECG diminui. Na Figura 4.34 são apresentados os sinais dos 8 canais durante a contração SUB30. Nesta figura é possível visualizar bem os complexos QRS nos primeiros canais, mas nos dois últimos fica mais difícil.

Os valores médios de FMD e entropia também variaram de acordo com a posição do canal. Houve uma tendência de maiores valores de FMD no primeiro canal e uma redução à medida que a distância de registro se afasta do primeiro canal. Para a entropia

ocorreu esta tendência, mas os valores foram aumentando em relação ao primeiro canal. Na Figura 4.34 são apresentados os valores de FMD e entropia de todos os canais de apenas uma contração (SUB20), para exemplificar. Estes valores foram obtidos com os sinais ainda contaminados pelo ECG.



**Figura 4.34.** Sinais dos 8 canais durante uma contração SUB30. Os complexos QRS são visualizados nos primeiros canais, mas não são visualizados nos últimos.



**Figura 4.35.** Valores médios de FMD e entropia para os 8 canais durante contração SUB20 de um indivíduo (sem atenuação do ECG).

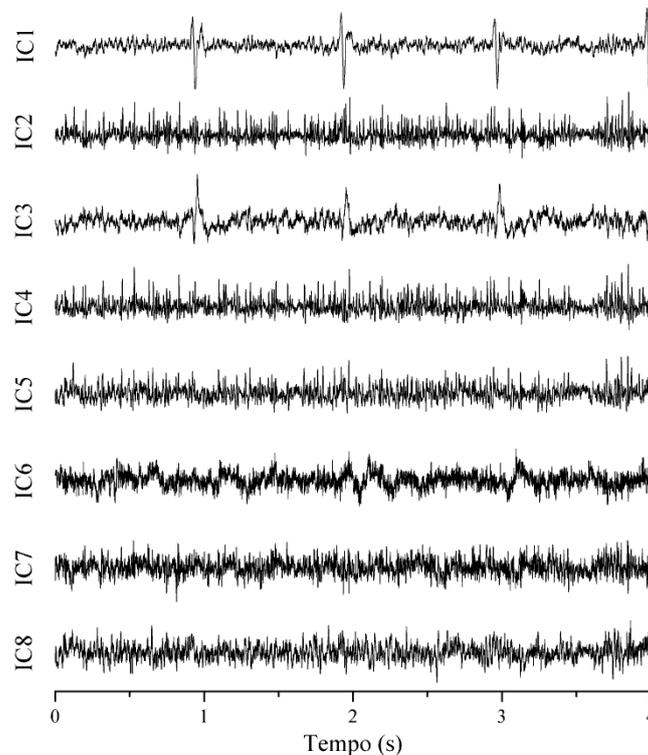
## ICA

Na Figura 4.36 são apresentados os componentes independentes obtidos a partir da contração GRAV1 de um indivíduo aleatório. Neste exemplo, é possível observar

estruturas semelhantes a complexos QRS nos componentes 1 e 3, sendo assim, considerados os componentes referentes ao ECG. Na detecção automática utilizando entropia foram selecionados os componentes 1, 3 e 6; e utilizando a DKL foi selecionado o componente 1. Os demais são considerados EMG. Na Tabela 4.6 são apresentadas as escolhas, de componentes referentes ao ECG, de acordo com cada método de detecção (manual; automática com entropia e automática com DKL).

Os componentes referentes ao ECG aparentemente ainda apresentam características semelhantes ao EMG, o que indicaria uma separação não completa. Desta forma, o ECG destes componentes é atenuado utilizando o TS, para em seguida todos os CI serem utilizados na reconstrução dos EMG estimados.

Na Tabela 4.7 são apresentados os valores p obtidos na comparação entre as ICA manual, automática com entropia e automática com DKL, utilizando o teste ANOVA. Não houve diferença estatística em nenhuma situação (FMD, entropia, VC, canais e contrações musculares). Pela Tabela 4.6 é possível observar que em poucas situações a escolha do componente referente ao ECG foi totalmente diferente para os três métodos de detecção. Esta diferença na seleção não foi suficiente para proporcionar diferença estatística nos coeficientes da regressão linear.



**Figura 4.36.** Componentes independentes obtidos de uma contração GRAV1.

**Tabela 4.6.** Escolha do componente independente referente ao ECG de acordo com cada método de detecção: manual, automática com entropia (ENT) e automática com DKL(DKL). O traço indica ausência de componente referente ao ECG.

		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
GRAV1	Manual	1 2 3	3 4	1 3	2 3	2 7	1 5	2	2 3 4 5	1 2 3	1 4	1 5
	ENT	1 2 3	3 4	1 3 6	2 3	2	1 5	2	2 3 4 5	1 2 3	1 4	1 4 5
	DKL	1	3	1	2	2	1	2	3	1	1	1
GRAV2	Manual	1 2	1 5 6	2 3 8	4 5	4	2	4	1 2 3	3	2 6	1 5
	ENT	1 2 3	1 5 6	2 3 8	4 5	4 8	2 6	4	1 2 3	3	2	1 2 5
	DKL	2	1	8	4	4	2	4	2	3	2	1
SUB10	Manual	2	5	3 6	3 4 8	4	6	8	5 7	4	1 4 8	4 5
	ENT	2	2 5 8	3 6	3 4 5 8	3 4	6	1	5 7	-	1	1 2 5
	DKL	2	5	7	8	4	6	8	5	4	7	4
SUB20	Manual	3 4	7 8	1 8	7 8	3	8	-	5 6	-	4 7	4 8
	ENT	4	2 3 4 8	1 8	5 8	3	4 8	-	2 5 6	-	6	3 4 5 8
	DKL	4	7	5	7	3	8	8	6	5	8	7
SUB30	Manual	4	6	5	1 3 5 7	5	3 8	-	1 3 6	-	1 3 5	-
	ENT	2 4	1 2 3 6	1 5	1 3 4 5 7	5	5	1	1 3 6	-	2 5	-
	DKL	4	6	7	8	5	8	6	6	6	5	7
SUB40	Manual	1 4 6	7	1	2 4 7	2	7	-	2 4 6	-	-	8
	ENT	1 4 6	1 3	4	1 2 4 5 7	2	1 3 4 7	2 6	4 6	-	-	-
	DKL	6	7	7	8	2	8	8	6	8	5	7
SUB50	Manual		-	-	6	2	-	-	1 2 4	-	-	-
	ENT		-	1 3	3	2	-	1 2	-	-	-	2
	DKL		8	7	8	6	8	7	5	8	6	8

**Tabela 4.7.** Valores p obtidos com o teste ANOVA, comparando os coeficientes da reta de regressão linear da FMD, entropia (ENT) e VC do EMG estimado com o ICA manual, ICA automático com entropia e ICA automático com DKL.

		GRAV1	GRAV2	SUB10	SUB20	SUB30	SUB40	SUB50
FMD	Canal 1	1,00	0,96	0,85	0,98	1,00	1,00	1,00
	Canal 2	1,00	1,00	0,96	0,96	1,00	1,00	1,00
	Canal 3	0,98	1,00	0,87	0,93	1,00	1,00	0,99
	Canal 4	0,93	0,99	0,81	1,00	1,00	0,99	1,00
	Canal 5	1,00	0,99	0,90	0,98	1,00	0,99	1,00
	Canal 6	0,94	0,99	0,84	1,00	1,00	0,96	1,00
	Canal 7	1,00	0,95	0,93	1,00	1,00	0,97	1,00
	Canal 8	0,98	1,00	0,98	1,00	1,00	0,99	0,99
ENT	Canal 1	0,89	0,42	0,75	0,95	0,99	1,00	0,98
	Canal 2	0,90	0,86	0,84	0,87	0,99	0,97	0,83
	Canal 3	0,78	0,98	0,75	0,91	1,00	1,00	1,00
	Canal 4	0,59	0,89	0,91	0,98	1,00	1,00	1,00
	Canal 5	1,00	1,00	0,94	1,00	1,00	0,99	1,00
	Canal 6	1,00	0,86	0,91	1,00	1,00	0,96	1,00
	Canal 7	0,96	0,62	0,96	1,00	1,00	0,98	0,99
	Canal 8	1,00	0,99	0,95	1,00	1,00	0,99	0,98
VC		1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,98	1,00

Na Figura 4.37 são apresentados exemplos de espectro, FMD, entropia e VC de sinais estimados pelo ICA + modelo de subtração, onde os três modos de detecção do componente referente ao ECG apresentaram maior divergência.

Na maior parte dos casos, esse comportamento visto na Figura 4.37, ocorreu quando a detecção manual e automática com entropia selecionou mais de um componente referente ao ECG, e em contrações abaixo de 30% da CIVM. No modo automático com DKL, o espectro do EMG estimado apresenta amplitude um pouco maior, em relação aos outros modos, principalmente por volta de 10 e 25 Hz (para facilitar a visualização, foi mostrada a banda entre 0-60 Hz). Apresenta também FMD e

entropia mais baixa, o que pode estar associado com esta maior amplitude espectral nas frequências mais baixas. A VC não sofre muitas alterações, sendo menos sensível a diferença dos modos de detecção do ECG.

Apesar dos três modos não apresentarem diferença estatística quanto ao coeficiente da regressão linear, existem estes casos apresentados na Figura 4.37, nos quais, aparentemente, a não detecção de mais componentes referentes ao ECG realizada pelo modo automático com DKL, permite a presença de vestígios do ECG, mesmo que não sejam muito intensos.

A detecção automática com entropia foi selecionada para ser usada nas avaliações seguintes com a ICA+modelo de subtração. A escolha é em função de ter maior flexibilidade na escolha do número de componentes referentes ao ECG, sem ficar restrito a apenas um componente, evitando a permanência vestígios mais expressivos do ECG; e também evita o padrão subjetivo da detecção manual.

### **Comparação de técnicas**

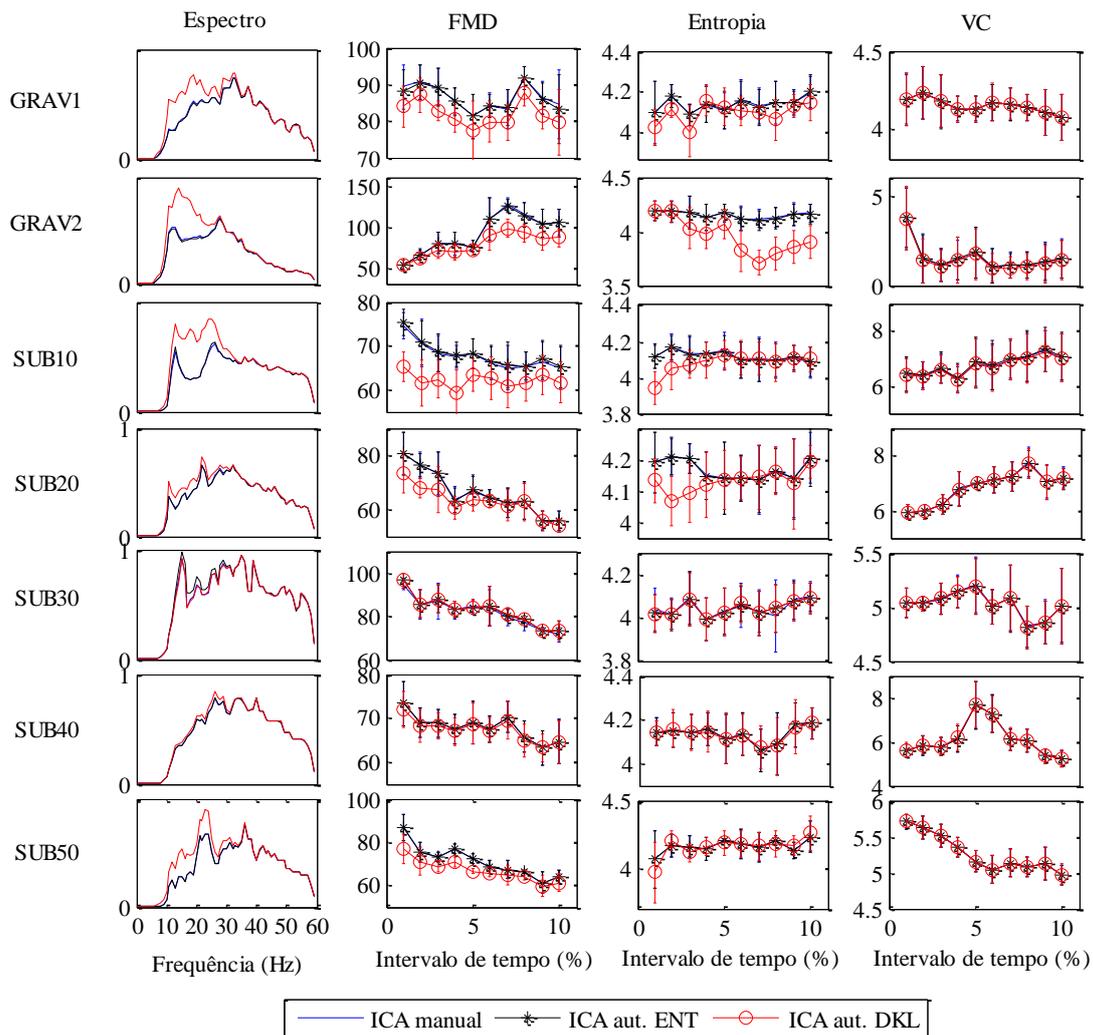
Na Figura 4.38 são apresentadas, para exemplificar, as respostas dos métodos de atenuação do ECG para os sinais de um mesmo indivíduo, assim como o sinal antes da atenuação; quanto a FMD, entropia e VC. A representação dos EMG estimados, no domínio da frequência, também é acrescentada, para facilitar a visualização.

É possível observar que os resultados, utilizando a ICA+TS ou o TS, são semelhantes. Estas técnicas preservam as baixas frequências. Após a atenuação do ECG, os valores da FMD e da entropia aumentaram. Na FMD, os valores obtidos com o BW foram bem maiores que aqueles obtidos com outras técnicas, em todas as contrações musculares. Já o aumento da FMD, utilizando a ICA+TS e o TS, é inversamente proporcional à intensidade de contração muscular, ou seja, o aumento foi maior onde a presença do ECG era mais intensa.

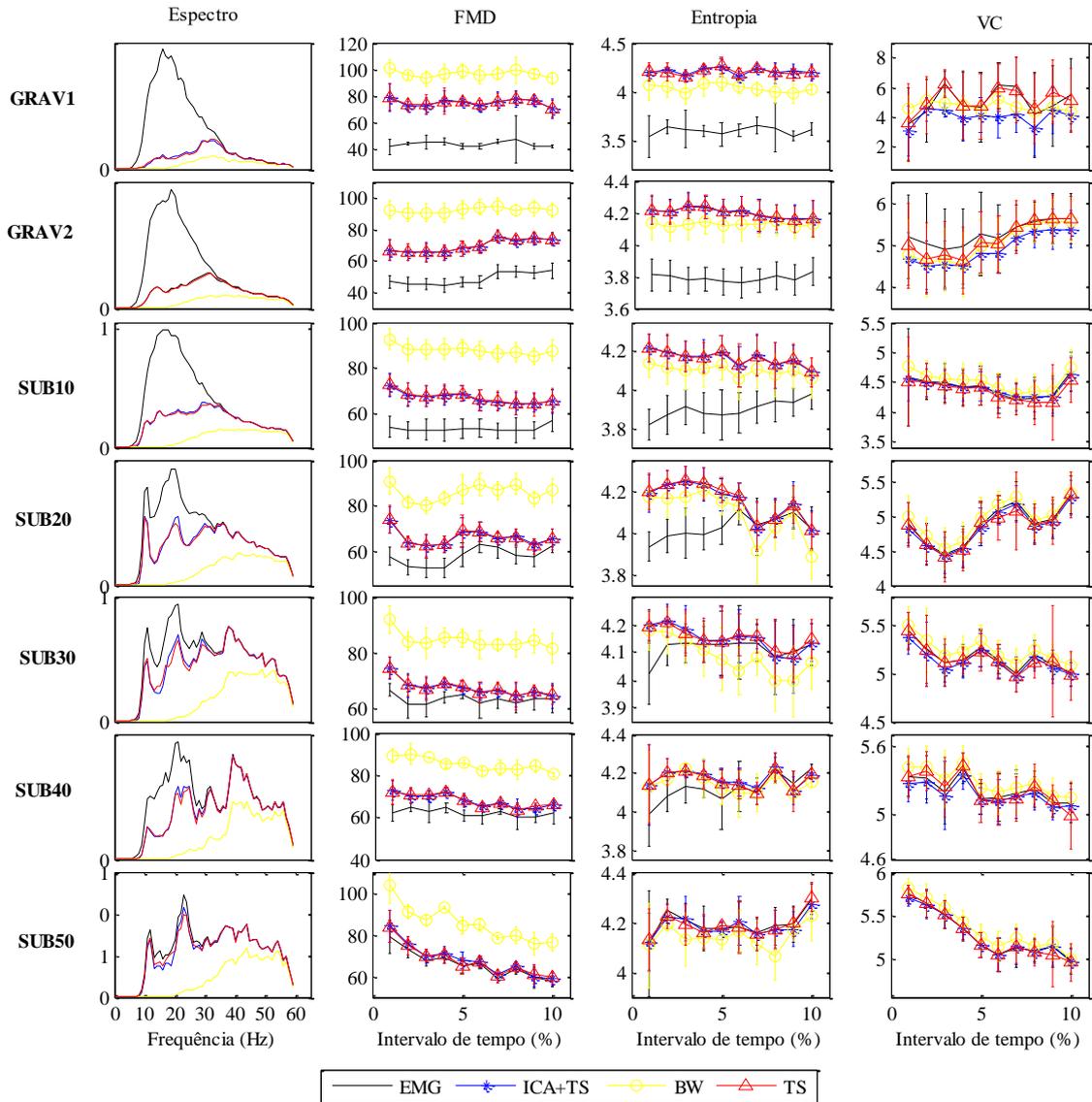
A VC não sofreu muita alteração após a atenuação do ECG, no entanto, nas contrações mais baixas, a flutuação de velocidade foi menor após o uso da ICA+TS. Isso indica que em sinais onde a interferência cardíaca é muito intensa, o cálculo da VC pode ser prejudicado.

Na Figura 4.39 são apresentados *boxplot* da FMD em todas as contrações, considerando apenas o primeiro e último 10% do tempo total, tanto do EMG contaminado quanto dos EMG estimados por cada técnica. Há um aumento da FMD após remoção do ECG, principalmente nas contrações mais baixas. A FMD obtida após filtragem passa-altas é sempre maior em relação às outras.

Comparando o primeiro intervalo com o último, foram encontradas diferenças estatísticas na maioria das contrações (valores p na Tabela 4.8). É interessante notar que na contração GRAV1, não havia diferença quando ainda estava contaminada pelo ECG. Após a remoção com as técnicas ICA+TS e TS, esta contração passou a apresentar diferença. Na contração SUB50, onde a contaminação não é muito intensa, foi encontrada diferença significativa no sinal contaminado, porém deixou de apresentar após a filtragem com passa-altas.

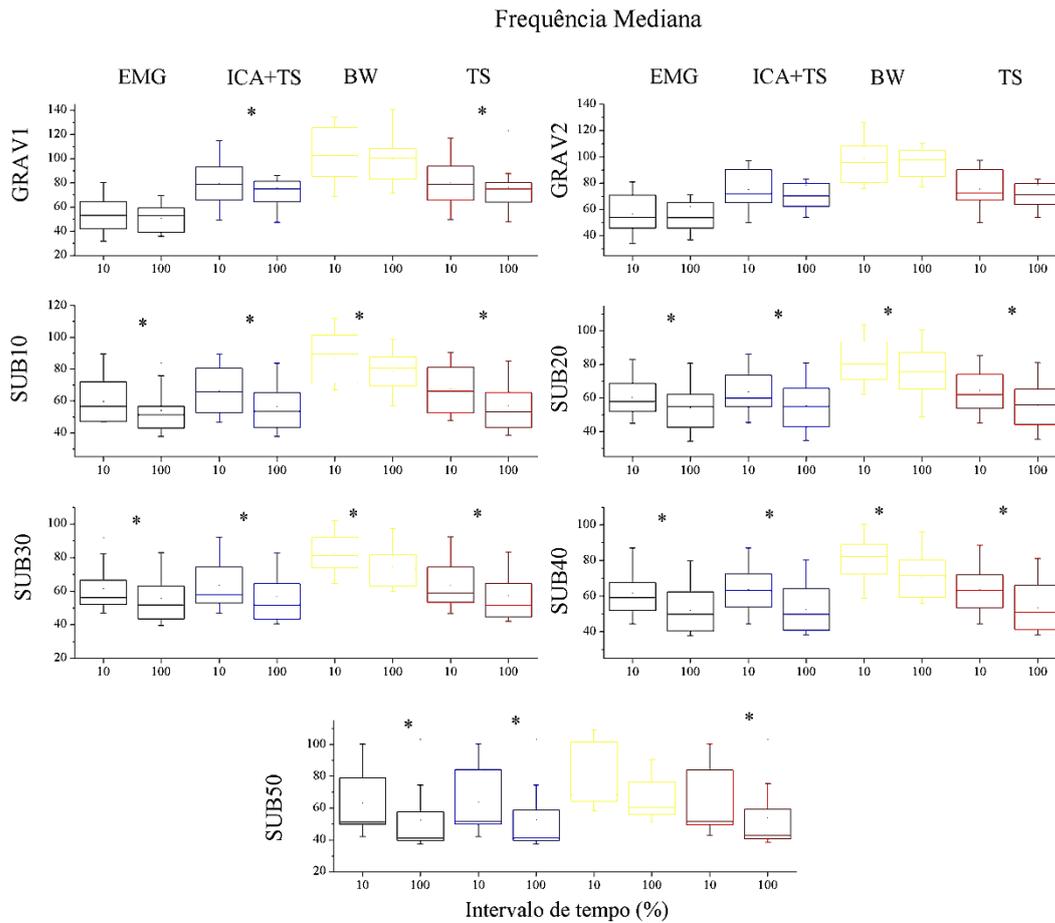


**Figura 4.37.** Informações referentes a um canal em cada nível de contração muscular, onde houve maior divergência em relação a potência espectral, FMD, entropia e VC ao utilizar ICA manual, automático com entropia e automático com DKL.



**Figura 4.38.** Informações referentes a um canal em cada nível de contração muscular de um mesmo indivíduo, antes e após atenuação do ECG com as técnicas ICA+TS, BW e TS. São informações de potência espectral, FMD, entropia e VC.

Os coeficientes da reta obtidos pela regressão linear são alterados após a atenuação do ECG, sendo estes valores mais expressivos nas contrações musculares de baixa intensidade. A alteração destes coeficientes após atenuação com filtro passa-altas é maior em todas as contrações musculares. Os coeficiente da reta, coeficientes de determinação e os valores p obtidos pela regressão linear com a FMD, entropia e VC de cada indivíduo e contração muscular são apresentados no Anexo 4.



**Figura 4.39.** *Boxplot* com valores de FMD dos primeiros 10% e últimos 10% de cada contração muscular. As FMD são do EMG contaminado, EMG estimado pela ICA+TS, BW e TS. Asterisco indica diferença significativa entre primeiro e último intervalo de tempo.

**Tabela 4.8.** Valores  $p$  obtidos com o teste *t-Student*, comparando a FMD dos primeiro 10% da contração muscular com os últimos 10%, para o EMG contaminado e os EMG estimados pelas técnicas de atenuação.

	EMG	ICA+TS	BW	TS
GRAV1	0,25	0,07	0,23	0,08
GRAV2	0,42	0,72	0,63	0,70
SUB10	<0,05	<0,05	<0,05	<0,05
SUB20	0,01	<0,05	0,02	<0,05
SUB30	<0,05	<0,05	<0,05	<0,05
SUB40	<0,05	<0,05	<0,05	<0,05
SUB50	<0,05	<0,05	0,14	<0,05

## CAPÍTULO 5 DISCUSSÃO

### 5.1 ANÁLISE MONOCANAL

Para analisar a remoção de sinais eletrocardiográficos que contaminam sinais eletromiográficos monocanais, interferências simuladas foram construídas a partir de sinais reais (EMG e ECG), pois deste modo é possível ter um maior controle de todos os procedimentos realizados e visualizar melhor os resultados obtidos.

Ao analisar as interferências simuladas, pode-se observar que a presença do ECG interfere significativamente na FMD e na entropia do EMG, reduzindo ambas. Quanto maior a amplitude do ECG em relação ao EMG, ou seja, menor RSI, então maior será as alterações provocadas nas medidas do EMG.

À medida que aumenta a RSI, há um limite no qual a presença do ECG torna-se irrelevante (MARKER e MALUF, 2014). Este limite pode variar de acordo com a medida utilizada e de sinal para sinal, mas a variabilidade não é muito grande. Em contaminações reais não é possível determiná-lo. Nos sinais reais a RSI se modifica de acordo com a posição dos eletrodos, entre indivíduos, entre diferentes níveis de contração muscular ou atividade realizada, não sendo possível padronizar seus valores.

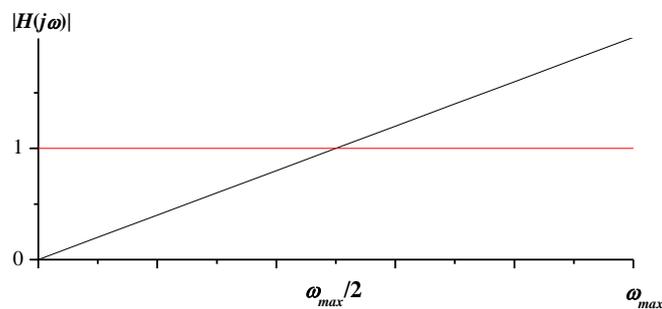
O melhor indicativo da presença do ECG ainda é a visualização dos complexos QRS, no entanto, há valores de RSI menores que o limite de irrelevância do ECG (o ECG ainda altera significativamente as medidas do EMG) onde não é possível visualizar com facilidade os complexos QRS. Em outros trabalhos que apresentam métodos de remoção do ECG (BUTLER *et al.*, 2009; ABBASPOUR *et al.*, 2016), não é citado este caso de interferência do ECG com amplitude menor que do EMG, ou seja, só apresentam situações que os complexos QRS são claramente visíveis. Nas interferências simuladas, as quais foram utilizados sinais de contrações isométricas, é possível visualizar com dificuldade a presença dos complexos QRS até RSI de aproximadamente 5 dB.

Para atenuar o ECG em apenas um sinal de EMG, utilizando separação cega de fontes, foram utilizadas três estratégias diferentes, que consistem em: utilizar o sinal contaminado e sua cópia deslocada; uso do SCICA; e ICA com referência. Na primeira estratégia foram utilizadas ICA, AMUSE, SOBI, SOBI-RO e PCA. Destas, apenas a ICA já havia sido utilizada para atenuação do ECG, mas mesmo assim apenas em

análises multicanais. A segunda estratégia não havia sido utilizada para atenuação do ECG, e a terceira foi apresentada neste trabalho.

No modo que utiliza o sinal contaminado e sua cópia deslocada no tempo, os resultados das técnicas AMUSE, PCA, scPCA e SOBI foram exatamente os mesmos, e com a ICA os resultados foram ligeiramente diferentes, porém sem significância estatística em relação as demais. Considerando que os resultados destas técnicas foram iguais, pode-se então optar pelo uso da scPCA, pois esta técnica realiza uma simples subtração para estimar o EMG. Sua fácil implementação torna o processamento mais rápido em comparação com implementações baseadas na inversão matricial que é geralmente necessária para a obtenção dos autovetores e autovalores da matriz de covariância.

A resposta de amplitude do scPCA no domínio da frequência é semelhante a um filtro passa-altas de ganho com crescimento monotônico, sendo o ganho mínimo em zero e o máximo na metade da banda espectral. A partir da metade da banda espectral, existe um aumento da amplitude que segue linearmente até a frequência máxima. Deste modo, pode-se dizer que a resposta é dependente da banda espectral. A Figura 5.1 exemplifica a resposta em amplitude.



**Figura 5.1.** Resposta em amplitude do scPCA (linha oblíqua). A linha paralela ao eixo das abscissas representa um ganho unitário.

Ao utilizar o sinal contaminado e sua cópia deslocada no tempo como parâmetro de entrada para o AMUSE, ICA, PCA e SOBI, a resposta em amplitude é a mesma que esta apresentada pelo scPCA.

No artigo (COSTA JUNIOR *et al.*, 2010) são apresentados bons resultados utilizando como parâmetro de entrada para a ICA o sinal contaminado e sua cópia deslocada no tempo. Provavelmente, obteriam os mesmos resultados se utilizassem a scPCA. O que diferencia o artigo deste trabalho é o tipo de contração muscular, sendo

aqui utilizados sinais de contração muscular de baixa intensidade e no artigo são utilizados sinais de contrações máximas.

ALLISON, (2003), refere o problema da presença do ECG na detecção do início da ativação muscular, o qual pode acarretar um erro indicando o ECG no lugar da contração muscular. Não foi realizado tratamento para a remoção do ECG, mas neste caso o uso do scPCA poderia ser interessante, pois ele filtra as frequências mais baixas, onde está presente o ECG, e intensifica as frequências mais altas, que no caso são referentes ao EMG. Em sinais utilizados para detecção do início da ativação muscular e que estão contaminados pelo ECG, apresentam na linha de base praticamente apenas o ECG até o início da contração muscular. O uso do scPCA poderia também ser uma boa opção quando a velocidade de resposta for necessária.

O algoritmo da técnica SOBI-RO não separou as fontes e este fato pode estar relacionado ao procedimento de branqueamento dos dados realizado pela técnica, o qual minimiza a interferência de ruído branco, e como o EMG é semelhante a um ruído branco, então o EMG pode estar sendo reduzido no branqueamento.

O SCICA apresentou maior variância para a divergência *Kullback-Leibler* entre todas as técnicas, apesar de obter resultados próximos aos obtidos com outras técnicas. Os resultados com o SCICA foram melhores quando utilizado nos sinais com banda espectral entre 10 e 500 Hz. Existem muitos parâmetros intrínsecos à técnica, como o número de deslocamentos, a redução de dimensionalidade e o agrupamento de componentes, que foram definidos empiricamente. Pode ser que existam pontos ótimos a estes parâmetros, que possibilitem uma melhor atenuação do ECG.

De acordo com DAVIES e JAMES, (2007), para que as fontes de uma mistura sejam separadas utilizando SCICA é necessário que elas tenham frequências diferentes. Os sinais utilizados neste trabalho apresentam exatamente o problema de sobreposição espectral. Apesar dos resultados não estar entre os melhores, o SCICA conseguiu fazer a separação, mesmo que não completa, sendo possível distinguir um componente com os complexos QRS e outro referente ao EMG.

Como a separação das fontes pela ICA é baseada na não gaussianidade, então o principal problema na interferência do ECG no EMG, que é a sobreposição espectral, não é levado em consideração no momento de separá-los, tornando o SCICA ainda vantajoso em relação a filtros dependentes do domínio espectral.

A contaminação do EMG pelo ECG quando analisada com técnicas de separação cega de fontes, apresenta um problema conhecido por ICA incompleto (*overcomplete*),

o qual ocorre quando há mais fontes que sinal observado. Neste caso o único sinal observado (sinal contaminado) é formado por duas fontes, o EMG e o ECG. Para tentar evitar este problema, um sinal de referência foi acrescentado ao parâmetro de entrada da ICA (terceira estratégia). O uso do sinal e sua cópia deslocada no tempo também é uma estratégia para tentar evitar o ICA incompleto.

Os resultados da ICA com sinal de referência filtrado tanto com passa-baixas quanto passa-altas foram semelhantes aos resultados do filtro passa-altas *Butterworth*, considerando a maioria das medidas de desempenho, e também as respostas para as frequências de corte e as ordens. Ou seja, os resultados da ICA com referência estão dependentes do modo com o qual a referência é construída, o que aparentemente está perdendo a vantagem estatística da ICA. Talvez se mudar a maneira de construção da referência de modo que valorize ainda mais a não gaussianidade da interferência, a ICA com referência poderia ser mais bem aproveitada.

O modelo de subtração proposto foi o método que melhor atenuou o ECG sem prejudicar o EMG. No entanto, este método pode apresentar problemas em sinais que apresentem amplitude muito baixa do ECG. A detecção dos picos pertencentes aos complexos QRS torna-se mais difícil e a probabilidade de detectar falsos picos aumenta à medida que a RSI aumenta. Realizar a média dos complexos QRS em alta RSI também não permite obter um bom modelo do ECG, pois as ondas do ECG apresentam pouca energia em relação ao EMG. Deste modo, o modelo de subtração é mais bem aplicado nos sinais contaminados que apresentam fortes evidências da presença do ECG.

Existem outras aplicações de modelo de subtração que são diferentes em relação ao modo proposto neste trabalho. No modelo de subtração apresentado por *ABBASPOUR et al.*, (2016) ou *HOF*, (2009), é utilizado um canal de referência como o modelo do ECG. O uso de um canal de referência na aplicação de um modelo de subtração pode ser problemático, porque o formato de onda do ECG pode mudar de acordo com a posição do eletrodo, o que pode acarretar em um modelo diferente do ECG que realmente está contaminando. Além do risco de o modelo ser diferente da interferência, o canal de referência aumenta a complexidade das coletas de dados.

Em outros modelos de subtração (*DRAKE e CALLAGHAN*, 2006; *ZHOU e KUIKEN*, 2006; *Taelman et al.*, 2007), o modelo do ECG é construído a partir do EMG que foi registrado em repouso, isto é, com o músculo relaxado. Neste modo não é necessário um canal de referência, no entanto é necessário o registro de dados adicionais

antes de realizar a atividade física de interesse. Pode haver situações as quais a posição corporal durante o repouso seja diferente que durante a atividade física, o que leva a mudanças no formato de onda do ECG (BRAGE *et al.*, 2006) e conseqüentemente na obtenção de um modelo diferente da interferência.

O modelo de subtração proposto é construído diretamente a partir do EMG contaminado, sem uso de canal de referência ou registro com o músculo em repouso. O procedimento de detecção dos complexos QRS é realizado de forma simples e com pequeno custo computacional. Em métodos de detecção que dependem de um limite de amplitude (ZHOU e KUIKEN, 2006; MARKER e MALUF, 2014) são mais susceptíveis a erros quando a amplitude do ECG está próxima da amplitude do EMG.

O filtro passa-altas *Butterworth* é uma técnica já estabelecida pela literatura na remoção de ECG, sendo utilizada a frequência de corte de 30 Hz e quarta ordem (REDFERN *et al.*, 1993; DRAKE e CALLAGHAN, 2006). Neste trabalho foram utilizadas 3 frequências de corte diferentes (20, 30, e 40 Hz) e 4 ordens (4<sup>a</sup>, 8<sup>a</sup>, 12<sup>a</sup> e 16<sup>a</sup>).

Em relação à ordem do filtro os resultados foram semelhantes àqueles apresentados pela literatura e aparenta não ter relação com a variação de RSI. A quarta ordem foi a que apresentou melhores resultados. Para as frequências de corte, os melhores resultados mudaram de acordo com as RSI. Em outras palavras, as frequências de corte necessárias para obter resultados próximos ao esperado diminuíram de acordo com o aumento das RSI. Onde a presença do ECG é muito intensa, é necessária uma frequência de corte mais alta; enquanto onde a presença do ECG não for muito intensa se pode usar frequências de corte mais baixas.

ZHOU e KUIKEN, 2006, testaram diferentes frequências de corte para o filtro passa-altas na remoção do ECG no EMG dos músculos peitorais, e encontrou que frequências entre 50 e 90 Hz foram melhores para usar o EMG no controle de próteses (ZHOU e KUIKEN, 2006). Isto mostra que a melhor frequência de corte pode variar entre diferentes sinais, e também de acordo com o objetivo que será utilizado este sinal.

BUTLER *et al.*, (2009) ao comparar dois métodos de remoção do ECG (filtro passa-altas *Butterworth* de 30 Hz e filtro adaptativo) em sinais de baixo nível de contração muscular, obteve resultados semelhantes para ambas as técnicas, mas considerou melhor o filtro passa-altas por apresentar menor tempo de processamento. Para análise foi considerado apenas valores de amplitude, então ao dizerem que o filtro

passa-altas remove o ECG sem alterar o EMG, estão desconsiderando o domínio da frequência.

Segundo WILLIGENBURG *et al.*, (2012), a escolha do método para remover ECG pode ser feita baseada no tipo dos sinais e nas circunstâncias as quais os sinais foram registrados, e também em relação às medidas de interesse que serão analisadas. A importância de uma adequada eliminação de interferências do sinal não está baseada apenas na remoção destas, mas também na preservação dos sinais de interesse (MAK *et al.*, 2010).

Todas as técnicas apresentadas atenuaram a presença do ECG no EMG, com exceção do SOBI-RO. No entanto, as respostas obtidas foram diferentes entre elas quanto às medidas analisadas. O principal fator analisado foi a proximidade dos sinais estimados com o EMG utilizado na construção das interferências simuladas.

Esta proximidade, ou semelhança, entre os sinais foi medida através do coeficiente de correlação, da informação mútua e da divergência *Kullback-Leibler* entre sinais estimados e sinais originais; e também comparado os valores de FMD e entropia. Então se pode dizer que os melhores resultados, quanto à redução do ECG e preservação do EMG, são aqueles que obtiverem maiores valores de coeficiente de correlação e informação mútua; menores valores de divergência *Kullback-Leibler*; e ausência de diferença estatística entre sinal estimado e original para a FMD e entropia.

Contudo, foi observado que uma técnica pode apresentar melhor resultado em uma medida e não ser melhor em outra. Ou então pode mostrar respostas diferenciadas de acordo com a RSI dos sinais. Logo, o objetivo ao qual será utilizado o EMG é importante para selecionar a melhor técnica de atenuação do ECG.

## 5.2 ANÁLISE MULTICANAL

Em uma análise visual dos EMG coletados sobre o músculo peitoral esquerdo, pode-se perceber facilmente a presença do ECG nas contrações musculares realizadas para manter o membro superior em equilíbrio contra a força da gravidade. Estas contrações podem ser consideradas de baixa intensidade, e os complexos QRS foram vistos nos sinais de todos os indivíduos.

No caso de contrações mais intensas, a identificação por inspeção visual do ECG não ocorre sempre. Pode haver diferenças de indivíduo para indivíduo, entre diferentes níveis de contração muscular e também em relação à posição dos eletrodos. DRAKE *et*

*al.* (2006), detectaram a presença do ECG, visualmente, apenas em contrações abaixo de 25% da CIVM (os autores analisaram o EMG dos músculos eretores espinhais ao nível da 10ª vertebra).

Neste trabalho, o ECG foi detectado em contrações de até 50% da CIVM, enquanto para alguns indivíduos não foi possível detectar em contrações de 20 ou 10% da CIVM. Em outras palavras, a contração voluntária máxima não significa que o músculo está em 100% da sua capacidade de ativação, então pode ser que uma contração em 50% da contração voluntária máxima represente na realidade uma porcentagem menor que 50% da capacidade total de ativação.

Foi visto nos resultados apresentados na seção 4.1.1 que a partir de uma RSI de 10 dB a presença do ECG não altera significativamente a frequência mediana ou a entropia. Nestas RSI o ECG não pode ser mais visualizado, então contrações musculares muito altas, nas quais não se detectam os complexos QRS, a presença do ECG pode ser irrelevante para as medidas de informação do EMG e, conseqüentemente, não haver necessidade do uso de métodos de atenuação.

Neste caso, os métodos propostos neste trabalho, para atenuação do ECG, apresentam vantagens, pois, em sinais nos quais não é detectada a presença do ECG, a interferência do método no sinal é mínima. Ou seja, não há necessidade de se verificar sinal a sinal para identificar quais precisam ser tratados; nem se preocupar em perder informação do sinal em situações em que o ECG nem está presente, que é o caso do filtro passa-altas.

A detecção de complexos QRS executada pelo TS não depende de um limiar fixo de amplitude, mas se a energia do ECG presente no EMG for muito baixa ou irrelevante, o algoritmo não os detectará. A subtração só ocorre onde são detectados os complexos QRS, preservando o restante do sinal. A detecção de falsos picos ocorre quando há artefatos de movimento ou mudanças muito bruscas no sinal.

O erro de detecção de picos, que ocorreira canal a canal, é amenizado ao se utilizar a ICA, pois o TS será utilizado em poucos canais. Na ICA, o ECG que está presente em todos os canais, é separado em poucos componentes. Então estes componentes referentes ao ECG são tratados com o TS, para em seguida serem reconstruídos, com a matriz de mistura estimada, juntos com os componentes referentes ao EMG, e assim se obterem os EMG estimados sem a presença do ECG.

A ICA requer múltiplos sinais que representem a mistura das fontes dos sinais. Se os sinais EMG e ECG forem coletados em diferentes locais, então esta aproximação

pode também sofrer pelo problema do registro do ECG em diferentes locais, os quais não têm a mesma morfologia (VON TSCHARNER *et al.*, 2011).

A separação cega realizada pela ICA não é completa, porque mesmo havendo mais canais, a mistura do EMG com o ECG ainda é considerada um problema *overcomplete*. Como o EMG de superfície é um somatório da atividade elétrica de várias unidades motoras, então eletrodos posicionados sobre um mesmo músculo podem registrar atividade de unidades motoras diferentes. Em outras palavras, parte da informação registrada em um eletrodo pode ser registrada por outro eletrodo próximo, mas com proporções diferentes e com acréscimo de mais informações que o outro possa não ter registrado, ou seja, os sinais observados não apresentam a mistura de apenas duas fontes exatamente

O ECG também apresenta diferenças no formato de suas ondas características para cada posição em que o eletrodo é colocado. Quanto mais próximas entre si, as áreas registradas por diferentes derivações, mais semelhante será o formato de onda dos registros; no entanto, não é possível afirmar que estes registros sejam idênticos.

O procedimento convencional baseado na ICA requer a intervenção de um profissional treinado para inspecionar visualmente os componentes extraídos pelo ICA e identificar aqueles correspondentes aos artefatos. Este procedimento pode ser complexo e consumir muito tempo. Além disso, pode ocorrer desacordo entre os sujeitos que inspecionam os componentes independentes, devido à natureza subjetiva da análise visual (MAK *et al.*, 2010).

Neste trabalho foram utilizados dois métodos de detecção automática dos componentes referentes ao ECG, um utilizando o valor de entropia dos CI e outro comparando o somatório dos sinais contaminados com os CI por meio da DKL. No caso que usa a entropia, existe o problema de se definir um valor limite. Valores de entropia acima deste limite são considerados EMG e abaixo ECG.

No caso que utiliza a DKL, está sendo suposto que o somatório dos sinais contaminados represente uma referência do sinal ECG, pois os sinais EMG apresentam formato de onda aparentemente aleatório, e, ao somá-los, o ECG se destacaria. Ao se comparar o resultado utilizando ambos, não foi encontrada diferença significativa entre elas quanto aos coeficientes da reta obtidos. Porém, no caso que utiliza a DKL, só um componente é detectado, podendo assim deixar algum vestígio do ECG após a reconstrução dos sinais.

Há outros trabalhos que utilizam ICA na atenuação do ECG (MAK *et al.*, 2007), mas o componente referente ao ECG é eliminado. Dados substanciais podem ser perdidos quando os componentes referentes aos ruídos são descartados. HU e colaboradores (2005), filtraram os componentes referentes aos ruídos em vez de descartá-los. Mas o problema da filtragem pode novamente interferir, mesmo que em menor escala em relação à filtragem direta dos sinais contaminados.

No trabalho de WILLIGENBURG *et al.* (2012), também se eliminam os componentes referentes ao ECG, ao se utilizar ICA. Comparando a ICA com um modelo de subtração e filtro passa-altas; concluíram os autores que a ICA e o modelo de subtração são melhores que o filtro passa-altas. Em sua coleta de dados, foi utilizado um canal extra para registro do ECG, o qual foi utilizado na ICA.

Taelman *et al.*, 2007, aplicaram seu método, o qual utilizada *wavelets* seguido de ICA com eliminação do componente referente ao ECG, com e sem acréscimo de um canal extra de ECG, e os resultados foram melhores para a presença do ECG extra. Os resultados sem este sinal também seriam satisfatórios, no entanto, ainda seria melhor se utilizar a referência.

No trabalho de BOSCH, 2009, não foi retirada a presença do ECG. Em seus resultados sobre a fadiga, onde é analisado bilateralmente o músculo trapézio superior, é possível notar valores maiores de amplitude e menores valores de FMD para o lado esquerdo. Este fato pode ser devido à presença do sinal ECG, que tem maior influência do lado esquerdo devido à proximidade com o coração (BOSCH *et al.*).

No trabalho de RINGHEIM não foi encontrada redução da FMD do EMG de músculos lombares de indivíduos sentados durante 30 min, o que poderia estar relacionado à ativação diferenciada entre os músculos do tronco, não acarretando fadiga (RINGHEIM *et al.*, 2014). O mesmo pode ter ocorrido com a contração de quase 7 min, realizada neste trabalho, contra a gravidade. Mesmo após a remoção do ECG, não foi possível identificar mudança significativa na FMD. Talvez apenas a FMD não seria suficiente para avaliar a fadiga nestas condições.

Neste trabalho foram também utilizados a entropia e VC para mensurar a fadiga muscular e a influência do ECG. A entropia e VC apresentaram resultados semelhantes à FMD. A VC foi avaliada em janelas de 0,5 s; este intervalo de tempo pode cair no intervalo entre dois batimentos cardíacos, o que não levaria a erro no cálculo da velocidade, no entanto, quando o batimento cardíaco ocorre dentro da janela avaliada, o complexo QRS pode confundir o registro do potencial de ação do músculo esquelético

levando a uma superestimação da velocidade. Isto é visto principalmente onde a presença do ECG é muito intensa, o que leva a uma flutuação muito grande nas medidas de velocidade ao longo do tempo.

JULIENNE (2012) realizou testes isocinéticos de fadiga nos músculos peitorais em jogadores de tênis, e não tem sido encontrados sinais de fadiga. Estes resultados podem ter ocorrido devido ao fato dos testes terem sido realizados em jogadores que possuíam treinamento regular, ou seja, os testes realizados não foram suficientes para provocar alguma fadiga detectável (JULIENNE *et al.*, 2012). No entanto, também não é esclarecido se foi realizado tratamento para interferência eletrocardiográfica nos sinais.

MARQUE *et al.* (2005) observaram melhora da identificação da fadiga após atenuação do ECG nos músculos eretores espinhais. Esta melhora também foi observada neste trabalho, principalmente nas contrações musculares abaixo de 20% da CIVM.

BUTLER *et al.* (2009) disseram que a interpretação do recrutamento neuromuscular da parede abdominal é dependente da remoção do ECG, principalmente em contrações que estão abaixo de 10% da CVIM. Em um trabalho de HU *et al.* (2009) foi encontrado que antes de se eliminar o ECG, a comparação entre indivíduos normais e com lombalgia não apresentava diferenças estatísticas no EMG, e que depois da remoção do ECG, houve diferença estatística entre os sinais, assim como diferenças estatísticas entre sinal bruto e pós-remoção do ECG.

Neste trabalho, a primeira contração muscular realizada pelos voluntários foi de baixa intensidade (apenas manutenção do membro superior contra a gravidade), e ao se analisar a FMD destes sinais, sem atenuar a presença do ECG, não foram encontradas mudanças significativas ao longo do tempo. Porém, após a atenuação do ECG com ICA+TS ou apenas TS, foi encontrada diferença significativa indicando presença de fadiga muscular. O uso do filtro passa-altas não permitiu a identificação desta diferença.

Isto indica que o ECG pode influenciar a informação do EMG, principalmente, em situações de baixa intensidade de ativação muscular, e é importante, ao atenuar o ECG, preservar estas informações. Diferenças sutis podem ser suficientes para se detectar ou não uma fadiga muscular, assim como poderia ser relevante na identificação de alguma patologia ou problema neuromuscular ou na classificação de pacientes.

## CAPÍTULO 6 CONCLUSÃO

Para atenuar o ECG de sinais eletromiográficos, foi proposto neste trabalho, um novo modelo de subtração; o uso de separação cega de fontes em apenas um sinal; e a associação da separação cega de fontes com o modelo de subtração para atenuação multicanal.

Na estratégia que utiliza o sinal contaminado e sua cópia deslocada, foi visto que os resultados utilizando separação cega com ICA, AMUSE, SOBI ou a técnica estatística PCA, foram os mesmos. A PCA desenvolvida usando um sinal e sua cópia deslocada (scPCA) também obteve o mesmo resultado, tendo vantagem de ter implementação mais simples. Foi observado que este método é semelhante a um filtro que começa o corte em zero, e o ângulo do ganho depende da banda espectral. O ECG foi atenuado, mas não se preservou muito o EMG.

Os resultados utilizando o SCICA foram positivos, com atenuação do ECG e preservação de um pouco da atividade EMG em baixas frequências; no entanto ainda são necessários mais estudos, pois vários critérios no seu uso foram decididos empiricamente.

Para a atenuação do ECG em um único canal, o modelo de subtração proposto apresentou os melhores resultados. Sua resposta é melhor quando a interferência do ECG é muito alta. Já em RSI altas, onde a amplitude do EMG é muito maior que a do ECG, o modelo de subtração pode apresentar erros na detecção do ECG, mas a subtração tende a ser irrelevante.

O uso de mais canais de EMG apresenta grande melhoria quando se utilizar ICA. E sua associação com o modelo de subtração pode minimizar erros de quando se utilizada apenas o modelo de subtração. A associação preservou o EMG nas baixas frequências. Na contração de baixa intensidade, a presença do ECG impediu a detecção de fadiga muscular, e após a atenuação, foi possível mensurar a fadiga, o que não foi possível de ser avaliado atenuando-se o ECG com o filtro passa-altas *Butterworth*.

A detecção automática é mais prática e evita possíveis erros da detecção manual. O uso da entropia não se limita a detecção de apenas um componente, o que evita vestígios do ECG em mais canais, mas definir um valor limite pode também limitar possíveis variações. A associação da ICA com o modelo de subtração, além de preservar melhor o EMG, tem a vantagem de não prejudicar o sinal em situações onde o ECG não aparece; diferente de um método determinístico como o filtro passa-altas.

O método de atenuação do ECG precisa ser escolhido de acordo com o objetivo de uso do EMG. Caso seja necessário preservar as baixas frequências do espectro de potência do EMG, o modelo de subtração proposto é a melhor opção em situações em que haja apenas um canal. No caso multicanal, o uso da ICA associada com o modelo de subtração é mais adequado.

Este trabalho propôs novas maneiras de atenuar o ECG e foi possível reduzir a interferência do ECG no EMG, sem a necessidade de coletas adicionais. E as baixas frequências do EMG que eram descartadas com outras técnicas de atenuação foram preservadas com as técnicas propostas.

## 6.1 TRABALHOS FUTUROS

Nas análises multicanais não foram utilizadas interferências simuladas, o que pode limitar um pouco a avaliação dos resultados. A construção destas interferências pode contribuir para o aprofundamento da avaliação das técnicas de atenuação apresentadas.

A construção de sinais que simulem a fadiga muscular também pode contribuir para o melhor entendimento da interferência do ECG no EMG, além de controlar melhor a avaliação das técnicas de atenuação.

Seria importante aplicar os protocolos utilizados a um número maior de voluntários, para analisar melhor as flutuações estatísticas envolvidas e diminuir possíveis erros estatísticos.

Alguns parâmetros utilizados na técnica SCICA foram definidos empiricamente, então não foram exploradas todas as possibilidades da técnica. Logo, são necessários estudos mais aprofundados.

É necessário analisar as vantagens clínicas dos métodos propostos, assim como identificar mais possibilidades para seu uso clínico.

As análises multicanais podem ser estudadas mais profundamente. Há a questão das detecções automáticas dos componentes referentes ao ECG que podem ser melhoradas. Existem outras técnicas de separação cega de fontes, com características diferentes das utilizadas neste trabalho, que podem ser exploradas. A fadiga muscular pode também ser mais bem analisada e detalhada utilizando a análise multicanal. Além das manifestações mioelétricas de fadiga muscular, se pode explorar outras informações fisiológicas a partir do EMG.

## REFERÊNCIAS

ABBASPOUR, S.; FALLAH, A.; LINDÉN, M.; *et al.* "A novel approach for removing ECG interferences from surface EMG signals using a combined ANFIS and wavelet". **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 26, pp. 52-59, 2016.

AKKIRAJU, P.; REDDY, D. C. "Adaptive cancellation technique in processing myoelectric activity of respiratory muscles". **Ieee Transactions on Biomedical Engineering**, v. 39, n. 6, pp. 652-655, 1992.

ALIZADEHKHAIYAT, O.; FISHER, A. C.; KEMP, G. J.; *et al.* "Shoulder muscle activation and fatigue during a controlled forceful hand grip task". **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 21, n. 3, pp. 478-482, 2011.

ALLISON, G. T. "Trunk muscle onset detection technique for EMG signals with ECG artefact". **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 13, n. 3, pp. 209-216, 2003.

ALMENAR, V.; ALBIOL, A. "A new adaptive scheme for ECG enhancement". **Signal Processing**, v. 75, n. 3, pp. 253-263, 1999.

ALTY, S. R.; MAN, W. D. -C.; MOXHAM, J.; *et al.* "Denoising of Diaphragmatic Electromyogram Signals for Respiratory Control and Diagnostic Purposes". In: **30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society**, pp.5560-5563, Vancouver, 2008

ASCHERO, G.; GIZDULICH, P. "Denoising of surface EMG with a modified Wiener filtering approach". **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 20, n. 2, pp. 366-373, 2010.

BANKS, A. D.; AGHAZADEH, F. "Progressive Fatigue Effects on Manual Lifting Factors". **Human Factors and Ergonomics in Manufacturing**, v. 19, n. 5, pp. 361-377, 2009.

BARBATI, G.; PORCARO, C.; ZAPPASODI, F.; *et al.* "Optimization of an independent component analysis approach for artifact identification and removal in magnetoencephalographic signals". **Clinical Neurophysiology**, v. 115, n. 5, pp. 1220-1232, 2004.

BECK, T. W.; YE, X.; WAGES, N. P. "Local muscle endurance is associated with fatigue-based changes in electromyographic spectral properties, but not with conduction velocity". **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 25, n. 3, pp. 451-456, 2015.

BELOUHRANI, A.; ABED-MERAIM, K.; CARDOSO, J. -F.; *et al.* "Second Order Blind Separation of Temporally Correlated Sources". **Proc. Int. Conf. on Digital Sig. Proc.**, pp.346-351, 1993.

\_\_\_\_\_. "A blind source separation technique using second-order statistics". **IEEE Transactions on Signal Processing**, v. 45, n. 2, pp. 434-444, 1997.

BELOUHRANI, A.; CICHOCKI, A. "Robust whitening procedure in blind source separation context". **Electronics Letters**, v. 36, n. 24, pp. 2050-2051, 2000.

BENECK, G. J.; BAKER, L. L.; KULIG, K. "Spectral analysis of EMG using intramuscular electrodes reveals non-linear fatigability characteristics in persons with chronic low back pain". **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 23, n. 1, pp. 70-77, 2013.

BLACK, J. S.; LOVELY, D. F. "A comparison of ECG cancellation techniques applied to the surface recording of somatosensory evoked potentials". **Medical Engineering & Physics**, v. 19, n. 3, pp. 279-285, 1997.

BORSCHBACH, M.; HAHN, I. "Separation capability of overcomplete ICA approaches". In: **Proceedings of the 6th Conference on 6th WSEAS international Conference on Signal Processing**, v. 6, p. 146-151, Dallas, Texas, 2007.

BOSCH, T.; DE LOOZE, M. P.; KINGMA, I.; *et al.* "Electromyographical manifestations of muscle fatigue during different levels of simulated light manual assembly work". **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 19, n. 4, pp. e246-e256, 2015.

\_\_\_\_\_. "Electromyographical manifestations of muscle fatigue during different levels of simulated light manual assembly work". **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 19, n. 4, pp. e246-e256, 2009.

BOUCHER, J.-A.; ABBOUD, J.; "Descarreaux, m. the influence of acute back muscle fatigue and fatigue recovery on trunk sensorimotor control". **Journal of Manipulative and Physiological Therapeutics**, v. 35, n. 9, pp. 662-668, 2012.

BRAGE, S.; BRAGE, N.; EKELUND, U.; *et al.* "Effect of combined movement and heart rate monitor placement on physical activity estimates during treadmill locomotion and free-living". **Eur J Appl Physiol**, v. 96, n. 5, pp. 517-24, 2006.

BUTLER, H. L.; NEWELL, R.; HUBLEY-KOZEY, C. 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**, v. 19, n. 2, pp. e102-e113, 2009.

CARDOSO, J.-F. "Source separation using higher order moments". In: **Proc. IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP'89)**, pp.2109-2112 Glasgow, 1989.

CARDOZO, A. C.; GONÇALVES, M.; DOLAN, P. "Back extensor muscle fatigue at submaximal workloads assessed using frequency banding of the electromyographic signal". **Clinical Biomechanics**, v. 26, pp. 971-76, 2011.

CASHABACK, J. G. A.; CLUFF, T.; POTVIN, J. R. "Muscle fatigue and contraction intensity modulates the complexity of surface electromyography". **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 23, n. 1, pp. 78-83, 2013.

CASTRO, M. C. F.; ARJUNAN, S. P.; KUMAR, D. K. "Selection of suitable hand gestures for reliable myoelectric human computer interface". **BioMedical Engineering OnLine**, v. 14, n. 1, pp. 1-11, 2015.

CHO, Y. J.; KIM, J. Y. "The effects of load, flexion, twisting and window size on the stationarity of trunk muscle EMG signals". **International Journal of Industrial Ergonomics**, v. 42, n. 3, pp. 287-292, 2012.

CHRISTOV, I. I.; DASKALOV, I. K. "Filtering of electromyogram artifacts from the electrocardiogram". **Medical Engineering & Physics**, v. 21, n. 10, pp. 731-736, 1999.

COSTA JUNIOR, J. D.; SEIXAS, J. M.; MIRANDA DE SÁ, A. M. F. L. "Independent Component Analysis to Remove ECG interference from Single Channel Electromyographic Signal". In: **4th ISSNIP - IEEE Biosignals and Biorobotics Conference**, pp.186-190, Rio de Janeiro,2013

COSTA JUNIOR, J. D.; FERREIRA, D. D.; NADAL, J.; *et al.* "Reducing electrocardiographic artifacts from electromyogram signals with Independent Component Analysis". In: **32nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC 10)**, pp.4598-4601, Buenos Aires, 2010

COVER, T. M.; THOMAS, J. A. **Elements of Information Theory**. New York: John Wiley & Sons, Inc, 1991.

DARYANANI, G. **Principles of Active Network Synthesis and Design**. United States of America: Wiley, 1976.

DAVIES, M. E.; JAMES, C. J. "Source separation using single channel ICA". **Signal Processing**, v. 87, n. 8, pp. 1819-1832, 2007.

DRAKE, J. D. M.; CALLAGHAN, J. P. "Elimination of electrocardiogram contamination from electromyogram signals: An evaluation of currently used removal techniques". **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 16, n. 2, pp. 175-187, 2006.

FALLA, D.; ANDERSEN, H.; DANNESKIOLD-SAMSØE, B.; *et al.* "Adaptations of upper trapezius muscle activity during sustained contractions in women with fibromyalgia". **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 20, n. 3, pp. 457-464, 2010.

FARINA, D.; MERLETTI, R.; "A novel approach for estimating muscle fiber conduction velocity by spatial and temporal filtering of surface EMG signals". **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 50, n. 12, pp. 1340-51, 2003.

FARINA, D.; LECLERC, F.; ARENDT-NIELSEN, L.; *et al.* "The change in spatial distribution of upper trapezius muscle activity is correlated to contraction duration". **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 18, n. 1, pp. 16-25, 2008.

FERREIRA, D. D.; DE SEIXAS, J. M.; CERQUEIRA, A. S. "ICA-Based Method for Power Quality Disturbance Analysis". In: **15th International Conference on Intelligent System Applications to Power Systems ISAP '09**, pp.1-6, Curitiba 2009.

GOEBEL, B.; DAWY, Z.; HAGENAUER, J.; *et al.* "An approximation to the distribution of finite sample size mutual information estimates". In: **IEEE International Conference on Communications**, v. 1-5, pp. 1102-1106, 2005.

GUYTON, A. C.; HALL, J. E. **Textbook of Medical Physiology**. 11th edition. Philadelphia: Elsevier Saunders, 2006.

HAWKES, D. H.; ALIZADEHKHAIYAT, O.; KEMP, G. J.; *et al.* "Electromyographic assessment of muscle fatigue in massive rotator cuff tear". **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 25, n. 1, pp. 93-99, 2015.

HAYKIN, S. **Redes Neurais - Princípios e prática**. 2a edição. Porto Alegre: Bookman, 1999.

HU, Y.; MAK, J. N. F.; LUK, K. D. K. "Applying independent component analysis on ECG cancellation technique for the surface recording of trunk electromyography". In:

**27th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society**, pp.3647-3649, Shanghai, 2005

\_\_\_\_\_. "ECG cancellation for surface electromyography measurement using independent component analysis". In:**IEEE International Symposium on Circuits and Systems**, v. 1-11, pp. 3235-3238, 2007.

\_\_\_\_\_. "Effect of electrocardiographic contamination on surface electromyography assessment of back muscles". **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 19, n. 1, pp. 145-156, 2009.

HUNTER, I.; SEELEY, M. K.; HOPKINS, J. T.; *et al.* "EMG activity during positive-pressure treadmill running". **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 24, n. 3, pp. 348-352, 2014.

HYVARINEN, A.; INKI, M. "Estimating overcomplete independent component bases for image windows". **Journal of Mathematical Imaging and Vision**, v. 17, n. 2, pp. 139-152, 2002.

HYVARINEN, A.; KARHUNEN, J.; OJA, E. **Independent Component Analysis**. New York: John Wiley & Sons, Inc., 2001.

HYVARINEN, A.; OJA, E. "Independent component analysis: algorithms and applications". **Neural Networks**, v. 13, n. 4-5, pp. 411-430, 2000.

HÉRAULT, J.; JUTTEN, C.; ANS, B. "Détection de grandeurs primitives dans un message composite par une architecture de calcul neuromimétique en apprentissage non supervisé". **Groupe d'Etudes du Traitement du Signal et des Images**. pp. 1017-1022 1985.

IIDA, N.; KANEKO, F.; AOKI, N.; *et al.* "The effect of fatigued internal rotator and external rotator muscles of the shoulder on the shoulder position sense". **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 24, n. 1, pp. 72-77, 2014.

JACKSON, J. E. **A User's Guide To Principal Components**. New York: JOHN WILEY & SONS, INC., 1991.

JONES, S. L.; HENRY, S. M.; RAASCH, C. C.; *et al.* "Individuals with non-specific low back pain use a trunk stiffening strategy to maintain upright posture". **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 22, n. 1, pp. 13-20, 2012.

JULIENNE, R.; GAUTHIER, A.; DAVENNE, D. "Fatigue-resistance of the internal rotator muscles in the tennis player's shoulder: Isokinetic and electromyographic analysis". **Physical Therapy in Sport**, v. 13, n. 1, pp. 22-26, 2012.

KIPINSKI, L.; KÖNIQ, R.; SIELUZYCKI, C.; *et al.* "Application of modern tests for stationarity to single-trial MEG data". **Biological Cybernetics**, v. 105, n. 3-4, pp. 183-195, 2011.

KITATANI, R.; OHATA, K.; AGA, Y.; *et al.* "Descending neural drives to ankle muscles during gait and their relationships with clinical functions in patients after stroke". **Clinical Neurophysiology**, v. 127, pp. 12512-20, 2016.

KUPSKI, L.; BADIALE-FURLONG, E. "Principal components analysis: An innovative approach to establish interferences in ochratoxin A detection". **Food Chemistry**, v. 177, pp. 354-360, 2015.

LANSANGAN, J. R. G.; BARRIOS, E. B. "Principal components analysis of nonstationary time series data". **Statistics and Computing**, v. 19, n. 2, pp. 173-187, 2009.

LEHMAN, G. J. "Clinical considerations in the use of surface electromyography: Three experimental studies". **Journal of Manipulative and Physiological Therapeutics**, v. 25, n. 5, pp. 293-299, 2002.

LI, W. "Mutual information functions versus correlation-functions". **Journal of Statistical Physics**, v. 60, n. 5-6, pp. 823-837, 1990.

LI, W.; LUO, Z.; "Wavelet Transform and Independent Component Analysis Application to Multi-channel SEMG Processing". In: **IEEE International Conference on Information and Automation**, v. 1-4, pp. 826-830, 2008.

LIANG, H. L.; LIN, Z. Y.; YIN, F. L. "Removal of ECG contamination from diaphragmatic EMG by nonlinear filtering". **Nonlinear Analysis-Theory Methods & Applications**, v. 63, n. 5-7, pp. 745-753, 2005.

LU, G. H.; BRITTAIN, J. -S.; HOLLAND, P.; *et al.* "Removing ECG noise from surface EMG signals using adaptive filtering". **Neuroscience Letters**, v. 462, n. 1, pp. 14-19, 2009.

LU, Z. P.; LI, M.; ZHAO, W. "Stationarity Testing of Accumulated Ethernet Traffic". **Mathematical Problems in Engineering**, 2013.

MAK, J. N. F.; HU, Y.; LUK, K. D. K. "An automated ECG-artifact removal method for trunk muscle surface EMG recordings". **Medical Engineering & Physics**, v. 32, n. 8, pp. 840-848, 2010.

\_\_\_\_\_. "ICA-based ECG removal from surface electromyography and its effect on low back pain assessment". In: **3rd International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering**, pp. 650-653 Hawaii, 2007

MANLY, B. J. F. **Métodos Estatísticos Multivariados: uma introdução**. 3a edição. Porto Alegre: Brookman, 2008.

MARKER, R. J.; MALUF, K. S. "Effects of electrocardiography contamination and comparison of ECG removal methods on upper trapezius electromyography recordings". **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 24, n. 6, pp. 902-909, 2014.

MARQUE, C.; BISCH, C.; DANTAS, R.; *et al.* "Adaptive filtering for ECG rejection from surface EMG recordings". **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 15, n. 3, pp. 310-315, 2005.

MATIC, V.; DEBURCHGRAEVE, W.; VAN HUFFEL, S. "Comparison of ICA algorithms for ECG artifact removal from EEG signals". In: **IEEE-EMBS Chapter Symposium**, Benelux, 2009.

MCMANUS, L.; HU, X.; RYMER, W. Z.; *et al.* "Muscle fatigue increases beta-band coherence between the firing times of simultaneously active motor units in the first dorsal interosseous muscle". **Journal of Neurophysiology**, v. 115, pp. 2830-39, 2016.

MERLETTI, R.; PARKER, P. **Electromyography: Physiology, Engineering, and Non-Invasive Applications**. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2004.

MERLETTI, R.; ROY, S. "Myoelectric and mechanical manifestations of muscle fatigue in voluntary contractions". **Journal of Orthopaedic & Sports Physical Therapy**, v. 24, n. 6, pp. 342-353, 1996.

MIRANDA DE SÁ, A. M. F. L.; DE SEIXAS, J. M.; COSTA JUNIOR, J. D.; *et al.* "A principal component-based algorithm for denoising in single channel data". **Measurement**, v. 60, pp.121-128, 2015.

NATALE, E.; SENNA, I.; BOLOGNINI, N.; *et al.* "Predicting others' intention involves motor resonance: EMG evidence from 6-and 9-month-old infants". **Developmental Cognitive Neuroscience**, v. 7, pp. 23-29, 2014.

PATON, M. E.; BROWN, J. M. M. "An electromyographic analysis of functional-differentiation in human pectoralis major muscle". **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 4, n. 3, pp. 161-169, 1994.

PEREIRA, G. R.; DE OLIVEIRA, L. F.; NADAL, J. "Isometric fatigue patterns in time and time-frequency domains of triceps surae muscle in different knee positions". **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 21, n. 4, pp. 572-578, 2011.

PETROLIS, R.; GINTAUTAS, V.; KRISCIUKAITIS, A. "Multistage principal component analysis based method for abdominal ECG decomposition". **Physiological Measurement**, v. 36, n. 2, pp. 329-340, 2015.

RACHWANI, J.; SANTAMARIA, V.; SAAVEDRA, S. L.; *et al.* "The Development of Trunk Control and its Relation to Reaching in Infancy: A Longitudinal Study". **Frontiers in Human Neuroscience**, v. 9, 2015.

REDFERN, M. S.; HUGHES, R. E.; CHAFFIN, D. B. "High-pass filtering to remove electrocardiographic interference from torso emg recordings". **Clinical Biomechanics**, v. 8, n. 1, pp. 44-48, 1993.

RHOU, B.; SAWAN, M.; DÉSILETS, T.; *et al.* "Real-time filtering technique to remove ECG interference from recorded esophageal EMG". **Biomedical Circuits and Systems Conference**,. BioCAS 2008. IEEE, pp.21-24, 2008

RINGHEIM, I.; INDAHL, A.; ROELEVELD, K. "Alternating activation is related to fatigue in lumbar muscles during sustained sitting". **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 24, n. 3, pp. 380-386, 2014.

ROH, J.; RYMER, W. Z.; BEER, R. F. "Evidence for altered upper extremity muscle synergies in chronic stroke survivors with mild and moderate impairment". **Frontiers in Human Neuroscience**, v. 9, 2015.

JUAN, J. G. S.; SUPRAK, D. N.; ROACH, S. M.; *et al.* "The effects of exercise type and elbow angle on vertical ground reaction force and muscle activity during a push-up plus exercise". **BMC Musculoskeletal Disorders**, v. 16, n. 1, pp. 1-9, 2015.

SEGIZBAEVA, M. O.; ALEKSANDROVA, N. P. "Inspiratory muscle resistance to fatigue during exercise and simulated airway obstruction". **Human Physiology**, v. 40, n. 6, pp. 683-689, 2014.

SEMMLOW, J. L. **Biosignal and biomedical image processing: MATLAB-based applications**. New York: Marcel Dekker, 2004.

SHANNON, C. E. "A Mathematical Theory of Communication". **Bell System Technical Journal**, v. 27, n. 3, pp. 379-423, 1948.

SILFIES, S. P.; SQUILLANTE, D.; MAURER, P.; *et al.* "Trunk muscle recruitment patterns in specific chronic low back pain populations". **Clinical Biomechanics**, v. 20, n. 5, pp. 465-473, 2005.

SOLOMONOW, M. "Neuromuscular manifestations of viscoelastic tissue degradation following high and low risk repetitive lumbar flexion". **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 22, n. 2, pp. 155-175, 2012.

STAUDENMANN, D.; ROELEVELD, K.; STEGEMAN, D. F.; *et al.* "Methodological aspects of SEMG recordings for force estimation - A tutorial and review". **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 20, pp. 375-387, 2009.

SÖRNMO, S.; LAGUNA, P. **Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications**. 1 edition. Academic Press, 2005.

Taelman, J.; Huffel, S. V.; Spaepen, A. "Wavelet-independent component analysis to remove electrocardiography contamination in surface electromyography". In: **29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society**, pp.682-685, Lyon, 2007

TAKAHASHI, K. Z.; LEWEK, M. D.; SAWICKI, G. S. "A neuromechanics-based powered ankle exoskeleton to assist walking post-stroke: a feasibility study". **Journal of Neuroengineering and Rehabilitation**, v. 12, pp. 12-23, 2015.

TONG, L.; INOUE, Y.; LIU, R. W. "A finite-step global convergence algorithm for the parameter-estimation of multichannel ma processes". **IEEE Transactions on Signal Processing**, v. 40, n. 10, pp. 2547-2558, 1992.

TONG, S.; BEZERIANOS, A.; PAUL, J.; *et al.* "Removal of ECG interference from the EEG recordings in small animals using independent component analysis". **Journal of Neuroscience Methods**, v. 108, n. 1, pp. 11-17, 2001.

TORRES, A.; FIZ, J. A.; JANÉ, R. "Cancellation of cardiac interference in diaphragm EMG signals using an estimate of ECG reference signal". In: **IFMBE Proc. XIII Mediterranean Conference on Medical and Biological Engineering and Computing**. Seville: Springer. v. 41, pp.1000-1004, 2013.

TSAI, T. Y.; LI, J. S.; WANG, S.; *et al.* "Principal component analysis in construction of 3D human knee joint models using a statistical shape model method". **Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering**, v. 18, n. 7, pp. 721-729, 2015.

VAN DAMME, B.; STEVENS, V. K.; VAN TIGGELEN, D. E.; *et al.* "Velocity of isokinetic trunk exercises influences back muscle recruitment patterns in healthy subjects". **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 23, n. 2, pp. 378-386, 2013.

VON LAßBERG, C.; RAPP, W.; KRUG, J. "Patterns of anterior and posterior muscle chain interactions during high performance long-hang elements in gymnastics". **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 24, n. 3, pp. 359-366, 2014.

VON TSCHARNER, V.; ESKOFIER, B.; FEDEROLF, P. "Removal of the electrocardiogram signal from surface EMG recordings using non-linearly scaled wavelets". **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 21, n. 4, pp. 683-688, 2011.

WALLISCH, P.; LUSIGNAN, M.; BENAYOUN, M.; *et al.* **MATLAB for neuroscientists: an introduction to scientific computing in MATLAB** Elsevier Inc, 2008.

WANG, L.; LU, A.; ZHANG, S.; *et al.* "Fatigue-related electromyographic coherence and phase synchronization analysis between antagonistic elbow muscles". **Experimental Brain Research**, v. 233, pp. 971-82, 2015.

WILLIGENBURG, N. W.; DAFFERTSHOFER, A.; KINGMA, I.; *et al.* "Removing ECG contamination from EMG recordings: A comparison of ICA-based and other filtering procedures". **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 22, n. 3, pp. 485-493, 2012.

YE, X.; BECK, T. W.; WAGES, N. P. "Relationship between innervation zone width and mean muscle fiber conduction velocity during a sustained isometric contraction". **Journal of Musculoskeletal & Neuronal Interactions**, v. 15, n. 1, pp. 95-102, 2015.

ZHAN, C. J.; YEUNG, L. F.; YANG, Z. "A wavelet-based adaptive filter for removing ECG interference in EMGdi signals". **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 20, n. 3, pp. 542-549, 2010.

ZHOU, P.; KUIKEN, T. A. "Eliminating cardiac contamination from myoelectric control signals developed by targeted muscle reinnervation". **Physiological Measurement**, v. 27, n. 12, pp. 1311-1327, 2006.

ZHOU, P.; LOCK, B.; KUIKEN, T. A. "Real time ECG artifact removal for myoelectric prosthesis control". **Physiological Measurement**, v. 28, n. 4, pp. 397-413, 2007.

ZIA, A. I.; MUKHOPADHYAY, S. C.; YU, P. L.; *et al.* "Post Annealing Performance Evaluation of Printable Interdigital Capacitive Sensors by Principal Component Analysis". **IEEE Sensors Journal**, v. 15, n. 6, pp. 3110-3118, 2015.

## ANEXO 1

Para demonstrar como é realizada a PCA, considere um vetor aleatório  $\mathbf{x}$  de  $n$  dimensões, com média zero:

$$\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T \quad (1)$$

onde “ $T$ ” sobrescrito representa uma matriz ou vetor transposto. Como a média é zero, o valor esperado de  $\mathbf{x}$  também é zero,  $E[\mathbf{x}] = 0$ . Considerando a projeção de  $\mathbf{x}$  na direção de um vetor unitário  $\mathbf{v}$  com a mesma dimensão de  $\mathbf{x}$ , tem-se:

$$C = \mathbf{x}^T \mathbf{v} = \mathbf{v}^T \mathbf{x} \quad (2)$$

Com a condição que:

$$|\mathbf{v}| = \sqrt{\mathbf{v}^T \mathbf{v}} = 1 \quad (3)$$

Pelo fato do valor esperado de  $\mathbf{x}$  ser zero, então o valor esperado de  $C$  também é zero,  $E[C] = 0$ , e, conseqüentemente, a variância é igual ao seu valor quadrático médio.

$$\begin{aligned} \sigma_c^2 &= E[C^2] = E[(\mathbf{v}^T \mathbf{x})(\mathbf{x}^T \mathbf{v})] = \mathbf{v}^T E[\mathbf{x}\mathbf{x}^T] \mathbf{v} \\ \sigma_c^2 &= \mathbf{v}^T \mathbf{R} \mathbf{v} \end{aligned} \quad (4)$$

$\mathbf{R}$  é uma matriz ( $n \times n$ ) de covariância, simétrica, na qual a diagonal principal contém as variâncias dos elementos do vetor  $\mathbf{x}$ , e os valores fora da diagonal principal são as covariâncias dessas variáveis.

O próximo passo é encontrar os valores de  $\mathbf{v}$  para que a variância seja máxima. Considerando que a variância da projeção  $C$  é uma função de  $\mathbf{v}$ ,  $\sigma_c^2 = \Psi(\mathbf{v}) = \mathbf{v}^T \mathbf{R} \mathbf{v}$  ( $\Psi(\mathbf{v})$  - prova de variância), tem-se que a variância apresenta valores máximos locais quando a derivada parcial de  $\Psi(\mathbf{v})$  em relação ao vetor  $\mathbf{v}$  for igual a zero, ou seja:

$$\frac{\partial \Psi(\mathbf{v})}{\partial \mathbf{v}} = \lim_{\Delta \mathbf{v} \rightarrow 0} \left\{ \frac{(\mathbf{v} + \Delta \mathbf{v})^T \mathbf{R} (\mathbf{v} + \Delta \mathbf{v}) - \mathbf{v}^T \mathbf{R} \mathbf{v}}{\Delta \mathbf{v}} \right\} = 0 \quad (5)$$

Desenvolvendo-se os produtos no numerador de (5), tem-se:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \Psi(\mathbf{v})}{\partial \mathbf{v}} &= \lim_{\Delta \mathbf{v} \rightarrow 0} \left\{ \frac{\mathbf{v}^T \mathbf{R} \mathbf{v} + \mathbf{v}^T \mathbf{R} \Delta \mathbf{v} + (\Delta \mathbf{v})^T \mathbf{R} \mathbf{v} + (\Delta \mathbf{v})^T \mathbf{R} \Delta \mathbf{v} - \mathbf{v}^T \mathbf{R} \mathbf{v}}{\Delta \mathbf{v}} \right\} \\ &= 0 \end{aligned} \quad (6)$$

Desprezando-se o termo infinitesimal de segunda ordem em (6) e lembrando-se que  $\mathbf{v}^T \mathbf{R} \Delta \mathbf{v} = (\Delta \mathbf{v})^T \mathbf{R} \mathbf{v}$ , pois a matriz  $\mathbf{R}$  é simétrica, tem-se que:

$$\frac{\partial \Psi(\mathbf{v})}{\partial \mathbf{v}} = 2 \lim_{\Delta \mathbf{v} \rightarrow 0} \left\{ \frac{(\Delta \mathbf{v})^T \mathbf{R} \mathbf{v}}{\Delta \mathbf{v}} \right\} = 0 \quad (7)$$

Logo:

$$(\Delta \mathbf{v})^T \mathbf{R} \mathbf{v} = 0 \quad (8)$$

A partir da condição (3):

$$\begin{aligned} |\mathbf{v} + \Delta \mathbf{v}| &= 1 \\ (\mathbf{v} + \Delta \mathbf{v})^T (\mathbf{v} + \Delta \mathbf{v}) &= 1 \\ (\Delta \mathbf{v})^T \mathbf{v} &= 0 \end{aligned} \quad (9)$$

Igualando-se as equações (8) e (9), e lembrando que por convenção os elementos de  $\mathbf{v}$  são adimensionais, será necessário acrescentar um fator de escala  $\lambda$  com as mesmas dimensões dos elementos de matriz de correlação  $\mathbf{R}$ . Então:

$$(\Delta \mathbf{v})^T \mathbf{R} \mathbf{v} = \lambda (\Delta \mathbf{v})^T \mathbf{v} \quad (10)$$

Logo, a maior variância da projeção de  $\mathbf{x}$  em direção a um vetor unitário  $\mathbf{v}$  acontece quando este for um autovetor da matriz de covariância  $\mathbf{R}$ . Os autovalores de  $\mathbf{R}$  são representados por  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ . Considerando que os autovalores fiquem em ordem decrescente, ou seja,  $\lambda_1 = \lambda_{\max} > \lambda_2 > \dots > \lambda_n$ , e que os autovetores associados sejam usados para construir uma matriz  $\mathbf{V}$  ( $n \times n$ ), então a equação (10) será representada por:

$$\mathbf{R} \mathbf{V} = \mathbf{V} \mathbf{\Lambda} \quad (11)$$

sendo  $\mathbf{V}$  uma matriz ortonormal, cujas colunas são os autovetores da matriz  $\mathbf{R}$ , e  $\mathbf{\Lambda}$  é uma matriz diagonal contendo os autovalores da matriz  $\mathbf{R}$ . Multiplicando-se ambos os lados de (11) por  $\mathbf{V}^T$ , tem-se:

$$\mathbf{V}^T \mathbf{R} \mathbf{V} = \mathbf{\Lambda} \quad (12)$$

Esta relação é encontrada uma vez que  $\mathbf{V}$  é ortonormal e, portanto,  $\mathbf{V}^T \mathbf{V} = \mathbf{I}$  (onde  $\mathbf{I}$  é uma matriz identidade), o que implica  $\mathbf{V}^T = \mathbf{V}^{-1}$ .

Igualando-se os traços (soma dos elementos da diagonal principal) das matrizes do lado esquerdo e direito de (12) e lembrando-se da relação  $tr(\mathbf{V}^{-1}\mathbf{R}\mathbf{V}) = tr(\mathbf{R})$ , tem-se que:

$$\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_n = \sigma_{11} + \sigma_{22} + \dots + \sigma_{nn} \quad (13)$$

Os autovetores e autovalores podem ser obtidos a partir da equação característica:

$$\det|\mathbf{R} - \lambda\mathbf{I}| = 0 \quad (14)$$

Da equação (2) segue-se:

$$c_j = \mathbf{x}^T \mathbf{v}_j = \mathbf{v}_j^T \mathbf{x} \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (15)$$

Onde  $c_j$  são os componentes principais.

$$\begin{aligned} c_1 &= v_{11}x_1 + v_{12}x_2 + \dots + v_{1n}x_n \\ c_2 &= v_{21}x_1 + v_{22}x_2 + \dots + v_{2n}x_n \\ &\vdots \\ c_n &= v_{n1}x_1 + v_{n2}x_2 + \dots + v_{nn}x_n \end{aligned} \quad (16)$$

## ANEXO 2

Um simples modelo de um sinal  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^N$  é representado como uma superposição linear de vetores:

$$\mathbf{x} = \sum_i s_i \mathbf{a}_i \quad (1)$$

De forma matricial temos  $\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{s}$ . A equação inversa é definida como  $\mathbf{s} = \mathbf{W}\mathbf{x}$ , sendo  $\mathbf{W} = \mathbf{A}^{-1}$ .

O modelo pode ser aplicado a uma série temporal escalar quebrando-a em sequências de blocos de comprimento  $N$  e tratados como vetores observados:

$$\mathbf{x}[n] = [x[nN], \dots, x[n(N-1) + 1]]^T \quad (2)$$

Sendo  $n$  o número de blocos.

Na ICA padrão, cada fonte é obtida através dos pares da matriz de mistura estimada e da inversa estimada:

$$\mathbf{x}_s^{(i)} = \mathbf{A}_{(:,i)} \mathbf{W}_{(i,:)} \mathbf{x} \quad (3)$$

Onde  $\mathbf{x}_s^{(i)}$  é a  $i$ -ésima fonte no domínio da observação. Uma boa maneira de mapear as fontes de volta ao domínio da observação é ter uma decomposição de reconstrução perfeita:

$$\mathbf{x} = \sum_i \mathbf{x}_s^{(i)} \quad (4)$$

Aplicando a equação (3) nos blocos da serie temporal definida em (4) tem-se:

$$x_s^{(i)}[nN - k + 1] = A_{(k,i)} \sum_{j=1}^N W_{(i,j)} x[nN - j + 1] \quad (5)$$

A reconstrução das fontes depende do alinhamento dos blocos com os dados. Para que se obtenha invariância de deslocamento (fase zero) nos alinhamentos é necessário realizar um “*cycle-spinning*”:

$$x_s^{(i)}[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N A_{(k,i)} \sum_{j=1}^N W_{(i,j)} x[n-j+k] \quad (6)$$

$$x_s^{(i)}[n] = \frac{1}{N} a_i[-n] * w_i[n] * x[n]$$

Sendo  $a_i[n]$  associando com as colunas de  $A_{(:,i)}$  e  $w_i[n]$  associando com as linhas de  $W_{(i,:)}$ .  
Em outras palavras a estimativa é um filtro.

### ANEXO 3

O primeiro passo no SOBI é o branqueamento dos dados, que pode ser realizado com uma matriz de branqueamento  $\mathbf{B}$ :

$$\mathbf{z}[n] = \mathbf{B}\mathbf{x}[n] = \mathbf{B}[\mathbf{A}\mathbf{s}[n] + \mathbf{n}[n]] = \mathbf{U}\mathbf{s}[n] + \mathbf{B}\mathbf{n}[n] \quad (1)$$

$$\mathbf{B}\mathbf{A} = \mathbf{U} \quad \mathbf{A} = \mathbf{B}^\# \mathbf{U} \quad (2)$$

# indica pseudo-inversa de Moore-Penrose (BELOUCHRANI *et al.*, 1997).

Mesmo encontrando a matriz de branqueamento, ainda pode haver indeterminação em um fator unitário  $\mathbf{U}$  da matriz de mistura  $\mathbf{A}$ .

O fator unitário pode ser obtido a partir de uma matriz unitária de diagonalização da matriz de covariância branqueada com atraso  $\tau$  definida como:

$$\forall \tau \neq 0 \quad \mathbf{R}[\tau] = \mathbf{B}\mathbf{R}[\tau]\mathbf{B}^T \quad (3)$$

Lembrando que:

$$\mathbf{R}[0] = E[\mathbf{x}[n]\mathbf{x}^*[n]] = \mathbf{A}\mathbf{R}_s[0]\mathbf{A}^T + \sigma^2\mathbf{I} \quad (4)$$

$$\mathbf{R}[\tau] = E[\mathbf{x}[n+\tau]\mathbf{x}^*[n]] = \mathbf{A}\mathbf{R}_s[\tau]\mathbf{A}^T \quad \tau \neq 0 \quad (5)$$

sendo  $\mathbf{R}_s$  uma diagonal.

O próximo passo é a diagonalização conjunta das matrizes de covariância. Inicia-se pela diagonalização de uma matriz Hermitiana  $\mathbf{M}$  que pode ser entendida como uma minimização sob transformação unitária da soma do módulo quadrado de todos os termos fora da diagonal (*off*):

$$\mathbf{off}(\mathbf{M}) = \sum_{1 \leq i \neq j \leq n} |M_{ij}|^2 \quad (6)$$

Considerando um grupo  $\mathbf{M} = \{\mathbf{M}_1, \mathbf{M}_2, \dots, \mathbf{M}_K\}$  de  $K$  matrizes, o critério de diagonalização conjunta é definido por:

$$\mathcal{C}(\mathbf{M}, \mathbf{U}) = \sum_{k=1, K} \mathbf{off}(\mathbf{U}^T \mathbf{M}_k \mathbf{U}) \quad (7)$$

sendo  $\mathbf{U} = [u_1, u_2, \dots, u_n]$  um grupo de matrizes unitárias.

# ANEXO 4

		Frequência Mediana											
		Coeficiente angular				R2				valor p			
		EMG	ICA	BW	TS	EMG	ICA	BW	TS	EMG	ICA	BW	TS
GRAV1	1	-0,01	-0,43	-0,23	-0,44	0,00	0,15	0,10	0,15	0,96	0,27	0,37	0,27
	2	-0,01	-0,01	0,25	-0,03	0,00	0,00	0,06	0,00	0,97	0,96	0,51	0,90
	3	-0,82	-0,47	-0,46	-0,43	0,18	0,20	0,08	0,17	0,22	0,19	0,43	0,24
	4	-0,89	-1,27	-1,04	-1,28	0,31	0,70	0,64	0,66	0,09	0,00	0,01	0,00
	5	0,11	-0,27	-0,23	-0,25	0,01	0,10	0,22	0,08	0,74	0,38	0,18	0,43
	6	-0,57	-1,98	-2,06	-2,02	0,18	0,42	0,47	0,43	0,23	0,04	0,03	0,04
	7	0,00	-0,15	-0,17	-0,22	0,00	0,03	0,05	0,06	0,99	0,63	0,55	0,48
	8	-0,15	0,27	-0,20	0,43	0,02	0,05	0,02	0,12	0,70	0,55	0,71	0,33
	9	-0,97	-1,49	-2,52	-1,53	0,39	0,76	0,73	0,55	0,05	0,00	0,00	0,01
	10	0,17	0,14	0,37	0,16	0,09	0,14	0,58	0,10	0,39	0,28	0,01	0,37
	11	-0,47	0,17	0,07	0,22	0,02	0,02	0,00	0,03	0,66	0,72	0,90	0,63
GRAV2	1	-0,01	0,67	0,38	0,67	0,00	0,40	0,24	0,39	0,95	0,05	0,15	0,05
	2	-0,31	3,21	4,26	3,35	0,25	0,51	0,62	0,50	0,14	0,02	0,01	0,02
	3	-0,06	-0,90	-1,08	-0,92	0,01	0,87	0,82	0,86	0,75	0,00	0,00	0,00
	4	-0,29	-2,09	-1,90	-2,01	0,06	0,79	0,76	0,82	0,50	0,00	0,00	0,00
	5	-0,22	-0,47	-0,23	-0,42	0,24	0,59	0,27	0,68	0,15	0,01	0,13	0,00
	6	8,97	10,09	9,73	10,06	0,86	0,85	0,86	0,84	0,00	0,00	0,00	0,00
	7	1,08	1,15	0,24	1,16	0,73	0,76	0,76	0,76	0,00	0,00	0,17	0,00
	8	-1,25	-0,60	-0,17	-0,62	0,67	0,68	0,29	0,71	0,00	0,00	0,11	0,00
	9	-0,92	-0,88	-0,37	-0,88	0,83	0,70	0,32	0,73	0,00	0,00	0,09	0,00
	10	0,20	0,03	0,17	-0,05	0,22	0,00	0,08	0,00	0,18	0,90	0,42	0,85
	11	0,36	-0,74	-0,62	-0,76	0,30	0,12	0,03	0,12	0,10	0,34	0,61	0,34
SUB10	1	-0,58	-1,18	-0,92	-1,31	0,56	0,74	0,78	0,78	0,01	0,00	0,00	0,00
	2	-0,86	-0,81	-1,02	-1,01	0,77	0,77	0,50	0,68	0,00	0,00	0,02	0,00
	3	0,22	-0,55	-0,22	-0,60	0,19	0,33	0,05	0,33	0,21	0,09	0,52	0,08
	4	-1,46	-1,91	-2,35	-2,11	0,84	0,88	0,74	0,93	0,00	0,00	0,00	0,00
	5	-0,55	-0,68	-0,27	-0,74	0,68	0,72	0,35	0,73	0,00	0,00	0,07	0,00
	6	-0,46	-0,54	0,10	-0,46	0,54	0,65	0,01	0,57	0,01	0,00	0,76	0,01
	7	0,15	-0,70	-0,49	-0,73	0,11	0,72	0,54	0,74	0,35	0,00	0,02	0,00
	8	-0,29	-0,75	-0,72	-0,84	0,25	0,59	0,77	0,62	0,14	0,01	0,00	0,01
	9	-0,42	-0,42	-0,32	-0,42	0,40	0,40	0,40	0,45	0,05	0,05	0,05	0,03
	10	-0,77	-1,28	-1,26	-1,27	0,89	0,92	0,89	0,88	0,00	0,00	0,00	0,00
	11	-0,75	-0,75	-0,60	-1,17	0,64	0,64	0,73	0,87	0,01	0,01	0,00	0,00
SUB20	1	-1,41	-1,54	-2,16	-1,80	0,92	0,94	0,88	0,90	0,00	0,00	0,00	0,00
	2	-0,98	-0,95	-1,06	-0,92	0,79	0,79	0,68	0,78	0,00	0,00	0,00	0,00
	3	0,23	-0,47	0,67	-0,49	0,20	0,43	0,55	0,42	0,20	0,04	0,01	0,04
	4	-1,18	-1,41	-2,02	-1,58	0,81	0,88	0,90	0,91	0,00	0,00	0,00	0,00
	5	-0,75	-0,78	-0,46	-0,63	0,75	0,75	0,34	0,55	0,00	0,00	0,08	0,01
	6	0,02	0,04	-0,04	0,09	0,01	0,04	0,01	0,11	0,77	0,56	0,82	0,35
	7	0,80	-0,29	0,20	-0,36	0,36	0,07	0,03	0,09	0,07	0,48	0,64	0,40
	8	0,33	0,05	0,38	0,20	0,08	0,00	0,12	0,03	0,44	0,90	0,33	0,65
	9	-0,82	-0,82	-0,64	-0,83	0,74	0,74	0,64	0,74	0,00	0,00	0,01	0,00
	10	-1,27	-1,49	-1,11	-1,26	0,92	0,93	0,90	0,90	0,00	0,00	0,00	0,00
	11	-0,94	-0,94	-0,31	-1,05	0,74	0,74	0,45	0,78	0,00	0,00	0,03	0,00
SUB30	1	-1,72	-2,10	-2,71	-1,67	0,94	0,97	0,97	0,92	0,00	0,00	0,00	0,00
	2	-0,60	-0,60	-0,75	-0,55	0,37	0,37	0,30	0,29	0,06	0,06	0,10	0,11
	3	0,23	-0,17	0,26	-0,22	0,15	0,19	0,07	0,36	0,27	0,21	0,45	0,07
	4	-0,53	-0,73	-0,82	-0,62	0,66	0,70	0,82	0,62	0,00	0,00	0,00	0,01
	5	-1,13	-1,17	-1,01	-1,09	0,83	0,83	0,82	0,75	0,00	0,00	0,00	0,00
	6	-0,61	-0,51	-1,41	-0,57	0,52	0,51	0,77	0,61	0,02	0,02	0,00	0,01
	7	-0,09	-0,78	-0,64	-0,77	0,03	0,66	0,43	0,63	0,64	0,00	0,04	0,01
	8	-0,41	-0,42	-0,31	-0,36	0,10	0,11	0,09	0,11	0,38	0,36	0,41	0,34
	9	-0,49	-0,54	-0,35	-0,52	0,30	0,35	0,29	0,32	0,10	0,07	0,11	0,09
	10	-1,21	-1,20	-1,61	-1,13	0,94	0,95	0,92	0,92	0,00	0,00	0,00	0,00
	11	-0,61	-0,61	-0,61	-0,85	0,75	0,75	0,57	0,83	0,00	0,00	0,01	0,00
SUB40	1	-1,35	-1,35	-2,18	-1,15	0,93	0,93	0,87	0,88	0,00	0,00	0,00	0,00
	2	-0,55	-0,55	-0,18	-0,54	0,67	0,67	0,11	0,73	0,00	0,00	0,34	0,00
	3	-0,15	-0,90	-0,65	-0,89	0,04	0,64	0,37	0,67	0,57	0,01	0,06	0,00
	4	-1,29	-1,27	-1,16	-1,28	0,74	0,74	0,76	0,73	0,00	0,00	0,00	0,00
	5	-0,94	-0,94	-1,16	-0,90	0,78	0,78	0,76	0,76	0,00	0,00	0,00	0,00
	6	-0,86	-0,84	-1,22	-0,76	0,79	0,82	0,75	0,82	0,00	0,00	0,00	0,00
	7	-0,28	-0,89	-0,94	-0,84	0,28	0,77	0,80	0,70	0,11	0,00	0,00	0,00
	8	-2,55	-2,49	-2,09	-2,25	0,94	0,94	0,97	0,94	0,00	0,00	0,00	0,00
	9	-0,60	-0,57	0,07	-0,64	0,54	0,51	0,02	0,49	0,01	0,02	0,73	0,02
	10	-1,66	-1,81	-1,60	-1,61	0,94	0,96	0,87	0,93	0,00	0,00	0,00	0,00
	11	-0,97	-0,97	-0,65	-0,89	0,54	0,54	0,30	0,55	0,01	0,01	0,10	0,01
SUB50	1	-1,15	-1,15	-1,75	-1,05	0,89	0,89	0,95	0,85	0,00	0,00	0,00	0,00
	2	-0,55	-0,55	0,65	-0,39	0,60	0,60	0,46	0,37	0,01	0,01	0,03	0,06
	3	-1,79	-1,79	-1,38	-1,64	0,89	0,89	0,90	0,85	0,00	0,00	0,00	0,00
	4	-1,13	-1,13	-1,60	-1,18	0,86	0,88	0,86	0,86	0,00	0,00	0,00	0,00
	5	-0,39	-0,40	-1,06	-0,40	0,65	0,70	0,82	0,73	0,00	0,00	0,00	0,00
	6	-2,05	-2,40	-2,64	-2,26	0,86	0,87	0,84	0,82	0,00	0,00	0,00	0,00
	7	-1,79	-1,79	-1,71	-1,69	0,85	0,85	0,84	0,86	0,00	0,00	0,00	0,00
	8	-0,82	-0,82	1,19	-0,87	0,22	0,22	0,11	0,24	0,17	0,17	0,34	0,15
	9	-1,14	-1,14	-1,19	-0,95	0,89	0,89	0,55	0,79	0,00	0,00	0,01	0,00
	10	-1,72	-1,72	-1,72	-1,65	0,79	0,79	0,78	0,76	0,00	0,00	0,00	0,00

**Entropia**

		Coeficiente angular				R2			valor p				
		EMG	ICA	BW	TS	EMG	ICA	BW	TS	EMG	ICA	BW	TS
GRAV1	1	0,00	0,00	0,00	0,00	0,07	0,02	0,08	0,01	0,45	0,72	0,42	0,78
	2	0,01	0,00	0,01	0,01	0,25	0,07	0,41	0,14	0,14	0,46	0,04	0,29
	3	-0,02	0,00	0,00	0,00	0,44	0,01	0,05	0,00	0,04	0,79	0,52	0,94
	4	0,01	0,01	0,01	0,00	0,24	0,19	0,09	0,01	0,15	0,21	0,41	0,83
	5	0,01	0,01	0,01	0,01	0,43	0,43	0,16	0,46	0,04	0,04	0,25	0,03
	6	0,03	0,01	0,02	0,01	0,67	0,23	0,51	0,25	0,00	0,16	0,02	0,14
	7	0,00	0,00	-0,01	0,00	0,03	0,00	0,23	0,00	0,66	0,92	0,17	0,91
	8	0,00	0,01	0,01	0,01	0,08	0,09	0,14	0,09	0,42	0,41	0,29	0,40
	9	0,01	0,00	-0,01	-0,01	0,04	0,00	0,01	0,01	0,58	0,92	0,81	0,80
	10	0,02	0,00	0,01	0,01	0,44	0,01	0,07	0,07	0,04	0,79	0,45	0,46
	11	0,00	0,00	0,00	0,00	0,04	0,01	0,07	0,07	0,59	0,84	0,45	0,46
GRAV2	1	-0,01	0,00	0,00	0,00	0,12	0,25	0,13	0,26	0,32	0,14	0,31	0,14
	2	-0,04	0,00	0,00	0,01	0,54	0,38	0,16	0,51	0,02	0,06	0,25	0,02
	3	0,02	0,01	0,02	0,01	0,68	0,70	0,69	0,69	0,00	0,00	0,00	0,00
	4	0,02	0,00	0,01	0,00	0,42	0,00	0,13	0,00	0,04	0,86	0,31	0,86
	5	0,01	0,00	0,00	0,00	0,60	0,20	0,25	0,04	0,01	0,19	0,14	0,60
	6	-0,01	0,00	0,00	0,00	0,53	0,06	0,08	0,08	0,02	0,51	0,43	0,44
	7	0,00	-0,01	0,00	-0,01	0,01	0,70	0,00	0,69	0,83	0,00	0,85	0,00
	8	-0,01	0,00	-0,01	0,00	0,27	0,17	0,20	0,13	0,12	0,24	0,19	0,30
	9	0,00	0,00	-0,01	0,00	0,06	0,03	0,26	0,03	0,48	0,64	0,14	0,62
	10	0,01	0,01	0,01	0,01	0,13	0,24	0,14	0,13	0,30	0,15	0,29	0,30
	11	0,02	0,00	0,00	0,00	0,26	0,00	0,03	0,00	0,13	0,87	0,62	0,91
SUB10	1	0,01	0,00	-0,01	0,00	0,87	0,32	0,46	0,12	0,00	0,09	0,03	0,34
	2	0,00	0,00	-0,01	0,00	0,02	0,24	0,55	0,02	0,67	0,15	0,01	0,71
	3	0,03	0,01	0,02	0,01	0,68	0,43	0,49	0,40	0,00	0,04	0,02	0,05
	4	0,01	-0,01	-0,01	-0,01	0,27	0,51	0,57	0,50	0,12	0,02	0,01	0,02
	5	0,00	0,00	0,00	0,00	0,04	0,00	0,25	0,03	0,58	0,86	0,14	0,64
	6	-0,01	-0,01	-0,02	-0,01	0,64	0,81	0,86	0,73	0,01	0,00	0,00	0,00
	7	0,01	-0,01	-0,01	-0,01	0,75	0,62	0,43	0,62	0,00	0,01	0,04	0,01
	8	0,00	-0,01	-0,01	-0,01	0,03	0,78	0,71	0,58	0,65	0,00	0,00	0,01
	9	-0,01	-0,01	-0,01	-0,01	0,21	0,21	0,41	0,20	0,19	0,19	0,05	0,19
	10	0,02	0,00	0,00	0,00	0,73	0,03	0,17	0,10	0,00	0,66	0,23	0,38
	11	0,01	0,01	-0,01	0,00	0,46	0,46	0,62	0,01	0,03	0,03	0,01	0,81
SUB20	1	0,01	0,01	0,00	0,00	0,77	0,49	0,00	0,16	0,00	0,02	0,97	0,26
	2	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,10	0,35	0,11	0,92	0,38	0,07	0,34
	3	0,03	0,00	0,00	0,00	0,82	0,03	0,04	0,01	0,00	0,65	0,59	0,75
	4	0,00	0,00	-0,02	0,00	0,12	0,11	0,72	0,11	0,33	0,34	0,00	0,34
	5	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01	0,01	0,01	0,08	0,81	0,80	0,82	0,42
	6	-0,01	-0,01	-0,02	-0,01	0,59	0,54	0,68	0,49	0,01	0,02	0,00	0,02
	7	0,01	-0,02	-0,03	-0,02	0,52	0,64	0,58	0,66	0,02	0,01	0,01	0,00
	8	-0,02	-0,02	-0,04	-0,02	0,59	0,64	0,74	0,67	0,01	0,01	0,00	0,00
	9	-0,01	-0,01	-0,02	-0,01	0,34	0,34	0,68	0,47	0,08	0,08	0,00	0,03
	10	0,00	0,00	-0,01	0,00	0,17	0,01	0,72	0,02	0,24	0,79	0,00	0,67
	11	0,00	0,00	-0,01	0,00	0,20	0,20	0,55	0,00	0,19	0,19	0,01	0,96
SUB30	1	0,01	0,01	0,00	0,02	0,44	0,28	0,06	0,54	0,04	0,11	0,51	0,02
	2	0,02	0,02	0,01	0,02	0,78	0,78	0,23	0,79	0,00	0,00	0,16	0,00
	3	0,02	0,00	0,00	0,00	0,69	0,34	0,08	0,36	0,00	0,08	0,42	0,07
	4	-0,01	-0,01	-0,01	-0,01	0,18	0,21	0,43	0,24	0,22	0,19	0,04	0,15
	5	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,05	0,04	0,91	0,92	0,53	0,57
	6	0,00	0,00	-0,01	0,00	0,02	0,00	0,28	0,05	0,70	0,92	0,12	0,54
	7	0,00	-0,01	-0,02	-0,01	0,08	0,66	0,76	0,56	0,44	0,00	0,00	0,01
	8	0,00	0,00	0,00	0,00	0,06	0,07	0,06	0,11	0,48	0,47	0,49	0,35
	9	0,01	0,02	0,01	0,02	0,47	0,48	0,25	0,50	0,03	0,03	0,14	0,02
	10	0,01	0,01	0,00	0,00	0,45	0,25	0,02	0,00	0,03	0,14	0,73	0,95
	11	0,01	0,01	0,00	0,00	0,51	0,51	0,02	0,06	0,02	0,02	0,68	0,48
SUB40	1	0,01	0,01	0,01	0,01	0,41	0,41	0,46	0,52	0,05	0,05	0,03	0,02
	2	0,01	0,01	0,01	0,01	0,48	0,48	0,46	0,50	0,03	0,03	0,03	0,02
	3	0,02	0,00	-0,01	0,00	0,74	0,05	0,37	0,08	0,00	0,53	0,06	0,42
	4	0,00	0,00	-0,01	0,00	0,01	0,03	0,14	0,01	0,74	0,65	0,28	0,82
	5	0,00	0,00	0,01	0,00	0,10	0,09	0,24	0,07	0,37	0,39	0,15	0,46
	6	0,01	0,00	0,00	0,00	0,19	0,15	0,03	0,16	0,20	0,28	0,61	0,25
	7	0,02	0,00	0,00	0,00	0,65	0,02	0,08	0,03	0,00	0,67	0,42	0,64
	8	0,01	0,01	0,01	0,01	0,21	0,30	0,33	0,29	0,18	0,10	0,08	0,11
	9	0,01	0,01	0,00	0,01	0,23	0,20	0,02	0,18	0,16	0,20	0,73	0,22
	10	0,01	0,00	-0,01	0,00	0,42	0,13	0,16	0,15	0,04	0,31	0,26	0,27
	11	0,00	0,00	-0,01	0,00	0,01	0,01	0,16	0,00	0,79	0,79	0,25	0,93
SUB50	1	0,01	0,01	0,01	0,00	0,21	0,21	0,26	0,17	0,18	0,18	0,13	0,23
	2	0,02	0,02	0,00	0,01	0,42	0,42	0,03	0,30	0,04	0,04	0,62	0,10
	3	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01	0,01	0,13	0,18	0,80	0,80	0,31	0,22
	4	0,02	0,02	0,02	0,02	0,84	0,84	0,57	0,87	0,00	0,00	0,01	0,00
	5	0,03	0,03	0,02	0,03	0,79	0,80	0,86	0,80	0,00	0,00	0,00	0,00
	6	0,01	0,00	0,00	0,01	0,17	0,12	0,05	0,22	0,23	0,33	0,52	0,17
	7	0,00	0,00	0,00	0,00	0,08	0,08	0,01	0,05	0,42	0,42	0,82	0,52
	8	-0,02	-0,02	-0,02	-0,02	0,18	0,18	0,31	0,18	0,23	0,22	0,10	0,23
	9	0,01	0,01	0,01	0,01	0,29	0,29	0,33	0,19	0,11	0,11	0,08	0,21
	10	0,00	0,00	0,00	0,00	0,04	0,04	0,06	0,03	0,60	0,60	0,51	0,62

Velocidade de Condução

		Coeficiente angular				R2			valor p				
		EMG	ICA	BW	TS	EMG	ICA	BW	TS	EMG	ICA	BW	TS
GRAV1	1	-0.01	0.00	0.03	0.00	0.06	0.00	0.17	0.01	0.48	0.93	0.24	0.82
	2	-0.01	-0.03	-0.05	-0.05	0.03	0.45	0.48	0.49	0.61	0.03	0.03	0.02
	3	-0.02	0.01	0.00	0.00	0.04	0.01	0.00	0.00	0.58	0.80	0.95	0.93
	4	0.04	0.02	-0.01	0.00	0.06	0.03	0.03	0.00	0.50	0.63	0.65	0.96
	5	-0.01	-0.01	-0.01	-0.01	0.55	0.68	0.68	0.48	0.01	0.00	0.00	0.03
	6	0.10	0.02	-0.03	0.03	0.27	0.02	0.04	0.02	0.13	0.72	0.60	0.71
	7	0.09	0.02	-0.05	0.09	0.09	0.01	0.23	0.12	0.39	0.74	0.16	0.32
	8	-0.03	0.00	-0.02	-0.02	0.25	0.00	0.22	0.18	0.14	0.93	0.17	0.22
	9	0.00	0.30	0.02	0.00	0.07	0.77	0.40	0.03	0.47	0.00	0.05	0.66
	10	0.00	0.02	0.07	0.04	0.00	0.27	0.44	0.40	0.97	0.12	0.04	0.05
	11	0.03	-0.01	-0.01	0.00	0.27	0.02	0.07	0.01	0.12	0.71	0.47	0.84
GRAV2	1	0.02	0.00	0.00	0.01	0.21	0.02	0.01	0.04	0.18	0.67	0.77	0.60
	2	-0.22	-0.14	-0.11	-0.24	0.30	0.27	0.38	0.35	0.10	0.12	0.06	0.07
	3	0.04	-0.03	-0.03	0.03	0.18	0.35	0.40	0.25	0.23	0.07	0.05	0.14
	4	0.09	0.06	0.06	0.05	0.49	0.65	0.71	0.36	0.02	0.00	0.00	0.07
	5	-0.04	-0.03	-0.04	-0.04	0.59	0.60	0.61	0.61	0.01	0.01	0.01	0.01
	6	0.30	0.27	0.34	0.39	0.69	0.54	0.55	0.59	0.00	0.02	0.01	0.01
	7	0.07	0.11	0.12	0.11	0.71	0.83	0.83	0.77	0.00	0.00	0.00	0.00
	8	0.01	0.01	0.01	0.01	0.20	0.18	0.21	0.16	0.19	0.22	0.18	0.26
	9	-0.02	0.35	-0.07	-0.10	0.02	0.88	0.41	0.55	0.72	0.00	0.04	0.01
	10	-0.15	-0.09	-0.06	-0.10	0.76	0.52	0.43	0.44	0.00	0.02	0.04	0.04
	11	-0.06	-0.04	-0.04	-0.06	0.41	0.25	0.80	0.69	0.05	0.15	0.00	0.00
SUB10	1	0.06	0.10	0.07	0.06	0.44	0.75	0.67	0.47	0.04	0.00	0.00	0.03
	2	-0.05	-0.03	-0.05	-0.04	0.83	0.72	0.90	0.28	0.00	0.00	0.00	0.12
	3	-0.12	-0.01	-0.03	-0.05	0.89	0.06	0.21	0.49	0.00	0.50	0.18	0.03
	4	0.04	0.06	0.04	0.06	0.39	0.52	0.45	0.45	0.05	0.02	0.03	0.03
	5	-0.04	-0.04	-0.04	-0.04	0.93	0.93	0.90	0.90	0.00	0.00	0.00	0.00
	6	0.01	0.00	0.06	-0.05	0.01	0.00	0.22	0.33	0.81	0.97	0.17	0.08
	7	-0.02	-0.02	-0.02	-0.03	0.12	0.13	0.19	0.28	0.33	0.32	0.21	0.11
	8	0.02	0.02	0.01	0.02	0.40	0.40	0.16	0.25	0.05	0.05	0.25	0.14
	9	-0.17	-0.01	-0.14	-0.16	0.44	0.02	0.41	0.41	0.04	0.70	0.04	0.05
	10	-0.04	-0.03	-0.02	-0.02	0.81	0.70	0.51	0.24	0.00	0.00	0.02	0.15
	11	-0.01	-0.01	-0.01	-0.03	0.25	0.21	0.27	0.48	0.14	0.18	0.12	0.03
SUB20	1	0.07	0.08	0.08	0.10	0.18	0.19	0.18	0.27	0.22	0.21	0.22	0.13
	2	-0.05	-0.05	-0.06	-0.05	0.80	0.83	0.89	0.66	0.00	0.00	0.00	0.00
	3	0.06	0.08	0.06	0.07	0.60	0.56	0.59	0.75	0.01	0.01	0.01	0.00
	4	0.13	0.17	0.14	0.14	0.69	0.74	0.71	0.68	0.00	0.00	0.00	0.00
	5	-0.02	-0.02	-0.02	-0.03	0.66	0.67	0.64	0.66	0.00	0.00	0.01	0.00
	6	-0.05	-0.03	-0.11	-0.04	0.04	0.01	0.52	0.02	0.59	0.75	0.02	0.68
	7	0.06	0.06	0.06	0.06	0.48	0.51	0.41	0.49	0.03	0.02	0.04	0.02
	8	0.01	0.01	0.01	0.00	0.29	0.26	0.19	0.00	0.11	0.14	0.21	0.85
	9	0.06	-0.64	0.22	-0.54	0.07	0.50	0.37	0.31	0.46	0.02	0.06	0.10
	10	-0.05	-0.04	-0.03	-0.05	0.88	0.84	0.61	0.46	0.00	0.00	0.01	0.03
	11	0.01	0.01	0.01	0.01	0.10	0.17	0.10	0.17	0.37	0.24	0.37	0.24
SUB30	1	0.11	0.15	0.16	-0.14	0.18	0.27	0.32	0.78	0.22	0.13	0.09	0.00
	2	0.12	0.09	0.04	0.12	0.28	0.16	0.04	0.30	0.12	0.25	0.58	0.10
	3	-0.01	0.04	0.04	0.01	0.02	0.28	0.34	0.03	0.72	0.12	0.08	0.63
	4	0.05	0.06	0.05	0.07	0.47	0.47	0.42	0.45	0.03	0.03	0.04	0.03
	5	-0.03	-0.03	-0.03	-0.03	0.85	0.84	0.81	0.77	0.00	0.00	0.00	0.00
	6	-0.18	-0.16	-0.16	-0.14	0.63	0.64	0.90	0.58	0.01	0.01	0.00	0.01
	7	-0.03	-0.03	-0.03	-0.03	0.50	0.43	0.58	0.56	0.02	0.04	0.01	0.01
	8	-0.02	-0.02	-0.02	-0.02	0.21	0.24	0.33	0.23	0.18	0.15	0.08	0.16
	9	-0.03	-0.04	4.04	-0.25	0.08	0.13	0.69	0.91	0.42	0.32	0.00	0.00
	10	-0.04	-0.04	-0.04	-0.05	0.93	0.91	0.90	0.81	0.00	0.00	0.00	0.00
	11	0.02	0.03	0.02	0.03	0.43	0.51	0.42	0.56	0.04	0.02	0.04	0.01
SUB40	1	0.11	0.15	0.16	-0.14	0.18	0.27	0.32	0.78	0.22	0.13	0.09	0.00
	2	0.12	0.09	0.04	0.12	0.28	0.16	0.04	0.30	0.12	0.25	0.58	0.10
	3	-0.01	0.04	0.04	0.01	0.02	0.28	0.34	0.03	0.72	0.12	0.08	0.63
	4	0.05	0.06	0.05	0.07	0.47	0.47	0.42	0.45	0.03	0.03	0.04	0.03
	5	-0.03	-0.03	-0.03	-0.03	0.85	0.84	0.81	0.77	0.00	0.00	0.00	0.00
	6	-0.18	-0.16	-0.16	-0.14	0.63	0.64	0.90	0.58	0.01	0.01	0.00	0.01
	7	-0.03	-0.03	-0.03	-0.03	0.50	0.43	0.58	0.56	0.02	0.04	0.01	0.01
	8	-0.02	-0.02	-0.02	-0.02	0.21	0.24	0.33	0.23	0.18	0.15	0.08	0.16
	9	-0.03	-0.04	4.04	-0.25	0.08	0.13	0.69	0.91	0.42	0.32	0.00	0.00
	10	-0.04	-0.04	-0.04	-0.05	0.93	0.91	0.90	0.81	0.00	0.00	0.00	0.00
	11	0.02	0.03	0.02	0.03	0.43	0.51	0.42	0.56	0.04	0.02	0.04	0.01
SUB50	1	-0.18	-0.18	-0.18	-0.05	0.89	0.86	0.80	0.08	0.00	0.00	0.00	0.42
	2	-0.12	-0.12	-0.11	-0.13	0.93	0.93	0.93	0.92	0.00	0.00	0.00	0.00
	3	-0.08	-0.08	-0.08	-0.12	0.72	0.74	0.74	0.75	0.00	0.00	0.00	0.00
	4	-0.06	-0.06	-0.06	-0.06	0.98	0.98	0.98	0.98	0.00	0.00	0.00	0.00
	5	0.00	-0.20	-0.60	-0.08	0.00	0.31	0.85	0.34	0.97	0.09	0.00	0.08
	6	-0.08	-0.08	-0.08	-0.09	0.82	0.84	0.88	0.88	0.00	0.00	0.00	0.00
	7	0.10	0.10	0.05	0.07	0.50	0.48	0.24	0.27	0.02	0.03	0.15	0.13
	8	-0.44	-0.45	-0.39	-0.44	0.46	0.48	0.36	0.46	0.03	0.03	0.06	0.03
	9	-0.03	-0.03	-0.03	-0.08	0.66	0.65	0.80	0.61	0.00	0.00	0.00	0.01
	10	-0.06	-0.06	-0.06	-0.09	0.70	0.70	0.70	0.77	0.00	0.00	0.00	0.00

## Apêndice

Trabalhos publicados em anais de congressos:

### **“Independent Component Analysis for Reducing Electrocardiographic Interference in the Multichannel Electromyogram”**

J. D. Costa Junior, J. M. de Seixas, J. Nadal, A. M. F. L. Miranda de Sá

5th European Conference of the International Federation for Medical and Biological Engineering IFMBE Proceedings v. 37, p. 169-172, (2012) Budapeste – Hungria. (doi 10.1007/978-3-642-23508-5\_45)

The aim of this work was to separate ECG artifacts from surface electromyogram (EMG) signals collected from erector spinae muscles with the blind source separation technique based on independent component analysis (ICA) and to investigate the separation at different interference levels. Using three EMG signals collected above erector spinal muscles from 5 subjects, the proposed method succeeds in separating the sources in both real and simulated signals. However, the ICA is not able to separate the signals when the signal-to-interference ratio is greater than 20 dB.

\*\*\*

### **“Remoção de ECG em sinais eletromiográficos em diferentes níveis de contração muscular”**

J. D. Costa Junior, F. C. Alvim, J. M. de Seixas e A. M. F. L. Miranda de Sá

XXIII Congresso Brasileiro em Engenharia Biomédica, p. 1968-1972, (2012) Porto de Galinhas – Brasil.

Whenever recorded at trunk, electromyographic (EMG) signals are contaminated by electrocardiographic (ECG) signal. In this work, the ECG interference was attenuated using independent component analysis (ICA). The contaminated signals were obtained by simulating mixtures using real signals. The EMG used was in four levels of muscle activation (20, 40, 60 e 80% of maximum voluntary isometric contraction). The simulated mixture (the contaminated EMG) and a low-pass filtered version of it were used as input to the ICA algorithm. The independent component analysis was effective in removing the ECG interference from EMG signals in all levels of muscle activation presented in this work.

\*\*\*

### **“Electromyography of trunk muscles in time frequency domain during core stability exercises”**

Roger Mello, Gustavo Leporace, Glauber Pereira, José Dilermando Costa Junior, Jomilto Praxedes, Jurandir Nadal, Luiz Alberto Batista

30th Annual Conference International Society of Biomechanics in Sports, v. 3, p. 55-58, (2012) Melbourne – Australia.

The aim of this work was to compare the electromyogram (EMG) of trunk muscles, in the time-frequency domain, among core exercises. The EMG of 17 men was recorded by electrodes placed on external oblique (EO), rectus abdominis (RA), lumbar erector spinae (LES) and multifidus (MT) muscles. Short-time Fourier transform was performed and instantaneous median frequency (MedFreq) was calculated and averaged. MedFreq of the EO and RA were significantly higher ( $p < 0.0001$ ) during double leg back bridge exercise. Contrarily, LES and MT showed significant higher ( $p < 0.0001$ ) MedFreq during frontal and left side bridge. Antagonist muscles showed greater MedFreq than agonist muscles. This may be explained by the low-pass filtering effect of the adipose tissue, which could attenuate the increase of high frequencies EMG energy of agonist muscles.

\*\*\*

### **“Independent component analysis to remove ECG interference from single channel electromyographic signal”**

José D. Costa Jr., José M. Seixas, Antonio M.F.L. Miranda de Sá

4th IEEE Biosignals and Biorobotics Conference, p. 1-5, (2013) Rio de Janeiro – Brasil. (doi 10.1109/BRC.2013.6487518)

The electromyogram (EMG) is the signal reflecting the electrical activity from the skeletal muscular tissue and the electrocardiogram (ECG) is signal resulting from the electrical activity of the heart. Trunk EMG signals are often contaminated by the ECG. The ECG removal is a difficult task because there is a spectral overlapping between both ECG and EMG signals. In this work, the ECG interference was attenuated by using independent component analysis (ICA). In order to do that, the contaminated EMG was used together with a low-pass filtered version of it as input to the ICA algorithm. The proposed method was effective in removing the ECG from EMG signals, for both simulated and real signals.

\*\*\*

**“Atenuação do ECG em sinais eletromiográficos: filtro *Butterworth*, modelo de subtração e ICA”**

J. D. Costa Junior, J. M. Seixas e A. M. F. L. Miranda de Sá

XXIV Congresso Brasileiro em Engenharia Biomédica, p. 824-828, (2014) Uberlândia – Brasil.

Whenever collected at the trunk locations, the electromyogram (EMG) suffers from interference of the electrocardiogram (ECG). There are some methods for attenuating the ECG presence. In this work three of such methods have been compared: Butterworth high-pass filter, template subtraction and independent component analysis applied to a single channel. Two muscular activation levels have been assessed, both in low intensity, and during natural and artificial contamination of the EMG. The ECG presence decreases the EMG median frequency of the low muscular contractions in a statistical sense. All methods attenuated the ECG presence; however, the template subtraction better preserved the EMG low frequencies.

\*\*\*

**“Removing electrocardiogram in EMG signals of low intensity”**

J.D. Costa Junior, J.M. de Seixas and A.M.F.L. Miranda de Sá

6th European Conference of the International Federation for Medical and Biological Engineering IFMBE Proceedings v. 45, p. 25-28, (2014) Dubrovnick – Croácia.

Evaluation in low degree of muscular contraction is important to diagnose disorders on nervous system or muscular tissue, and to study the biomechanical behavior of the trunk. The electromyogram (EMG) is frequently contaminated by electrocardiogram (ECG) when recording on trunk muscles. The ECG removing is a problem because there is spectral overlapping of signals. The high-pass filter with 30 Hz cutoff has been considered a good removal technique by literature. However, the EMG information below 30 Hz is lost. In order to solve this problem a template subtraction method is proposed, for which the template is based on the contaminated signal itself. The method presented is compared to high-pass Butterworth filtering. The proposed method has successfully removed the ECG interference and preserved better the EMG information in lower frequencies.

\*\*\*

**“SCICA na redução de interferências eletrocardiográficas em sinais eletromiográficos”**

J. D. Costa Junior, J. M. Seixas e A. M. F. L. Miranda de Sá

XXV Congresso Brasileiro em Engenharia Biomédica, (2016) Foz do Iguaçu – Brasil.

Electrocardiographic interference in electromyographic signals (EMG) can be attenuated by Independent Component Analysis (ICA). Techniques as the SCICA allow an ICA application in single channel analysis. In this work was verified the possibility of use of the SCICA to attenuated electrocardiographic signals (ECG) in single channel of EMG. The results were positive, however more studies are necessary to explore all the capacity of the technique.

Artigo publicado em revista científica:

**“A principal component-based algorithm for denoising in single channel data  
(PCA for denoising in single channel data)”**

Antonio Mauricio F.L. Miranda de Sá, José Manoel de Seixas, José Dilermando Costa Junior, Danton Diego Ferreira, Augusto S. Cerqueira

Measurement; v.60, p.121-128 (2015)

A denoising technique for single channel data is proposed. By assuming the observed signal to be the mixture of two unknown uncorrelated sources, an expression for the principal components (PC) of the set constituted by the signal and its k-sample delayed version is derived. The expression does not require matrix manipulations and may be hence useful when both speed and memory usage are crucial. The second PC was found to be a suitable estimate of one of the sources. Illustrations are provided for a simulated voltage signal corrupted by harmonics and transient disturbances as well as for a real electromyographic signal with electrocardiographic interference. A comparison with a standard, waveletbased method for denoising is also provided.

\*\*\*