



APLICAÇÃO DE TÉCNICAS DE PROCESSAMENTO DE SINAIS
ESTOCÁSTICOS PARA SEPARAR O ELETROCARDIOGRAMA DO
ELETROMIOGRAMA EM REGISTROS NA REGIÃO TORÁCICA

José Dilermando Costa Junior

Dissertação de Mestrado 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 Mestre em Engenharia Biomédica.

Orientadores: Antonio Mauricio Ferreira Leite
Miranda de Sá
Jurandir Nadal

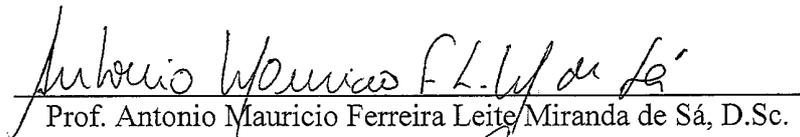
Rio de Janeiro
Março de 2011

APLICAÇÃO DE TÉCNICAS DE PROCESSAMENTO DE SINAIS
ESTOCÁSTICOS PARA SEPARAR O ELETROCARDIOGRAMA DO
ELETROMIOGRAMA EM REGISTROS NA REGIÃO TORÁCICA

José Dilermando Costa Junior

DISSERTAÇÃO 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 MESTRE
EM CIÊNCIAS EM ENGENHARIA BIOMÉDICA.

Examinada por:


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


Prof. Alexandre Visintainer Pino D.Sc.


Prof. Jose Manoel de Seixas, D.Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

MARÇO DE 2011

Costa Junior, José Dilermando

Aplicação de Técnicas de Processamento de Sinais Estocásticos para Separar o Eletrocardiograma do Eletromiograma em Registros na Região Torácica/ José Dilermando Costa Junior. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2011.

XI, 79 p.: il.; 29,7 cm.

Orientadores: Antonio Mauricio Ferreira Leite Miranda de Sá

Jurandir Nadal

Dissertação (mestrado) – UFRJ/ COPPE/ Programa de Engenharia Biomédica, 2011.

Referências Bibliográficas: p. 68-73.

1. Análise de Componentes Independentes. 2. Eletromiografia. 3. Eletrocardiografia. I. Miranda de Sá, Antonio Mauricio Ferreira Leite. II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Biomédica. III. Título.

AGRADECIMENTOS

Aos professores Dr. Antonio Mauricio Ferreira Leite Miranda de Sá e Dr. Jurandir Nadal pela orientação, sem a qual este trabalho não seria possível.

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

A professora Dra. Luci Fuscaldi Teixeira-Salmela por generosamente compartilhar seu banco de dados.

Ao professor Dr. Luis Aureliano Imbiriba Silva pela ajuda na coleta de dados e por permitir o uso dos equipamentos do Laboratório de Biomecânica Muscular.

Aos professores Dr. José Manoel de Seixas e Dr. Alexandre Visintainer Pino, que estiveram na banca de defesa desta dissertação.

Aos voluntários da pesquisa.

Aos meus amigos e aos meus pais.

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

APLICAÇÃO DE TÉCNICAS DE PROCESSAMENTO DE SINAIS
ESTOCÁSTICOS PARA SEPARAR O ELETROCARDIOGRAMA DO
ELETROMIOGRAMA EM REGISTROS NA REGIÃO TORÁCICA

José Dilermando Costa Junior

Março/2011

Orientadores: Antonio Mauricio Ferreira Leite Miranda de Sá
Jurandir Nadal

Programa: Engenharia Biomédica

O objetivo deste trabalho foi remover artefatos eletrocardiográficos (ECG) de sinais eletromiográficos (EMG) dos músculos eretores espinhais utilizando técnicas de separação cega de fontes baseadas na análise de componentes independentes (ICA) e análise de componentes principais (PCA). A ICA foi realizada com o algoritmo FastICA e foram utilizados sinais reais e sinais simulados. O método convencional de ICA separou as fontes nos sinais reais com alto nível de contaminação de ECG e nos sinais simulados com relação sinal/interferência (RSI) menor que 20 dB. Em uma forma alternativa de utilizar a técnica de separação cega de fontes, a qual utiliza apenas um sinal e sua cópia com uma amostra deslocada no tempo como parâmetro de entrada para a ICA e PCA, foi possível reduzir a interferência do ECG em todos os sinais utilizados neste trabalho. A utilização da técnica de ICA e PCA traz benefícios em relação a outras técnicas de remoção do ECG, como filtros passa-altas, subtração e filtro adaptativo, pois é capaz de separar os sinais mesmo com sobreposição espectral e não requer coleta de sinais de referência. Além dos benefícios apresentados pela ICA convencional, a técnica alternativa facilita a prática clínica e reduz custos na coleta de sinais, visto que requer apenas um canal. Logo, as técnicas apresentadas neste trabalho se mostraram promissoras na remoção de artefatos de ECG em sinais EMG. Investigações adicionais são, contudo, ainda necessárias para a validação da metodologia proposta.

Abstract of Dissertation presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science (M.Sc.)

APPLICATION OF PROCESSING TECHNIQUES OF STOCHASTIC SIGNAL TO
SEPARATE THE ELECTROCARDIOGRAM OF THE ELECTROMYOGRAM IN
RECORDS IN THE REGION THORACIC

José Dilermando Costa Junior

March/2011

Advisors: Antonio Mauricio Ferreira Leite Miranda de Sá
Jurandir Nadal

Department: Biomedical Engineering

The aim of this work was to remove ECG artifacts from surface electromyogram (EMG) signals collected from erector spinae muscles with blind source separation techniques based on independent component analysis (ICA) and principal component analysis (PCA). Real and simulated signals were used in this work and the FastICA algorithm was used to perform the ICA. The conventional ICA technique separated the sources in real signals with high levels of ECG contamination and in simulated signals with signal/interference ratio (SIR) less than 20 dB. In an alternative way, by using a single channel of EMG and the same one time-shifted by one sample as input parameters for the ICA and PCA, the interference of ECG was reduced. The ICA technique seems to be more efficient in removing the ECG from EMG than the other methods, such as high-pass filter, subtraction, adaptive filter, etc, because it is able to separate signals with spectral overlap and does not require registration of reference signals. Besides the benefits of the conventional use of ICA, the alternative technique presented in this work can facilitate the clinical practice as well as it reduces the costs in collecting signals, since it requires only one channel. Finally, this work showed that the techniques presented seems to be promising for removing ECG artifacts in EMG signals. However, further investigations are still necessary to prove that the proposed methodology is suitable.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	1
2 REVISÃO DA LITERATURA	10
2.1 ELETROMIOGRAMA	10
2.2 ELETROCARDIOGRAMA.....	13
2.3 MÉTODOS DE REMOÇÃO DO ECG.....	17
2.3.1 Método <i>gating</i>	17
2.3.2 Método de Subtração	18
2.3.3 Filtro passa-altas	19
2.3.4 Análise de Componentes Independentes	20
2.3.5 Filtro adaptativo	20
3. FUNDAMENTOS TEÓRICOS	22
3.1 ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS.....	22
3.2 ANÁLISE DE COMPONENTES INDEPENDENTES	28
3.2.1 Introdução a Análise de Componentes Independentes	28
3.2.2 Algoritmo FastICA	34
3.3 FILTRO ADAPTATIVO.....	35
4 MATERIAIS E MÉTODOS	38
4.1 AMOSTRA	38
4.2 ASPECTOS ÉTICOS	38
4.3 ELETROMIOGRAFO.....	39
4.4 PROCEDIMENTOS	39
4.5 SINAIS.....	42
4.5.1 Sinais Reais	42
4.5.2 Sinais Simulados	44
4.6 ANÁLISE DE RESULTADOS E ESTATÍSTICA	46
4.7 COMPARAÇÃO DE TÉCNICAS	47
5 RESULTADOS	48
6 DISCUSSÃO	60
7 CONCLUSÃO	67
REFERÊNCIAS	68
ANEXO 1	74
APÊNDICE 1	75
APÊNDICE 2	78
APÊNDICE 3	79

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Exemplos de sinais eletromiográficos contaminados pelo eletrocardiograma..	2
Figura 2. Formas de ondas do ECG.....	16
Figura 3. Sinal exemplificando um trecho do eletromiograma com eletrocardiograma contaminante.....	18
Figura 4. Sinal aleatório representado no domínio da frequência.....	20
Figura 5. Diagrama de dispersão da correlação entre x_1 e x_2	27
Figura 6. Sinais s_1 e s_2 construído a partir de senos e ruído branco.....	27
Figura 7. Diagrama de dispersão da correlação entre os componentes principais.....	28
Figura 8. Imagem representativa da mistura dos sinais eletromiográficos com sinais eletrocardiográficos.....	30
Figura 9. Sinais originais s_1 e s_2	33
Figura 10. Sinais observados, x_1 e x_2 , formados pela mistura de s_1 e s_2	33
Figura 11. Componentes independentes.....	34
Figura 12. Conceito do filtro adaptativo.....	36
Figura 13. Posicionamento dos eletrodos sobre os músculos.....	40
Figura 14. Posicionamento dos indivíduos durante a coleta de dados.....	41
Figura 15. Esquemática do processamento dos sinais.....	43
Figura 16. Sinal simulado a partir de sinais reais.....	44
Figura 17. Sinais simulados a partir de sinais reais.....	45
Figura 18. Sinal simulado a partir de sinais artificiais.....	46
Figura 19. Sinais eletromiográficos reais e seus componentes independentes.....	48
Figura 20. Sinais eletromiográficos simulados e seus componentes independentes.....	48
Figura 21. Sinais reais e sinais simulados após filtragem adaptativa.....	49
Figura 22. Sinais eletromiográficos reais e seus componentes independentes.....	50
Figura 23. Sinais simulados a partir da mistura de sinais reais, e seus componentes independentes.....	51

Figura 24. Resultados obtidos com o algoritmo FasICA utilizando como parâmetro de entrada apenas um sinal e sua cópia deslocada no tempo para os sinais reais	52
Figura 25. Resultados obtidos com o algoritmo FasICA utilizando como parâmetro de entrada apenas um sinal e sua cópia deslocada no tempo para os sinais simulados.....	53
Figura 26. Resultados obtidos com análise de componentes principais (PCA) utilizando como parâmetro de entrada apenas um sinal e sua cópia deslocada no tempo, para os sinais reais.....	54
Figura 27. Resultados obtidos com análise de componentes principais utilizando como parâmetro de entrada apenas um sinal e sua cópia deslocada no tempo para os sinais simulados	55

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Derivações padrão do eletrocardiograma.....	16
Tabela 2. Valores médios da razão sinal/interferência dos sinais contaminados normalizados e após processamentos por ICA e PCA para apenas um sinal e sua cópia deslocada, e por filtragem adaptativa	56
Tabela 3. Valores RMS médios dos sinais simulados, SSA e SSR, e dos resultados utilizando ICA, PCA e filtro adaptativo. Valores p obtidos pela comparação entre valor RMS do EMG original e os resultados (EMG filtrado).....	57
Tabela 4. Valores RMS médios dos sinais reais, ERE1 e ERE2, e dos resultados utilizando ICA e PCA, com apenas um sinal e sua cópia deslocada no tempo. Valores p obtidos pela comparação entre valor RMS do sinal contaminado e os resultados	58
Tabela 5. Valores p da comparação entre as técnicas ICA, PCA e filtro adaptativo na atenuação do ECG nos sinais simulados SSR. No processamento com ICA e PCA foi utilizado o sinal e sua cópia	58
Tabela 6. Coeficientes de correlação médios entre ECG e componentes independentes obtidos a partir dos sinais simulados SSR, utilizando três sinais como parâmetro de entrada para o algoritmo FastICA.....	59

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AV	Atrioventricular
ECG	Eletrocardiograma
EMG	Eletromiograma
EMGdi	Sinais Eletromiográficos Diafragmáticos
ERE1	Sinais dos músculos eretores (dados adquiridos para este trabalho)
ERE2	Sinais dos músculos eretores (dados prévios)
FFT	Transformada rápida de Fourier (<i>Fast Fourier Transform</i>)
Hz	Hertz
IC	Componente Independente (<i>Independent Component</i>)
ICA	Análise de Componentes Independentes (<i>Independent Component Analysis</i>)
LMS	Mínimo Quadrado Médio (<i>Least Mean Square</i>)
MQ	Mínimos Quadrados
NM	Neurônio Motor
PAUM	Potenciais de Ação de Unidades Motoras
PC	Componentes Principais (<i>Principal Component</i>)
PCA	Análise de Componentes Principais (<i>Principal Component Analysis</i>)
RMS	Valor Quadrático Médio (<i>Root Mean Square</i>)
RSI	Razão Sinal/Interferência
SA	Sinoatrial
SCICA	<i>Single Channel Independent Component Analysis</i>
SEMG	Eletromiografia de Superfície
SENIAM	<i>Surface Electromyography for the Non Invasive Assessment Muscles</i>
SSA	Sinais Simulados Artificiais
SSR	Sinais Simulados Reais
UM	Unidades Motoras

1 INTRODUÇÃO

O eletromiograma (EMG) é um sinal resultante da soma da atividade elétrica provinda dos potenciais de ação de unidades motoras (PAUM) do tecido muscular, o qual é captado por meio de eletrodos (Drake e Callaghan, 2006; Lu *et al.*, 2009). As características do PAUM, ou seja, a duração, formas e distribuição da amplitude, são determinadas pelas propriedades morfofuncionais da atividade muscular e das unidades motoras. Por exemplo, quanto maior o número de unidades motoras atingidas pelo potencial de ação, maior será a amplitude do sinal, ou se houver vários potenciais de ação em poucas unidades motoras, o sinal vai durar por mais tempo (Stegeman *et al.*, 2000; Staudenmann *et al.*, 2009).

A eletromiografia de superfície (SEMG) é uma ferramenta válida e objetiva para avaliação funcional da musculatura. Os sinais eletromiográficos de superfície têm se mostrado úteis em fornecer informações sobre a função motora central e periférica (Lu *et al.*, 2009).

A SEMG é normalmente utilizada na avaliação da demanda neuromuscular nos músculos do tronco (Butler *et al.*, 2009), como por exemplo, na detecção do ajuste postural antecipatório (Allison, 2003). Modelos biomecânicos da coluna, a partir de características temporais do EMG, são frequentemente utilizados para estimar a força muscular do tronco e a ação da força resultante nas articulações axiais (Panagiotacopulos *et al.*, 1998; Gagnon *et al.*, 2001; Brown e McGill, 2008). O relativo sincronismo da atividade muscular do tronco durante movimentos repentinos é, também, um importante elemento no entendimento do movimento humano e das estratégias do controle motor em indivíduos saudáveis e/ou com lombalgia crônica (Allison, 2003). A avaliação dos padrões musculares do tronco durante o desempenho de movimentos usuais pode contribuir na identificação de estratégias musculares eficientes e não eficientes do tronco (Gagnon *et al.*, 2001).

No entanto, todas as informações obtidas podem ser limitadas pela contaminação do EMG, no momento da gravação, pelo eletrocardiograma (ECG), ou seja, ocorre uma mistura linear entre os dois sinais, sendo esta mistura registrada pelo eletromiógrafo (Akkiraju e Reddy, 1992; Panagiotacopulos *et al.*, 1998; Almenar e Albiol, 1999; Allison, 2003; Marque *et al.*, 2005; Butler *et al.*, 2009; Hu *et al.*, 2009; Lu *et al.*, 2009).

O ECG descreve a atividade elétrica provinda do coração (Figura 1), ou seja, o ECG compreende o somatório dos potenciais de ação que percorrem as fibras musculares cardíacas. O ECG apresenta uma ritmicidade automática, isto é, a contração e o relaxamento cardíaco ocorrem sequencialmente, ininterruptamente e involuntariamente, enquanto no EMG a contração muscular ocorre voluntariamente.

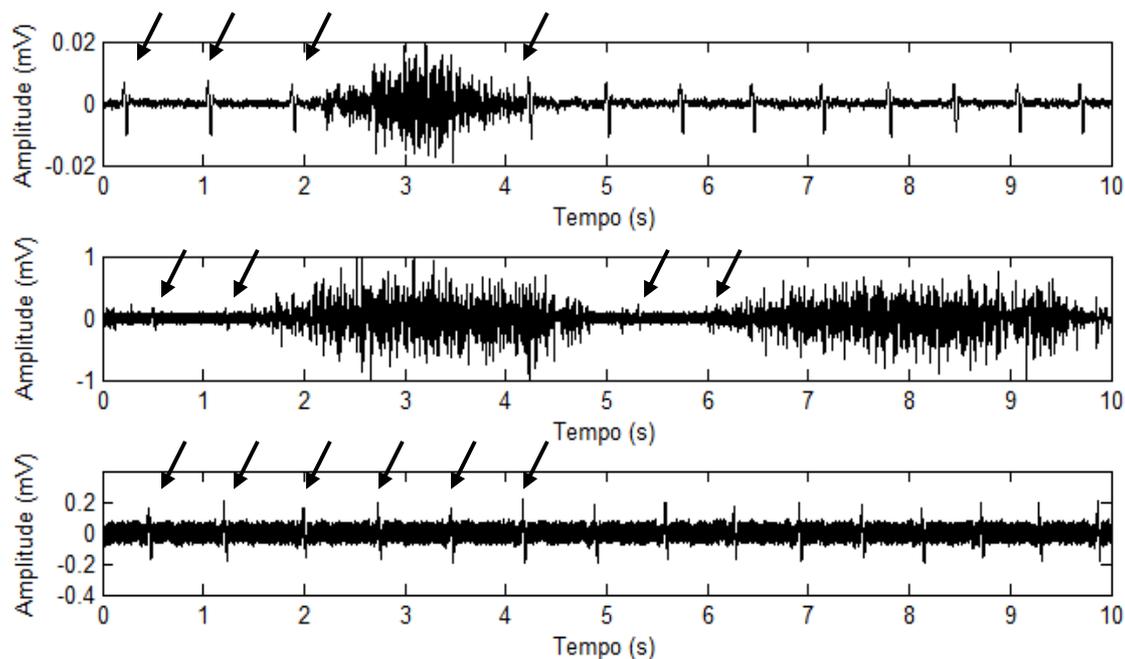


Figura 1. Exemplos de sinais eletromiográficos contaminados pelo eletrocardiograma. As setas indicam alguns locais evidentes com contaminação do complexo QRS do eletrocardiograma.

Registros do EMG têm sido muito utilizados nos campos da neurociência, medicina esportiva e reabilitação. Aplicações de EMG incluem análises da atividade da unidade motora, estimativa da força muscular, diagnósticos clínicos de funções musculares e nervosas (Zhou e Kuiken, 2006). Os sinais eletromiográficos podem ser representados por dois tipos fundamentais de variáveis: amplitude e frequência. A amplitude é utilizada extensivamente em diferentes estudos sobre a musculatura lombar, e mostra ter capacidade em avaliar pacientes com lombalgias refletindo a simetria das atividades musculares. (Hu *et al.*, 2009).

O uso da SEMG no acompanhamento de disfunções da coluna lombar tem providenciado informações objetivas importantes (Vezina e Hubley-Kozey, 2000) e úteis na avaliação do desempenho e das condições musculares, sendo assim empregadas na reabilitação por fisioterapeutas (Hu *et al.*, 2009).

Conhecer também o padrão de recrutamento normal para exercícios terapêuticos é importante para entender o potencial do impacto dos exercícios aplicados em causas específicas de disfunções da coluna lombar (Vezina e Hubley-Kozey, 2000), e a eletromiografia tem sido a ferramenta que melhor quantifica este padrão de recrutamento.

A obtenção de um EMG limpo, livre de contaminação por outras fontes, é necessária para uma apropriada interpretação e aplicação do sinal. A interferência do ECG é um problema sério de medida, o qual pode comprometer a eficácia do processamento do EMG (Zhou e Kuiken, 2006).

Existem também outras fontes de ruídos que precisam ser levadas em consideração, como artefatos de movimento e a frequência da rede (50-60 Hz). Porém, estes artefatos de contaminação são eliminados com maior facilidade utilizando filtro passa-altas e/ou filtro *notch* (Almenar e Albiol, 1999; Lu *et al.*, 2009).

Além da importância em realizar uma adequada eliminação das interferências do sinal, é também necessário manter os sinais de interesse inalterados. A aplicação de métodos de remoção do ECG tem significâncias clínicas, por exemplo, na avaliação da dor lombar usando SEMG para identificar anormalidades fisiológicas.

A confiabilidade e sensibilidade de cada avaliação podem facilmente ser afetadas pela presença de artefatos de ECG. A discriminação entre sujeitos normais e pacientes com lombalgia é normalmente baseada em margens estreitas de diferenças paramétricas da SEMG. Portanto, uma apropriada remoção dos artefatos de ECG com o mínimo de distorção do EMG é de grande importância para obter resultados acurados e confiáveis durante uma avaliação (Mak *et al.*, 2010).

Segundo Hu *et al.* (2009), o nível de interferência do ECG na SEMG da musculatura lombar e sua correspondente sensibilidade na avaliação da lombalgia ainda não estão bem claros, o que leva a pouca consciência ou até negligência sobre o assunto. Os relativos efeitos da contaminação do ECG em sinais SEMG dos músculos lombares são representados por um consistente deslocamento na frequência mediana para baixas frequências e aumento na amplitude do valor quadrático médio (RMS – *Root Mean Square*), especialmente em medidas estáticas.

Outra aplicabilidade da eletromiografia que pode ser prejudicada pela presença do ECG é a coleta dos sinais do músculo diafragma, que é o principal músculo respiratório. Sinais eletromiográficos diafragmáticos (EMGdi) contêm importantes informações sobre o mecanismo de controle respiratório e informações sobre doenças respiratórias.

O EMGdi é um efetivo indicador na monitoração respiratória e na detecção de fadigas na musculatura respiratória devido a doenças como a doença pulmonar obstrutiva crônica, a qual causa desordens relevantes no sistema respiratório e apresenta alta taxa de mortalidade (Zhan *et al.*, 2010). Segundo Akkiraju e Reddy (1992), a análise espectral da atividade elétrica dos músculos intercostais externos também é uma ferramenta promissora no diagnóstico de doenças respiratórias.

O EMGdi pode ser utilizado também como sistema de controle da ventilação mecânica (Rhou *et al.*, 2008). Como os eletrodos para coleta do EMGdi são posicionados adjacentes ao coração, o ECG contaminante apresenta-se em grandes amplitudes (Deng *et al.*, 2000). A análise espectral indica que o espectro do ECG se estende de 1 a 50 Hz, enquanto o espectro do sinal EMGdi está entre 0,5 e 150 Hz, logo há sobreposição espectral entre os sinais (Zhan *et al.*, 2010).

Os artefatos de ECG podem comprometer também as funções de próteses mecânicas que são controladas mioeletricamente. Eles resultam em uma superestimação da amplitude média do EMG o qual é utilizado proporcionalmente para controlar a velocidade dos componentes protéticos. O ECG é especialmente problemático na baixa amplitude do EMG e na linha de base em repouso. O usuário deve manter seu EMG acima de um limite para iniciar os movimentos da prótese. Se os ruídos da linha de base forem altos, então o limite também deve ser alto, logo o usuário deve contrair seus músculos com mais intensidade para iniciar a operação da prótese (Zhou *et al.*, 2007).

A remoção do ECG do EMG é uma tarefa problemática, pois ambos os sinais apresentam sobreposição espectral (Almenar e Albiol, 1999; Butler *et al.*, 2009; Lu *et al.*, 2009). Semelhanças de fatores como a proximidade dos eletrodos de superfície com o coração, características cardíacas e propriedades de condução do tecido humano contribuem na mistura do ECG com o EMG (Butler *et al.*, 2009; Hu *et al.*, 2009). Em alguns casos, a interferência do ECG pode ter amplitude maior que o EMG, e isto causa um aumento na potência do EMG e uma distorção na frequência deste (Liang *et al.*, 2005a). O nível de contaminação é altamente dependente do local onde são colocados os eletrodos, o qual frequentemente se dá em função do grupo muscular que se deseja avaliar (Lu *et al.*, 2009).

A análise espectral da atividade cardíaca e da atividade mioelétrica claramente indica a sobreposição espectral de ambos os sinais. A energia associada aos sinais está contida principalmente nas frequências entre 1 e 50 Hz (Akkiraju e Reddy, 1992). Uma diferença é que a maior parte da potência do ECG é encontrada em frequências menores

que 45 Hz, enquanto o pico de potência para o EMG é em aproximadamente 100 Hz (Butler *et al.*, 2009).

A presença de ECG influencia as propriedades de medida da amplitude e da frequência do EMG. Muitos dos artefatos que contaminam em amplitude dependem do grau de ativação muscular. Por exemplo, uma razão de amplitude maior no ECG pode ocorrer quando a ativação muscular é menor que 5% da contração isométrica voluntária máxima e os eletrodos estão próximos ao coração. Essas ativações musculares de pequena intensidade têm importância funcional, como na estabilidade postural da coluna vertebral (Butler *et al.*, 2009) e no auxílio ventilatório realizado pelos músculos respiratórios (Akkiraju e Reddy, 1992). Logo, entender o efeito da interferência do ECG e removê-los é importante, visto que esta contaminação pode levar a uma sobreposição com as amplitudes de EMG e à má interpretação do papel funcional da musculatura (Butler *et al.*, 2009).

Existem algumas maneiras de se remover os sinais eletrocardiográficos dos sinais eletromiográficos, como técnicas que utilizam filtros passa-altas, métodos de subtração, método *gating*, filtros adaptativos e filtragem não linear (Akkiraju e Reddy, 1992; Liang *et al.*, 2005a; Drake e Callaghan, 2006; Zhou e Kuiken, 2006; Rhou *et al.*, 2008; Butler *et al.*, 2009; Hu *et al.*, 2009; Lu *et al.*, 2009).

Apesar da variedade, nenhum dos métodos de remoção utilizado tem mostrado 100% de efetividade na remoção do ECG sem alterar o EMG. E isto se deve principalmente à sobreposição do espectro de potência dos sinais ECG e EMG (Liang *et al.*, 2005a; Butler *et al.*, 2009).

De acordo com Deng *et al.* (2000) e Bluthner *et al.* (2001), os artefatos causados pelo ECG não podem ser removidas por um filtro passa-altas devido à sobreposição de frequências com o EMG. Uma redução de componentes do ECG por filtro passa-altas pode remover componentes essenciais do EMG. Este risco é especialmente alto se a amplitude do ECG exceder as amplitudes do EMG.

No filtro passa-altas é determinada uma frequência de corte, e então todas as frequências abaixo desta são eliminadas. Inevitavelmente, o EMG que estiver também abaixo desta frequência de corte será eliminado.

No estudo de Drake *et al.* (2006) foram utilizados filtros passa-altas *Butterworth* de quarta ordem com cinco diferentes frequências de corte (20, 30, 40, 50 e 60 Hz) para remover artefatos de ECG do EMG de superfície. Vários níveis de ECG e EMG do bíceps braquial foram coletados separadamente para depois serem sobrepostos para

gerar sinais contaminados conhecidos de EMG. Foi encontrado que a frequência de corte de 30 Hz teve melhor desempenho baseado na medida de diferença entre o EMG do bíceps e o sinal após a filtragem.

Em um trabalho de Zhou *et al.* (2006), foram investigados os efeitos de diferentes frequências de cortes no filtro passa-altas utilizados no EMG dos músculos peitorais, observando-se que o filtro passa-altas de quinta ordem com frequências de corte de 50 e 90 Hz seriam mais apropriados para o controle mioelétrico de próteses. Na prática clínica, tem sido utilizado filtro de segunda ordem com frequência de corte de 60 Hz para remover artefatos de ECG para controle de prótese em pacientes (Zhou e Kuiken, 2006).

Segundo Zhou *et al.* (2007), com frequências de corte de 40 Hz, 60 Hz e 80 Hz, o que sobra do EMG é 95%, 79% e 65% do original, enquanto o ECG remanescente é de 36%, 22% e 15%, respectivamente. Isto indica que com o aumento da frequência de corte, a filtragem passa-altas tende a reduzir ainda mais os artefatos de ECG, no entanto, aumenta também o prejuízo do EMG, ou seja, reduz grandes partes do EMG original. Aumentando-se a ordem do filtro, tende-se a reduzir os ECG remanescentes e a aumentar-se o EMG remanescente (Zhou *et al.*, 2007).

Zhou *et al.* (2006) afirma em seu trabalho que ao escolher adequadamente a frequência de corte do filtro passa-altas, é possível eliminar cerca de 84% da presença de artefatos de ECG, enquanto o EMG pode ficar preservado próximo de 81% do original. Já utilizando-se outra técnica de remoção (*adaptive spike-clipping*), o ECG foi eliminado em 78%, mantendo-se 72% do EMG íntegro.

Uma diferença entre os trabalhos de Drake e Zhou está no músculo alvo em questão. Os sinais contaminados reais utilizados no trabalho de Drake foram coletados sobre os eretores espinhas enquanto no trabalho de Zhou foram coletados sobre o peitoral maior, ou seja, a interferência provocada pelo ECG é maior nos músculos peitorais devido à maior proximidade do grupamento muscular com o coração. Consequentemente a frequência de corte para eliminar o ECG foi maior também no trabalho de Zhou.

O ECG é especialmente problemático em situações nas quais indivíduo está em repouso ou quando há baixas amplitudes do EMG (Zhou *et al.*, 2007).

Butler *et al.* (2009), avaliaram a influência dos artefatos ECG utilizando critérios de metodologia com amplitudes de baixo nível de ativação da musculatura da parede abdominal, e compararam dois métodos de remoção, um filtro passa-altas *Butterworth*

de 30 Hz e uma versão modificada de filtro adaptativo, para determinar a efetividade em reduzir a influência dos artefatos ECG em dados simulados. O filtro *Butterworth* produziu porcentagem de erro mais baixa que o filtro adaptativo (1-5% e 5-8%, respectivamente), ou seja, removeu mais o ECG, e a diferença RMS absoluto entre os métodos de remoção foi pequena.

Drake e colaboradores (2006) compararam quatro diferentes métodos para remover o ECG do EMG em diferentes níveis de ativação muscular (2,5 a 75% da contração isométrica voluntária máxima). Os métodos analisados foram: i) filtro digital passa-altas usando janela *Hamming* e filtro *Butterworth* de quarta ordem com cinco frequências de corte (20, 30, 40, 50 e 60 Hz); ii) método de subtração e método *gating*; iii) combinação do método de subtração com filtro digital passa-altas; e por fim o iv) método de subtração de frequências. Dentre estes, o filtro *Butterworth* apresentou um desempenho relativamente melhor em comparação aos outros métodos, na faixa de 10 a 25% da contração isométrica voluntária máxima, e abaixo desta faixa de ativação nenhum método apresentou bom desempenho.

Segundo Rhou *et al.* (2008), no método *gating* ocorrem perdas significativas do EMG, não sendo tão eficiente quanto à filtragem por passa-altas. A remoção dos artefatos ECG pelo método *gating* é realizada identificando-se picos do sinal que ultrapassam a amplitude de determinado limite e então estes picos são substituídos por zeros ou outro valor. Quando a substituição é realizada por zeros, há grande perda do EMG, e pode gerar altas frequências no espectro.

Algoritmos de processamento mais sofisticados, incluindo a aplicação de projeções estado-espaco não lineares, remoção de ruído utilizando *Wavelet-Threshold*, transformadas *Wavelet* e análise de componentes independentes (ICA – *Independent Components Analysis*) têm sido utilizadas na supressão de artefatos eletrocardiográficos na SEMG (Hu *et al.*, 2009; Lu *et al.*, 2009).

Entre os métodos de remoção do ECG existentes, o filtro adaptativo e a análise de componentes independentes são os mais indicados quando há sobreposição espectral entre os sinais, principalmente em baixas frequências.

Lu *et al.* (2009), utilizaram um filtro adaptativo de cancelamento de ruídos, baseado no algoritmo de mínimos quadrados recursivo, para eliminar os artefatos de ECG dos sinais eletromiográficos em indivíduos com distonia muscular. Um ECG registrado separadamente foi utilizado como sinal de referência para o filtro adaptativo. Uma característica do filtro adaptativo é a de ter a capacidade de acompanhar mudanças

tanto no sinal quanto no ruído (Marque *et al.*, 2005). No trabalho de Marque *et al.* (2005), diferentes algoritmos de filtragem adaptativa foram testados e então propostos para a rejeição do ECG na SEMG.

Os resultados de Lu *et al.* com o filtro adaptativo foram promissores na eliminação de artefatos de ECG de EMG reais, coletados sobre o trapézio superior e sobre os esternocleidomastóideos, e também de sinais simulados. Seus resultados diferem dos obtidos neste trabalho. De acordo com Akkiraju e Reddy (1992), o filtro adaptativo pode reduzir a presença da atividade cardiográfica em aproximadamente 85%, visto a partir do espectro do EMG.

Técnicas de separação cega de fontes tem tido um aumento de interesses nos últimos anos, na área de análise de sinais. Ela é aplicada em diversos aspectos do processamento de sinal do ECG. Exemplos desta aplicabilidade é a separação de ECG fetal do ECG materno, análise do segmento ST para detecção de isquemia, em áreas relacionadas ao diagnóstico de doenças vasculares periféricas de múltiplas medidas do fluxo sanguíneo (Owis *et al.*, 2002). A separação de fontes consiste no reconhecimento de um grupo de sinais a partir apenas de misturas lineares instantâneas que foram observadas (Belouchrani *et al.*, 1997).

Uma das técnicas de separação cega de fontes é a ICA. A ICA é um modelo estatístico onde o dado observado é expresso como uma transformação linear de variáveis latentes (componentes independentes) que são não-gaussianas e mutuamente independentes (Srivastava e *et al.*, 2005). Em outras palavras, separação cega de fontes por ICA consiste em recuperar sinais não observados, ou seja, fontes, a partir de várias misturas observadas sem um reconhecimento prévio das misturas. Tipicamente, as observações são obtidas da saída de um grupo de sensores, sendo que cada sensor recebe uma diferente combinação das fontes dos sinais (Hu *et al.*, 2007).

A ICA é um método estatístico que transforma um vetor aleatório multidimensional em componentes estatisticamente independentes um dos outros (Hu *et al.*, 2009). Em outras palavras, é uma técnica estatística, desenvolvida recentemente, que extrai as fontes de sinais misturados, maximizando a independência estatística entre as fontes estimadas (Ren *et al.*, 2006).

Para aplicar o método de ICA é necessário conhecer técnicas estatísticas de análises multivariadas como a análise de componentes principais (PCA – *Principal Components Analysis*) que é um passo inicial na utilização da ICA (Semmlow, 2004).

Logo, a proposta deste estudo foi remover os sinais eletrocardiográficos que interferem nos registros eletromiográficos efetuados sobre a região torácica utilizando as técnicas de Análise de Componentes Independentes e Análise de Componentes Principais. Após a identificação dos sinais, o ECG foi eliminado para obter um sinal eletromiográfico limpo e sem grandes perdas de informações como ocorre em outras técnicas de remoção do ECG. Neste trabalho foi utilizada também uma forma alternativa de se aplicar a ICA, a qual utiliza apenas um sinal para separar as fontes misturadas, conhecida como SCICA (*single channel ICA*) (Davies e James, 2007).

Assim, o objetivo geral foi separar os sinais eletrocardiográficos dos sinais eletromiográficos utilizando as técnicas de ICA e PCA, e os objetivos específicos foram: estudar as técnicas de ICA e PCA direcionadas para redução de artefatos contaminantes em sinais biológicos; avaliar o desempenho das técnicas PCA e ICA em sinais simulados; avaliar a técnica de remoção de ECG do EMG com o uso de PCA e ICA em sinais reais contaminados e em sinais simulados a partir da mistura de sinais reais; comparar as técnicas PCA e ICA na remoção de ECG do EMG.

2 REVISÃO DA LITERATURA

2.1 ELETROMIOGRAMA

Os músculos são constituídos por milhares de células, denominadas fibras musculares, as quais possuem elementos contráteis independentes arranjados em paralelo. Esses elementos contráteis são chamados de sarcômeros e são formados por filamentos sobrepostos, divididos em filamentos grossos (miosina) e filamentos finos (actina). A contração muscular ocorre pelo deslizamento dos filamentos, um sobre os outros, a partir da fixação da cabeça da miosina em sítios de fixação da actina, na presença de íons Ca^{++} . O Ca^{++} necessário para a contração fica armazenado nos retículos sarcoplasmáticos e só é liberado após a chegada de um potencial de ação que se propaga sobre a superfície da fibra muscular (Kandel *et al.*, 2000).

Para propagar um potencial de ação em uma fibra muscular são necessárias altas correntes elétricas. Essas correntes proporcionam desequilíbrios relativamente grandes nas concentrações iônicas do fluido extracelular ao redor da fibra muscular, a qual responde fielmente e de forma sincronizada aos potenciais de ação (Kandel *et al.*, 2000; Staudenmann *et al.*, 2009).

O controle muscular realizado através de potenciais de ação tem origem em neurônios motores presentes no sistema nervoso central ou periférico. A transmissão dos potenciais de ação que saem do encéfalo ou medula espinhal e chegam aos músculos é realizada por meio de axônios. A conexão entre o axônio e a fibra muscular é realizada por uma sinapse especial chamada junção neuromuscular ou placa motora, que são normalmente agrupadas em bandas e se estendem através de parte ou de todo o músculo (Kandel *et al.*, 2000; Staudenmann *et al.*, 2009).

A ligação entre um neurônio motor (NM) e as fibras musculares é chamada de unidade motora, e representa a menor unidade funcional de contração. Um único NM pode inervar poucas ou várias fibras musculares, sendo esta distribuição realizada de acordo com a funcionalidade da musculatura alvo, ou seja, se esta musculatura exige movimentos mais finos então o NM conecta a poucas fibras musculares, como ocorre nos músculos responsáveis pelos movimentos das mãos, e se a musculatura é utilizada

para movimentos mais “grossos” como os movimentos das pernas, então um mesmo NM inervará várias fibras musculares. O somatório espacial e temporal de potenciais de ação presentes nas fibras musculares, e que se originaram a partir do disparo provocado por um único NM, é conhecido por potenciais de ação da unidade motora (PAUM) (Clancy *et al.*, 2002; Guyton e Hall, 2006; Staudenmann *et al.*, 2009).

A ordem de recrutamento das unidades motoras (UM) é correlacionada com o diâmetro, com a velocidade de condução dos axônios e com o tamanho do corpo celular do NM. O limiar de disparo de uma célula depende de sua resistência elétrica, que é relacionada à sua superfície, sendo assim, quando aumentam as resultantes de impulsos excitatórios no NM, este alcança os limiares de despolarização de acordo com a ordem do seu tamanho. Os menores NM são os primeiros a disparar e os maiores são os últimos (Sörnmo e Laguna, 2005).

O recrutamento das UM pode ser espacial ou temporal. No primeiro caso a força muscular é intensificada com o aumento do número de UM recrutadas, e no segundo com o aumento do número de disparos dos potenciais de ação. Embora ambos os tipos de recrutamento possam ocorrer ao mesmo tempo, o recrutamento espacial domina os baixos níveis de contração muscular, até que mais unidades motoras tenham sido recrutadas. Nos altos níveis de contração muscular, o recrutamento temporal domina e dirige as UM com taxas de disparo de aproximadamente 50 Hz ou mais (Sörnmo e Laguna, 2005).

Uma vez que um simples potencial de ação em um NM pode ativar centenas de fibras musculares em sincronia, as correntes resultantes se somam para gerar um sinal elétrico detectável fora do músculo. Muitos NM geram uma avalanche assíncrona de potenciais de ação em diversas UM (Kandel *et al.*, 2000). O resultado é um padrão de potenciais elétricos que podem ser registrados e que se denomina eletromiograma (EMG), o qual pode ser medido diretamente no músculo por meio de eletrodos agulha, ou por eletrodos na superfície da pele. Logo, o EMG é um padrão de interferências espaciais e temporais da atividade elétrica das UM localizadas próximas a um detector (Clancy *et al.*, 2002). Em outras palavras o EMG é o somatório de PAUM próximo ao eletrodo. O tempo relativo e a amplitude desses padrões registrados sobre determinados músculos refletem aproximadamente a atividade agregada dos neurônios motores que inervam cada músculo (Kandel *et al.*, 2000; Merletti e Farina, 2008).

Devido à natureza das UM, a medida dos sinais se assemelha a um processo aleatório (estocástico) de média zero, no qual o desvio padrão é proporcional ao número

de unidades motoras ativas e a taxa que essas unidades são ativadas (Clancy *et al.*, 2002). Além disso, o EMG apresenta distribuição aproximadamente Gaussiana da amplitude, determinada pelo número PAUM presentes (Staudenmann *et al.*, 2009).

A amplitude do sinal eletromiográfico é determinada pelo número de fibras musculares ativas dentro da proximidade imediata do eletrodo (0,25 a 5 mV). A duração é definida pelo início e fim da forma de onda da PAUM, usualmente considerado como o primeiro e último instante de tempo quando o sinal desvia-se do nível da linha de base por uma amplitude fixa certa. A duração depende do número de fibras musculares dentro da unidade motora, e aumenta com o aumento do número de fibras musculares. A duração normal da PAUM é de 2-10 ms (Sörnmo e Laguna, 2005).

Durante o controle muscular voluntário, uma UM normalmente começa disparando numa taxa de 4 a 5 Hz, embora taxas mais baixas possam ser observadas devido à atividade espontânea em adição ao controle voluntário, e aumenta sua taxa com o aumento de força. A taxa média de disparos pode ser expressa como uma porcentagem da contração voluntária máxima.

A EMG de superfície (SEMG) pode ser gravada em baixas taxas de amostragem em relação ao EMG de agulha, uma vez que o tecido interveniente entre a unidade motora e o eletrodo de superfície atua como um filtro passa-baixas do sinal elétrico. O SEMG tem a maior parte de seu espectro de potência abaixo de 500 Hz, implicando que uma taxa de amostragem de aproximadamente 1 kHz ou maior seja utilizada (Sörnmo e Laguna, 2005).

O local onde serão fixados os eletrodos de superfície depende do músculo de interesse e de fatores tais como a orientação das fibras musculares, pontos de referência anatômica, e minimização da interferência elétrica de outros músculos. A coleta do EMG pode ser realizada utilizando eletrodos monopolares ou eletrodos bipolares. Existem técnicas que gravam sinais monopolares a partir de multi-canais, os quais podem ser processados com o uso de PCA.

A amplitude da SEMG estimada a partir de um registro bipolar tem sido utilizada na monitoração do nível e duração da atividade muscular, assim como para estimar a força produzida pelos músculos. A amplitude do EMG pode ser definida como o desvio padrão variante no tempo do EMG (Clancy *et al.*, 2002).

Como citado anteriormente, os eletrodos utilizados na coleta dos sinais eletromiográficos podem ser intramusculares ou de superfície. Os eletrodos intramusculares são mais aplicados no campo da clínica neurofisiológica, a qual está

interessada principalmente no recrutamento e no comportamento do PAUM; e no campo da medicina eletrodiagnóstica, que detecta e analisa os sinais em músculos individuais, embora estas aplicações também possam ser realizadas com eletrodos de superfície. Os eletrodos de superfície são mais aplicados na coleta de informações sobre a atividade elétrica de grupos musculares, que são utilizadas no campo da cinesiologia, das ciências da reabilitação, em estudos laboratoriais e ergonômicos, entre outros (Panagiotacopulos *et al.*, 1998; Onishi *et al.*, 2000; Stegeman *et al.*, 2000). Visto que os eletrodos de superfície apresentam algumas vantagens sobre os eletrodos intramusculares, ou seja, não são invasivos, são facilmente aderidos à pele e de fácil detecção da atividade elétrica dos músculos, eles são muito utilizados para investigar as funções neuromusculares e cinesiológicas em todos os seguimentos corporais de sujeitos saudáveis e não saudáveis (Onishi *et al.*, 2000).

A análise eletromiográfica de um músculo pode fornecer importantes informações sobre seu comportamento fisiológico e patofisiológico. Por exemplo, o deslocamento de uma alta frequência para uma baixa frequência do sinal pode indicar uma fadiga muscular (Liang *et al.*, 2005a). A SEMG pode ser utilizada também no auxílio a tratamentos clínicos, em estudos do funcionamento motor e desordens do movimento (Lu *et al.*, 2009). Além disso, as informações obtidas podem ser utilizadas como uma importante ferramenta de avaliação do tratamento fisioterapêutico e da evolução da reabilitação de disfunções mioesqueléticas (Hu *et al.*, 2009), biomecânicas e funcionais.

O uso do EMG como ferramenta de estudos e de avaliação clínica é muito extenso. Apesar de ser utilizado em vários tipos de abordagens e modos diferentes, sempre há a necessidade de melhorar as técnicas já existentes, descobrir novas maneiras e abordagens de utilização, visando suprir as constantes necessidades clínicas e consequentemente científicas.

2.2 ELETROCARDIOGRAMA

O coração é um órgão muscular responsável pelo bombeamento de sangue para todo o corpo através de veias e artérias. É dividido em quatro partes, átrio direito e esquerdo, ventrículo direito e esquerdo, sendo os lados direito e esquerdo separados pelo septo.

A contração cardíaca é um mecanismo rítmico controlado por estímulos nervosos, hormonais e também pela propriedade de automatismo presente no coração. O ritmo cardíaco normal é estabelecido por potenciais de ação espontâneos gerados no nodo sinoatrial (SA), de maneira que todo o coração acompanha sua atividade rítmica. Para um indivíduo em repouso a frequência cardíaca é de 50 a 100 batimentos por minuto, em média.

Após a despolarização do nodo SA, os potenciais de ação seguem para o nodo atrioventricular (AV) através das vias internodais. Este mesmo impulso originário do nodo SA também vai despolarizar os átrios, sendo que o átrio direito é despolarizado levemente mais rápido que o esquerdo. Quando os potenciais de ação chegam ao nodo AV o impulso elétrico sofre redução de velocidade. A partir deste ponto os impulsos seguem pelo feixe de His, que se divide em ramos direito e esquerdo, percorrendo o septo interventricular, e por fim se ramificam em fibras chamadas de fibras de Purkinje, que penetram no miocárdio. A condução do impulso elétrico pelas fibras de Purkinje é mais rápida devido ao maior diâmetro dessas fibras em relação as fibras miocárdicas (Sörnmo e Laguna, 2005; Guyton e Hall, 2006).

O potencial de membrana em repouso do músculo cardíaco normal é de aproximadamente -85 a -95 milivolts (mV) e de cerca de -90 a -100 mV nas fibras de Purkinje. Após um potencial de ação, o potencial de membrana pode chegar a 20 mV, e o tempo para iniciar a repolarização no músculo cardíaco pode ser de 3 a 15 vezes menor, comparando ao músculo esquelético (Guyton e Hall, 2006).

O potencial de ação é causado pela abertura de três tipos de canais iônicos localizados na membrana, que são os canais rápidos de Na^+ , os quais também estão presentes nos músculos esqueléticos, os canais lentos de Ca^{++} ou canais $\text{Ca}^{++}\text{-Na}^+$, e os canais de K^+ . Os canais iônicos permitem a troca de íons entre meio intra e extracelular, o que promove a mudança de polarização da membrana celular, ou seja, ocorre despolarização ou repolarização em relação àquele potencial de membrana em repouso, e podem ser entendidos como vetores de despolarização e repolarização (a repolarização ocorre após a despolarização).

As correntes elétricas são geradas devido à diferença de potencial elétrico entre as regiões polarizadas e despolarizadas das células. O fluxo de corrente pelos tecidos produz gradientes de tensão que podem ser registrados por eletrodos extracelulares. Este registro é denominado eletrocardiograma (ECG). Logo o ECG descreve as diferentes fases elétricas do ciclo cardíaco e representa um somatório em tempo e espaço dos

potenciais de ação gerados por milhões de células cardíacas (Sörnmo e Laguna, 2005). Através 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. 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 ECG tem uma largura de banda variando no tempo devido à diferença entre aqueles pulsos (Almenar e Albiol, 1999).

A atividade elétrica cardíaca é, em geral, captada por eletrodos fixados na superfície da pele. A diferença na tensão entre um par de eletrodos é conhecida como derivação, que pode ser bipolar ou monopolar.

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 ser completamente ausente, devido à propagação da onda ser perpendicular ao eletrodo. Além disso, a amplitude da onda depende da distância entre o coração e o eletrodo.

As formas de ondas no ECG são formadas 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). 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 300 ms. 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).

As características espectrais da onda P normal são consideradas normalmente de baixas frequências, com frequências abaixo de 10 a 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.

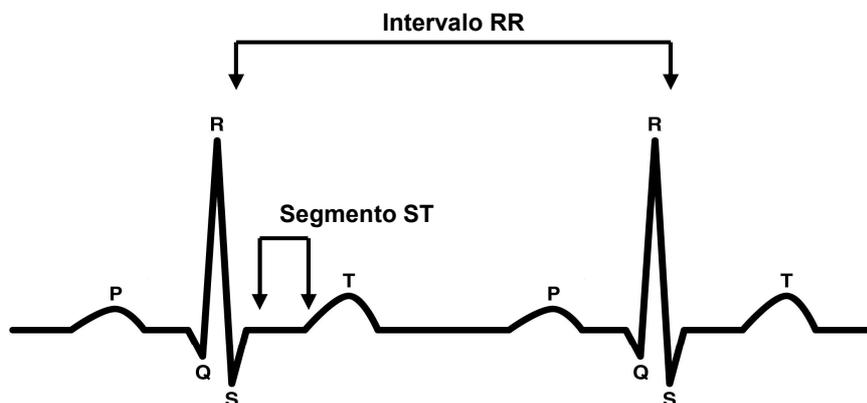


Figura 2. Formas de ondas do ECG.

O ECG padrão é composto por 12 derivações eletrocardiográficas (Tabela 1). As derivações provêm de um sistema original desenvolvido por Einthoven. Neste sistema, a soma vetorial da atividade elétrica do coração foi considerada como tendo origem no centro de um triângulo situado no plano frontal do corpo, formado pelos ombros direito, esquerdo e região pubiana.

Tabela 1. Derivações padrão do eletrocardiograma

Derivação	Polaridade	Local de fixação dos eletrodos
D1	Bipolar	Ombros direito e esquerdo.
D2	Bipolar	Ombro direito e perna esquerda.
D3	Bipolar	Ombro esquerdo e perna esquerda.
aVR	Unipolar	Braço direito.
aVL	Unipolar	Braço esquerdo.
aVF	Unipolar	Perna esquerda.
V1	Unipolar	Quarto espaço intercostal direito junto ao esterno.
V2	Unipolar	Quarto espaço intercostal esquerdo junto ao esterno.
V4	Unipolar	Na intersecção da linha hemiclavicular esquerda com o quinto espaço intercostal.
V3	Unipolar	No meio da linha que liga V2 e V4.
V5	Unipolar	No mesmo nível de V4, na linha axilar anterior esquerda.
V6	Unipolar	No mesmo nível de V4 e V5, na linha axilar média esquerda.

Além das 12 derivações padrão, existem também outras, por exemplo, a derivação MC5, que é muito utilizada em testes ergométricos, os quais estimulam os esforços físicos de um indivíduo, utilizando uma bicicleta ergométrica ou esteira, com o intuito de identificar alterações na atividade elétrica cardíaca que possam indicar alguma anormalidade, como uma cardiopatia. Ao aumentar os esforços físicos, a atividade

elétrica dos músculos esqueléticos se intensifica, ocorrendo uma sobreposição do EMG sobre o sinal. No entanto, a utilização da derivação MC5 é justamente para amenizar aquela interferência, pois ela capta sinais eletrocardiográficos de maior amplitude em relação às outras derivações.

A principal aplicação do ECG está no uso clínico como: no ECG de repouso, em monitoração intensiva ou ambulatorial, teste de esforço e outros. O ECG é uma importante ferramenta para identificar alterações nos padrões normais de atividade elétrica dos ciclos cardíacos, contribuindo desta forma na identificação e conclusão de diagnósticos sobre cardiopatias.

2.3 MÉTODOS DE REMOÇÃO DO ECG

2.3.1 Método *gating*

Um simples e rápido método de remover o ECG é baseado no limite de supressão chamado “*gating*” ou “*clipping*”. Se a amplitude do EMG ultrapassar um determinado limite, no sentido positivo ou negativo, então este sinal será considerado uma contaminação de ECG, sendo substituído pelo valor zero. Isto é, o método *gating* envolve substituição do período contaminado por ECG com um valor constante (zero ou outro) para facilitar o processamento (Figura 3).

Este método é simples para implementar e de rápida execução, o que permite a sua utilização em tempo real. No entanto, informações do EMG são inevitavelmente perdidas quando se descarta o segmento que está contaminado por artefatos de ECG (Black e Lovely, 1997b; Liang *et al.*, 2005b; Zhou e Kuiken, 2006; Rhou *et al.*, 2008; Lu *et al.*, 2009; Zhan *et al.*, 2010).

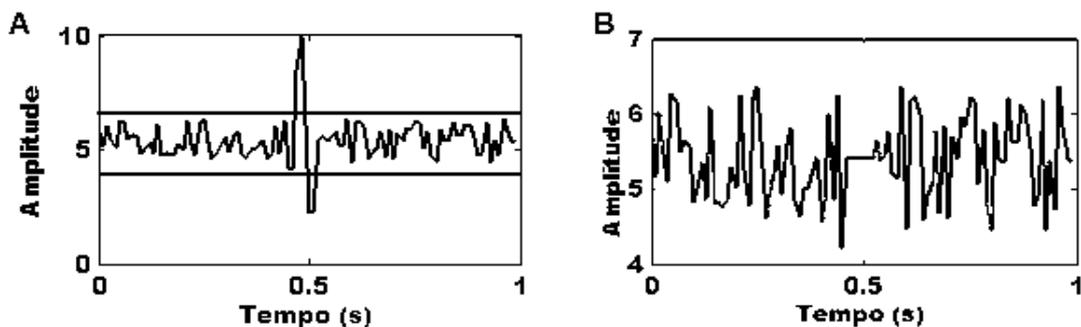


Figura 3. Sinal exemplificando um trecho de eletromiograma (EMG) com eletrocardiograma (ECG) contaminante, e as linhas paralelas representam os limites selecionados pelo método *gating*, A. Sinal após filtragem pelo método *gating*, B.

Observe na Figura 3 que onde havia o ECG (picos que extrapolam as linhas paralelas em A) foi substituído por zeros após filtragem (em B), ou seja, há ausência de qualquer sinal neste trecho.

2.3.2 Método de Subtração

O método de subtração promove uma solução alternativa detectando e alinhando o complexo QRS de um ECG de referência com o EMG contaminado, e subtraindo a média dos artefatos contaminantes. A eficácia deste procedimento depende da acurácia de detecção do complexo QRS e do grau de estacionaridade dos sinais eletrocardiográficos, os quais não apresentam sempre o mesmo estereótipo e ainda são variantes no tempo (Lu, Brittain *et al.*, 2009).

A partir do sinal de alguns batimentos cardíacos, coletados em repouso, é formulado um modelo de correlação e um de subtração. Os modelos de correlação e subtração podem ser formados pela média dos complexos QRS. Aqueles complexos com coeficiente de determinação maiores ou iguais a um determinado limite pré-estabelecido pelo usuário, em relação ao primeiro complexo, são incorporados aos modelos, garantindo que traços anormais não sejam incluídos.

Então, no método de subtração, é calculada a correlação cruzada entre o EMG contaminado com o modelo de correlação. Os pontos de máxima correlação identificam a localização dos complexos QRS no EMG contaminado. No modelo de subtração, podem ser acrescentadas as ondas P e T, da despolarização e repolarização cardíaca, a

partir do modelo de correlação. Por fim, a estimativa obtida pelo modelo é subtraída do sinal contaminado (Drake e Callaghan, 2006) para obter o EMG sem artefatos de ECG.

A remoção da atividade cárdica por subtração direta pode ser problemática, pois não é fácil se obter uma cópia idêntica da atividade cardíaca que está corrompendo a atividade mioelétrica, devido a várias não linearidades associadas com distribuição espacial do campo elétrico e a gravação do sinal (Akkiraju e Reddy, 1992).

Subtração na frequência.

A subtração na frequência utiliza a transformada rápida de Fourier (FFT) para obter o espectro de potência de um ECG puro e do EMG contaminado. Então o ECG puro é subtraído do EMG contaminado, ainda no domínio da frequência. Após a subtração, o sinal resultante é reconstruído no domínio do tempo utilizando a inversa da FFT (Drake e Callaghan, 2006).

2.3.3 Filtro passa-altas

O método de remoção mais simples é o filtro passa-altas. Segundo Redfern *et al.*, o filtro passa-altas é um bom método para eliminar o ECG contaminante e artefatos de movimento em contrações isométricas de músculos da região torácica. No entanto, é necessário escolher adequadamente a frequência de corte, pois pode haver perdas substanciais do EMG e, conseqüentemente, de informações importantes (Figura 4). Este problema é devido à sobreposição espectral dos sinais eletrocardiográficos e eletromiográficos. A frequência de corte deve ser escolhida observando o espectro do ECG, coletado em repouso. De acordo com o trabalho de Redfern, a frequência de 30 Hz é a mais adequada (Redfern *et al.*, 1993).

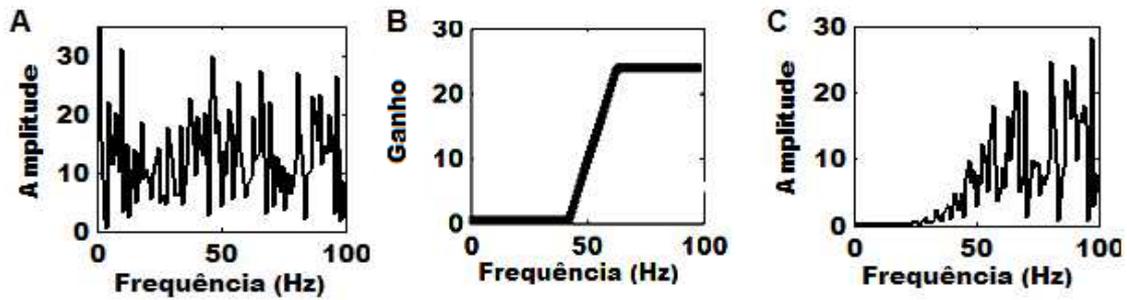


Figura 4. Sinal aleatório representado no domínio da frequência, A. Representação de um modelo didático do filtro passa-altas, B. Sinal após filtragem com filtro passa-altas, C. O sinal representado em A passa pelo filtro, em B, e fica como apresentado em C.

2.3.4 Análise de Componentes Independentes

Ao contrário dos convencionais métodos de eliminação de ruído, o método de análise de componente independente (ICA) remove artefatos que são relacionados não apenas especificamente com a frequência, mas com origens diferentes. A ICA é hábil para separar estatisticamente fontes de um grupo de combinações lineares ou não lineares, sem fazer suposições sobre o processo de mistura, requerendo nenhuma informação sobre as fontes dos sinais, para assim separá-las, bastando apenas que sejam fontes independentes. A ICA tem sido utilizada para remover artefatos de sinais biológicos como na eletroencefalografia e magnetoencefalografia. Os resultados 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 bem definida (Mak *et al.*, 2010).

A parte teórica da ICA será mais bem esmiuçada no capítulo de fundamentos teóricos

2.3.5 Filtro adaptativo

Outro caminho para reduzir a interferência no sinal de interesse é o filtro adaptativo. A filtragem adaptativa é capaz de reduzir o sinal de interferência em casos que o sinal de interesse e o sinal de interferência apresentam sobreposição espectral, o que é útil, a exemplo, durante testes de fadiga, onde há evolução do EMG e do ECG. No entanto, vários fatores podem influenciar no desempenho do filtro adaptativo, por

exemplo, a estrutura do filtro, a taxa de convergência e a robustez (Lu *et al.*, 2009). Além disso, o filtro adaptativo requer um sinal de referência que seja relacionado com o ruído (Marque *et al.*, 2005), ou seja, com o ECG, o que pode levar a uma filtragem não totalmente eficaz, pela dificuldade em obter uma cópia idêntica do sinal de interferência.

O filtro adaptativo será apresentado com maiores detalhes no capítulo de fundamentos teóricos.

3 FUNDAMENTOS TEÓRICOS

Neste capítulo, serão apresentadas de forma mais detalhada as técnicas aplicadas no presente trabalho, sendo elas a Análise de Componentes Independentes, Análise de Componentes Principais e Filtro Adaptativo.

3.1 ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS

A análise multivariada consiste de técnicas estatísticas que consideram duas ou mais variáveis aleatórias relacionadas como uma única entidade e tentam produzir um resultado global, levando em conta a relação entre as variáveis presentes. Muitas técnicas multivariadas inferenciais são generalizações de procedimentos univariados clássicos, por exemplo, o teste T^2 multivariado corresponde ao teste t univariado (Jackson, 1991).

Entretanto, há outra classe de técnicas que são exclusivas de análise multivariada. O coeficiente de correlação é um exemplo. Embora estas técnicas também possam ser aplicadas na estatística inferencial, suas principais aplicações são como técnicas analíticas de dados, em particular, técnicas que tentam descrever a estrutura multivariada dos dados. A análise de componentes principais (PCA) é uma dessas técnicas, e seu principal uso é como uma técnica descritiva, além de ser usada em processos inferenciais (Jackson, 1991).

A técnica de PCA foi inicialmente descrita por Karl Pearson, em 1901. No entanto, o procedimento geral, como é conhecido atualmente foi desenvolvido por Harold Hotelling em um artigo pioneiro, em 1933 (Jackson, 1991; Manly, 2008).

PCA é frequentemente referida como uma técnica para reduzir o número de variáveis em um conjunto de dados sem perda significativa de informações, isto é, realiza uma redução de dimensionalidade e atua como um possível processo de identificação de novas variáveis com maior significado. Estas novas variáveis, que correspondem a combinações lineares do conjunto inicial de variáveis, normalmente são difíceis de ser interpretadas. 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).

A PCA opera transformando um conjunto de variáveis inter-relacionadas em outro conjunto de variáveis não correlacionadas que são chamadas de componentes principais. Os componentes principais, além de serem não correlacionados entre si (ou seja, eles são ortogonais), estão ordenados em termos da variabilidade que eles representam (Semmlow, 2004).

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).

Para demonstrar como é realizada a PCA, considere um vetor aleatório \mathbf{x} de n dimensões, com média zero, representando um ambiente de interesse.

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

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 médio quadrático.

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

$\mathbf{\Sigma}$ 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, ou seja:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{11}^2 & \sigma_{12}^2 & \cdots & \sigma_{1n}^2 \\ \sigma_{21}^2 & \sigma_{22}^2 & \cdots & \sigma_{2n}^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1}^2 & \sigma_{n2}^2 & \cdots & \sigma_{nn}^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

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} (prova de variância, $\psi(\mathbf{v})$):

$$\sigma_c^2 = \psi(\mathbf{v}) = \mathbf{v}^T \Sigma \mathbf{v}, \quad (6)$$

tem-se que a variância apresenta valores máximos locais quando a derivada parcial de $\psi(\mathbf{v})$ em relação a ao vetor \mathbf{v} for igual a zero, ou seja:

$$\frac{\partial \psi(\mathbf{v})}{\partial \mathbf{v}} = \lim_{\Delta \mathbf{v} \rightarrow 0} \left\{ \frac{(\mathbf{v} + \Delta \mathbf{v})^T \Sigma (\mathbf{v} + \Delta \mathbf{v}) - \mathbf{v}^T \Sigma \mathbf{v}}{\Delta \mathbf{v}} \right\} = 0 \quad (7)$$

Desenvolvendo-se os produtos no numerador de (7), tem-se:

$$\frac{\partial \psi(\mathbf{v})}{\partial \mathbf{v}} = \lim_{\Delta \mathbf{v} \rightarrow 0} \left\{ \frac{\mathbf{v}^T \Sigma \mathbf{v} + \mathbf{v}^T \Sigma \Delta \mathbf{v} + (\Delta \mathbf{v})^T \Sigma \mathbf{v} + (\Delta \mathbf{v})^T \Sigma \Delta \mathbf{v} - \mathbf{v}^T \Sigma \mathbf{v}}{\Delta \mathbf{v}} \right\} = 0 \quad (8)$$

Desprezando-se o termo infinitesimal de segunda ordem em (8) e lembrando-se que $\mathbf{v}^T \Sigma \Delta \mathbf{v} = (\Delta \mathbf{v})^T \Sigma \mathbf{v}$, pois a matriz Σ é simétrica, tem-se que:

$$\frac{\partial \psi(\mathbf{v})}{\partial \mathbf{v}} = 2 \lim_{\Delta \mathbf{v} \rightarrow 0} \left\{ \frac{(\Delta \mathbf{v})^T \Sigma \mathbf{v}}{\Delta \mathbf{v}} \right\} = 0 \quad (9)$$

Logo:

$$(\Delta \mathbf{v})^T \Sigma \mathbf{v} = 0 \quad (10)$$

A partir da condição (3):

$$\begin{aligned} |\mathbf{v} + \Delta \mathbf{v}| &= 1 \\ (\mathbf{v} + \Delta \mathbf{v})^T (\mathbf{v} + \Delta \mathbf{v}) &= 1 \\ (\Delta \mathbf{v})^T \mathbf{v} &= 0 \end{aligned} \quad (11)$$

Igualando-se as equações (10) e (11), e lembrando que, por convenção, os elementos de \mathbf{v} são adimensionais, será necessário acrescentar um fator de escala λ com as mesmas dimensões dos elementos de matriz de correlação Σ . Então:

$$\begin{aligned} (\Delta\mathbf{v})^T \Sigma \mathbf{v} &= \lambda (\Delta\mathbf{v})^T \mathbf{v} \\ \Sigma \mathbf{v} &= \lambda \mathbf{v} \end{aligned} \quad (12)$$

Logo, a maior variância da projeção de \mathbf{x} em direção a um vetor unitário \mathbf{v} acontece quando este vetor for um autovetor da matriz de correlação Σ . Os autovalores de Σ 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} ($n \times n$):

$$\mathbf{V} = \begin{bmatrix} v_{11} & v_{21} & \cdots & v_{n1} \\ v_{21} & v_{22} & \cdots & v_{n2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{n1} & v_{2n} & \cdots & v_{nn} \end{bmatrix}, \quad (13)$$

então a equação (12) será representada por:

$$\Sigma \mathbf{V} = \mathbf{V} \Lambda \quad (14)$$

Onde \mathbf{V} é uma matriz ortonormal, a qual suas colunas são os autovetores da matriz Σ , e Λ é uma matriz diagonal definida pelos autovalores da matriz Σ . Multiplicando-se ambos os lados de (14) por \mathbf{V}^T , tem-se:

$$\mathbf{V}^T \Sigma \mathbf{V} = \Lambda \quad (15)$$

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 (15) e lembrando-se da relação $tr(\mathbf{V}^{-1} \Sigma \mathbf{V}) = tr(\Sigma)$, tem-se que:

$$\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_n = \sigma_{11} + \sigma_{22} + \dots + \sigma_{nn} \quad (16)$$

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

$$\det|\Sigma - \Lambda\mathbf{I}| = 0 \quad (17)$$

Da equação (2) segue-se:

$$c_j = \mathbf{x}^T \mathbf{v}_j = \mathbf{v}_j^T \mathbf{x} \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (18)$$

Onde c_j são os componentes principais.

$$\begin{aligned} c_1 &= v_{11}x_1 + v_{12}x_2 + \dots + v_{1n}x_n \\ c_2 &= v_{21}x_1 + v_{22}x_2 + \dots + v_{2n}x_n \\ &\vdots \\ c_n &= v_{n1}x_1 + v_{n2}x_2 + \dots + v_{nn}x_n \end{aligned} \quad (19)$$

Os componentes que explicam somente uma pequena proporção da variação nos dados podem ser descartados, ou seja, por exemplo, na coleta de dados com 10 eletrodos, pode ser obtido que os dois primeiros componentes principais expliquem 90% da variância total, então os outros 8 componentes podem ser desprezados sem levar a grandes perdas de informação.

Para exemplificar a característica da PCA, a qual transforma dados correlacionados em não correlacionados, considere dois conjuntos de variáveis x_1 e x_2 (Figura 5), os quais foram formados pela mistura de dois sinais diferentes, s_1 e s_2 (Figura 6). Estes sinais foram construídos a partir de senos com frequências e amplitudes diferentes, e acréscimo de ruído branco.

$$\begin{aligned} x_1 &= a_{11}s_1 + a_{12}s_2 \\ x_2 &= a_{21}s_1 + a_{22}s_2 \end{aligned} \quad (20)$$

Na equação (20), a_{ij} são diferentes fatores de escala.

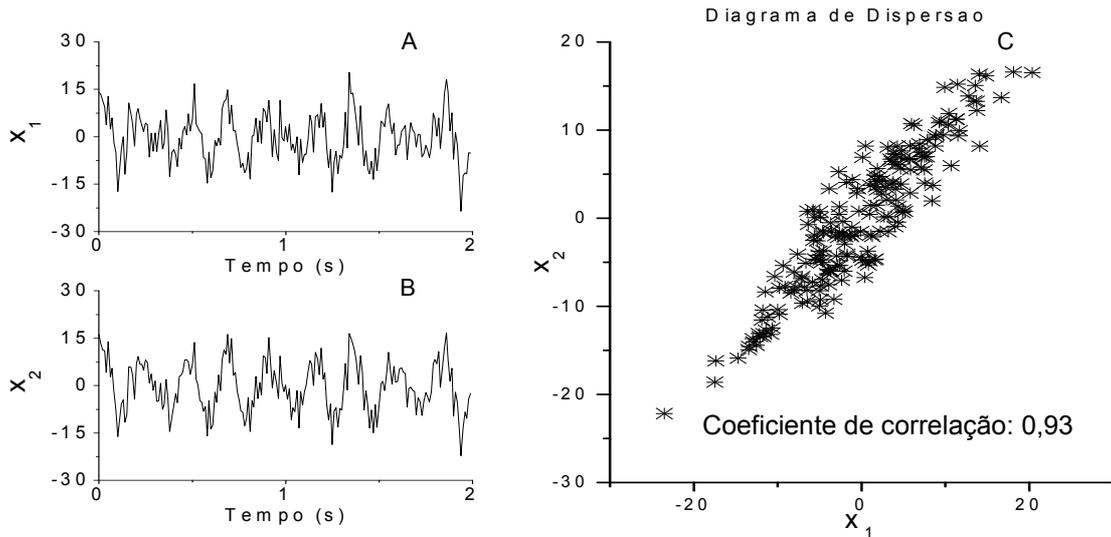


Figura 5. Sinal x_1 , A. Sinal x_2 , B. Diagrama de dispersão da correlação entre x_1 e x_2 , C.

Devido ao fato que os sinais x_1 e x_2 foram criados pela mistura das variáveis de duas mesmas origens, as variáveis daqueles apresentam alto grau de correlação, como pode ser visto pelo diagrama de dispersão da correlação entre x_1 e x_2 na Figura 5 C. Desta forma, o conhecimento dos valores de s_1 fornece informações sobre a gama de possibilidades para os valores de s_2 e vice-versa.

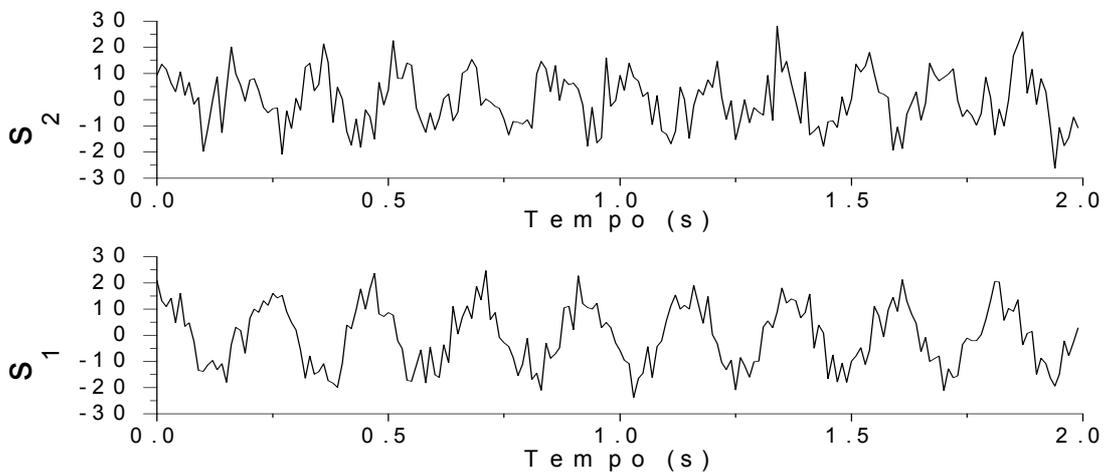


Figura 6. Sinais s_1 e s_2 construído a partir de senos e ruído branco.

Na Figura 7 são mostradas as formas de ondas dos componentes principais derivados dos sinais x_1 e x_2 , e também o diagrama de dispersão da correlação entre os componentes principais, do qual é possível notar, pela simetria da dispersão dos pontos, que os componentes não são correlacionados. Esta mudança de correlação apresentada pela PCA também é conhecida como rotação das variáveis.

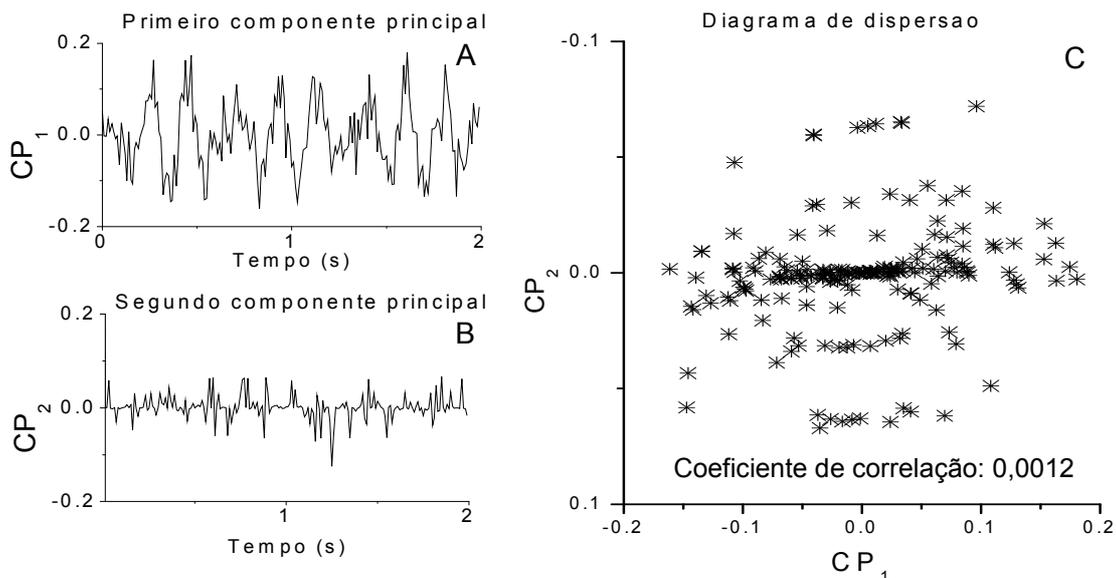


Figura 7. Primeiro componente principal (CP1), A. Segundo componente principal (CP2), B. Diagrama de dispersão da correlação entre os componentes principais, C.

Diferentemente da análise fatorial, que requer uma distribuição conjunta de observações multivariadas, a PCA pode ser definida sem depender que séries de dados temporais imponham estacionaridade e utilizem análises no domínio da frequência (Lansangan e Barrios, 2009).

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, quimiometria, ciência fotográfica, pesquisas de mercado, economia, agricultura e silvicultura, pesquisas biomédicas, pesquisas sobre anatomia humana e medidas físicas, entre outros (Jackson, 1991).

3.2 ANÁLISE DE COMPONENTES INDEPENDENTES

3.2.1 Introdução a Análise de Componentes Independentes

A técnica de análise de componentes independentes (ICA – *Independent Components Analysis*) foi originalmente introduzida no início dos anos 80 por Herault, 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. Cardoso, em um dos primeiros artigos sobre ICA, de 1989, utilizou métodos algébricos, com momentos de quarta ordem, e mostrou a inviabilidade de se usarem somente estatísticas de segunda ordem no processo de separação. Comon, em 1994, foi o pioneiro a desenvolver a teoria matemática do problema de obtenção dos componentes independentes (Carvalho, 2000; Hyvarinen *et al.*, 2001).

A ICA é uma técnica de separação cega de fontes independentes (ou separação cega de sinais), ou seja, uma técnica que, quando aplicada a um dado conjunto de misturas, visa à obtenção das fontes mutuamente independentes que deram origem a essas misturas. Separação cega significa que pouco ou nada se conhece dos sinais que formam a mistura. Segundo (Hyvarinen *et al.*, 2001), talvez a ICA seja a técnica mais amplamente utilizada para realizar uma separação cega de fontes (Hyvarinen *et al.*, 2001).

Esta técnica busca transformar um conjunto de dados originais em um número de variáveis independentes. A motivação para esta transformação é primariamente descobrir variáveis mais significativas, ou seja, a ICA é uma técnica estatística e computacional para revelar os fatores escondidos em um conjunto de variáveis, sinais ou medidas aleatórias, sendo definida como um modelo generativo para dados multivariados. Na ICA são utilizadas estatísticas com ordens mais altas, quando comparadas à PCA que é de segunda ordem (Semmlow, 2004).

O uso mais conhecido da ICA é na solução de problemas que estão intimamente relacionados ao que se denomina de “*cocktail-party problem*”, que corresponde à situação em que há pessoas conversando simultaneamente em um mesmo ambiente, ou seja, as falas estão misturadas. Então estas são gravadas por diferentes gravadores espalhados pelo ambiente. O problema está em identificar a fala de cada pessoa utilizando apenas as gravações. Isto é, a ICA tenta separar os sinais misturados (as gravações) com pouco ou nenhum conhecimento prévio das fontes (falas das pessoas) (Carvalho, 2000; Hyvarinen e Oja, 2000).

A contaminação do eletromiograma pelo sinal eletrocardiográfico é semelhante ao “*cocktail-party problem*”, pois os sinais elétricos cardíacos e musculares são coletados simultaneamente pelos mesmos eletrodos, ou seja, o sinal coletado por cada eletrodo é uma mistura de sinais eletromiográficos com sinais eletrocardiográficos (Figura 8).

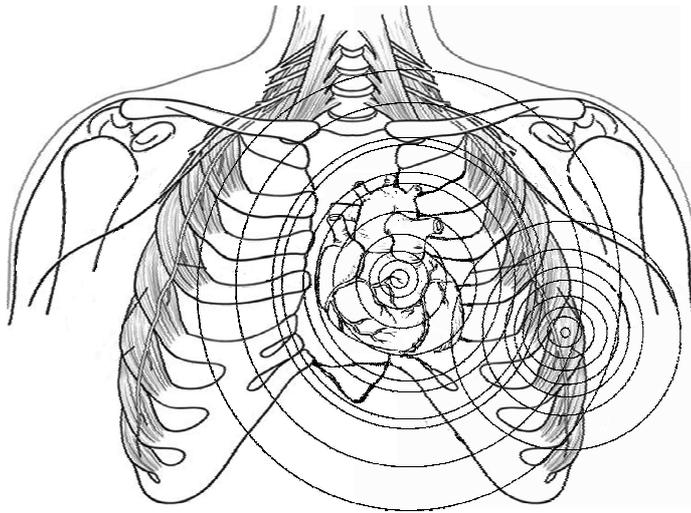


Figura 8. Imagem representativa da mistura dos sinais eletromiográficos com sinais eletrocardiográficos.

Considere que os sinais registrados resultem de uma mistura linear das fontes segundo o modelo:

$$\mathbf{x}[n] = \mathbf{A}\mathbf{s}[n] \quad (21)$$

onde $\mathbf{x}[n] = [x_1[n], x_2[n], \dots, x_M[n]]^T$ é o vetor observado com n amostras (com “T” sobrescrito denotando a matriz transposta), $\mathbf{s}[n] = [s_1[n], s_2[n], \dots, s_N[n]]^T$ é o vetor de componentes estatisticamente e mutuamente independentes com n amostras, e \mathbf{A} é uma matriz escalar $M \times N$, a qual é chamada de matriz de mistura. O modelo básico assume $M = N$, o que significa que o número de fontes é igual ao número de misturas. A ICA procura por fontes de sinais que sejam as mais independentes possíveis.

Para uma simples exemplificação, considere os sinais ECG ($s_1[n]$) e EMG ($s_2[n]$) sendo adquiridos misturados por dois eletrodos ($x_1[n]$ e $x_2[n]$). Os sinais obtidos pelos eletrodos podem ser expressos pelas seguintes equações:

$$x_1[n] = a_{11}s_1[n] + a_{12}s_2[n] \quad (22)$$

$$x_2[n] = a_{21}s_1[n] + a_{22}s_2[n] \quad (23)$$

onde $a_{i,j}$, com $i, j = 1, 2$, são alguns coeficientes reais (coeficientes de mistura) que dependem da distância dos eletrodos com a origem dos sinais, e também do meio de condução dos sinais no organismo, para este exemplo.

As equações (22) e (23) podem ser apresentadas em forma matricial:

$$\begin{bmatrix} x_1[n] \\ x_2[n] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_1[n] \\ s_2[n] \end{bmatrix} \quad (24)$$

formando assim o modelo básico da ICA, apresentado pela equação (21).

Como pré-processamento para a ICA, primeiramente pode-se assumir que as variáveis observadas das misturas e os componentes independentes têm média zero. Caso não tenham as variáveis observadas podem ser centralizadas subtraindo-lhes as médias. O próximo passo é branquear os dados, também conhecido como arredondamento dos dados, transformando o sinal observado, $\mathbf{x}[n]$, em outro vetor, $\tilde{\mathbf{x}}[n]$. Os dados branqueados são não correlacionados (como os componentes principais), e as variáveis apresentam variância unitária.

Após estimar a matriz \mathbf{A} , pode ser computado uma matriz inversa, \mathbf{W} , a partir da matriz estimada de \mathbf{A} , e assim obter os componentes independentes:

$$\mathbf{y}[n] = \mathbf{W}\mathbf{x}[n] \quad (25)$$

Nesta equação, $\mathbf{y}[n] = [y_1[n], y_2[n], \dots, y_N[n]]^T$ representa os componentes independentes $s_i[n]$ estimados e \mathbf{W} é a matriz de separação.

A partir do modelo de ICA, assume-se que as fontes originais são estatisticamente independentes em cada instante discreto de tempo. Conceitualmente, variáveis aleatórias y_1, y_2, \dots, y_N são ditas independentes se a informação nos valores de y_i não resultar em nenhuma informação sobre os valores de y_j , para $i \neq j$.

Como dito anteriormente, a matriz \mathbf{A} não é conhecida, e não há nenhuma informação complementar além da mistura dos componentes. Esta restrição impede que, por exemplo, se tenha certeza da ordem correta das fontes e também das amplitudes dos sinais. A matriz \mathbf{W} apresentada na equação (25) é estritamente relacionada a posições angulares de eixos que podem ser identificados no espaço formado pelo vetor $\mathbf{x}[n]$.

Outro ponto importante na aplicação da ICA é que a matriz de mistura deve ser quadrada, isto é, o número de fontes deve ser igual ao número de sinais medidos. Caso existam mais misturas que fontes, ou seja, $M > N$, então o problema pode ser resolvido

com o uso da PCA, a qual será utilizada para reduzir a dimensão do conjunto de dados $\mathbf{x}[n]$, para igualar ao número de fontes $\mathbf{s}[n]$.

Já nos casos em que somente um dispositivo de monitoramento está disponível, isto é, quando $M < N$, o problema é chamado de *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.

Existem duas ambiguidades ao se utilizar a ICA. Primeiramente, não é possível determinar a variância das fontes reais, portanto a energia ou amplitude não são identificáveis. Em segundo lugar, não há possibilidade, ao contrário da PCA, de determinar a ordem dos componentes independentes.

A chave para estimar o modelo de ICA é a não-gaussianidade, e para utilizar essa, é necessário ter uma medida quantitativa da não-gaussianidade das variáveis. Uma medida quantitativa clássica é a curtose ou cumulativo de quarta ordem. Em variáveis aleatórias gaussianas, a curtose é igual a zero. Curtoses negativas são chamadas de sub-gaussianas e, com curtoses positivas super-gaussianas.

Outra medida importante da não-gaussianidade é dada pela negentropia, a qual é baseada na quantidade de informação da entropia. Entropia é o conceito básico da teoria de informação. A entropia de uma variável aleatória pode ser interpretada como o grau de informação que a observação dessa variável fornece, e está relacionada à codificação do comprimento da variável.

A estimação do modelo de ICA também pode ser realizada alternativamente a partir da minimização de informações mútuas que são medidas naturais de dependência entre variáveis aleatórias. Nessa abordagem, define-se a ICA do vetor aleatório $\mathbf{x}[n]$ como uma transformação inversa, como na equação (25), onde a matriz \mathbf{W} é determinada para que a informação mútua dos componentes transformados s_i seja minimizada.

Outra abordagem para estimar o modelo de ICA é a estimação de máxima probabilidade, a qual está intimamente conectada ao princípio *infomax*, ou maximização de entropia. A estimação de máxima probabilidade é equivalente à minimização de informações mútuas (Hyvarinen e Oja, 2000).

Para ilustrar a utilização da ICA, considere as formas de ondas na Figura 9, as quais representam os sinais originais, ou seja, $s_1(t)$ e $s_2(t)$ que na prática são desconhecidos.

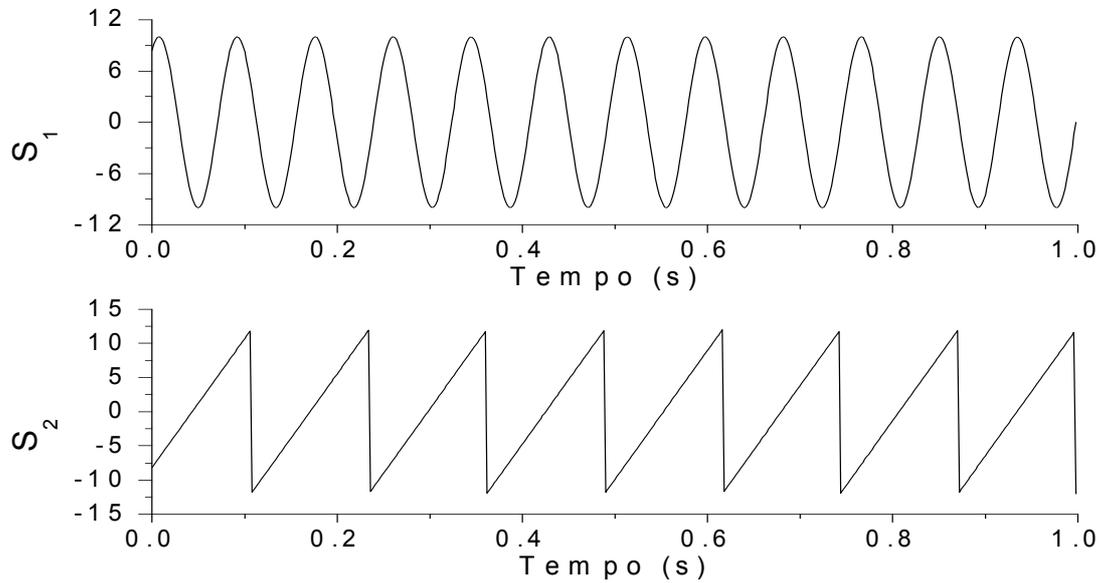


Figura 9. Sinais originais s_1 e s_2

Agora, na Figura 10 são mostradas as formas de ondas dos sinais misturados, $x_1(t)$ e $x_2(t)$, que são os sinais conhecidos. O problema em questão é reconhecer os sinais da Figura 9 utilizando apenas os dados apresentados na Figura 10.

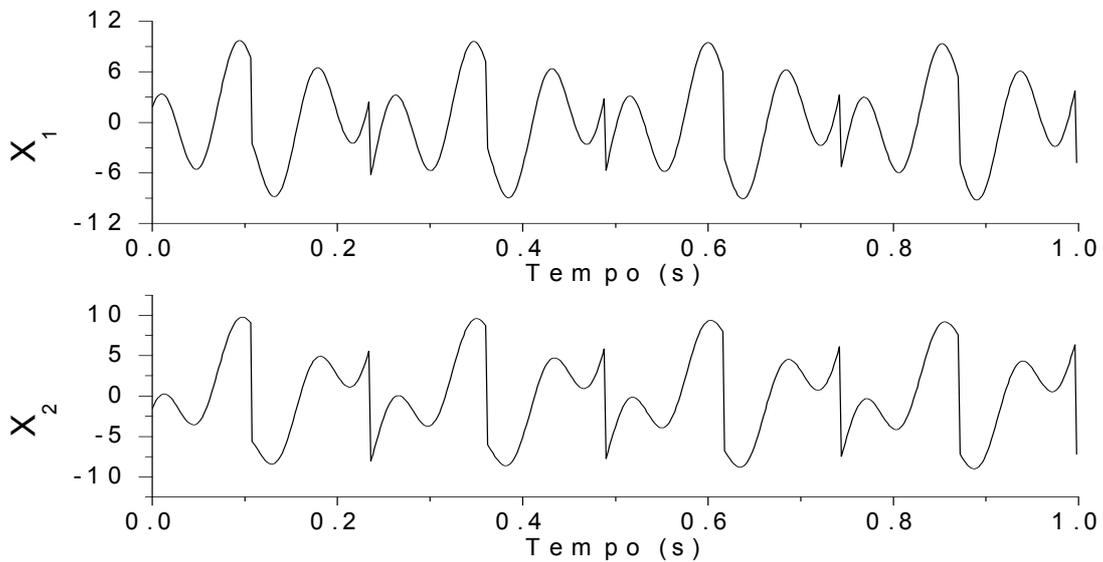


Figura 10. Sinais observados, x_1 e x_2 , formados pela mistura de s_1 e s_2 .

Na Figura 11 são mostradas as formas de ondas obtidas após a aplicação da técnica de ICA. Para determinar estes dados foi utilizado o algoritmo FastICA¹ (Hyvarinen e Oja, 2000). É possível notar que os componentes independentes são bem parecidos com os sinais originais, no entanto, podem apresentar fase invertida.

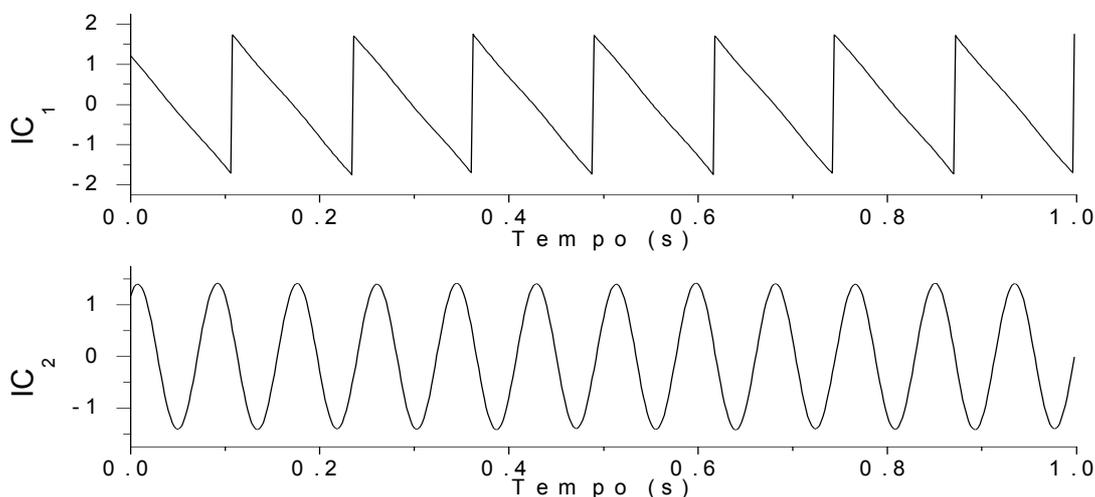


Figura 11. Componentes independentes. (IC1 – Primeiro componente independente. IC2 – Segundo componente independente).

A análise de dados por ICA tem sido aplicada em diferentes campos, incluindo processamento de imagens digitais, banco de dados de documentos, indicadores econômicos, medidas psicométricas, telecomunicação e redução de ruídos. Em muitos casos, as medidas são dadas como um grupo de sinais adquiridos simultaneamente ou séries temporais, caracterizadas pela separação cega de sinais.

A aplicação da técnica de ICA, de principal interesse neste estudo, visa à análise e separação de sinais biológicos, no caso os sinais ECG e EMG, que são coletados misturados através de eletrodos superficiais.

3.2.2 Algoritmo FastICA

O algoritmo FastICA (Hyvarinen, 1999) foi utilizado neste trabalho para a extração de componentes independentes. Ele é baseado em um esquema de interação de ponto fixo, consistindo de dois passos: pré-processamento e o próprio algoritmo FastICA. O pré-processamento consiste de centralização e branqueamento dos dados. A

¹ Download do pacote FastICA: <http://www.cis.hut.fi/projects/ica/fastica/>

centralização é realizada pela subtração da média dos dados de entrada e o branqueamento é usado para remover a correlação entre os dados observados (Hyvarinen *et al.*, 2001).

A medida de independência é realizada utilizando o conceito de Informação Mútua, a qual está diretamente relacionada com a definição de independência pela divergência de Kullback-Leibler (Comon, 2009). Já a não-Gaussianidade é medida pela aproximação da negentropia (Hyvarinen e Oja, 2000).

Os componentes independentes são estimados um a um, o que ajuda em análise exploratória de dados e diminui a carga computacional do método em casos que apenas alguns componentes independentes precisam ser estimados. O FastICA tem vantagens de ser computacionalmente simples, requerer pequeno espaço de memória, e é de fácil aplicabilidade para o usuário (Hyvarinen e Oja, 2000).

3.3 FILTRO ADAPTATIVO

De acordo com Marque *et al.*, 2005, a filtragem adaptativa é capaz de eliminar ruídos de sinais quando estes e o ruído apresentam sobreposição espectral. Os filtros adaptativos para cancelamento de ruídos foram desenvolvidos para otimizar a estimação dos componentes dos sinais presentes em ambientes ruidosos sem a necessidade de um conhecimento prévio do sinal ou do ruído. Filtros adaptativos ajustam seus parâmetros baseando-se nas propriedades estatísticas das entradas que permitem uma adaptação em tempo real para mudanças dinâmicas no sinal e em componentes de ruídos (Widrow, *et al.*, 1975; Lu *et al.*, 2009).

O filtro adaptativo funciona basicamente da seguinte forma: o sinal de interesse é corrompido pelo ruído. O filtro adaptativo requer um sinal de referência que seja correlacionado com o ruído, e um algoritmo adaptativo que controle os parâmetros do filtro, com respeito ao critério de correção. O sinal de referência é filtrado e então subtraído do sinal corrompido (sinal mais ruído), levando à estimação do sinal de interesse (Figura 12) (Widrow *et al.*, 1975; Marque *et al.*, 2005).

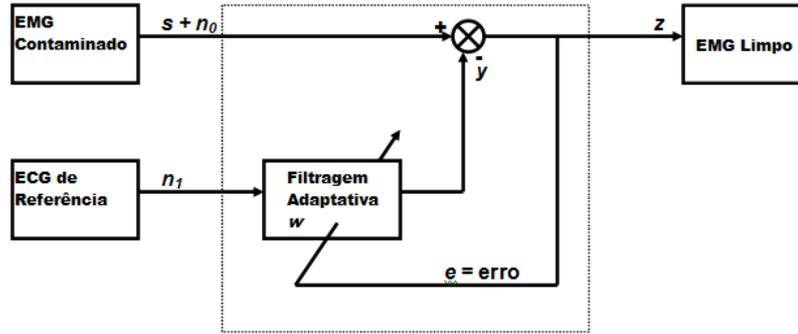


Figura 12. Conceito do filtro adaptativo.

A entrada primária para o filtro é um sinal original representado por $s + n_0$ sendo o n_0 o ruído e s o sinal de interesse. A referência de entrada n_1 é gravada separadamente do sinal, ou seja, referente ao ruído. O n_1 não está correlacionado com s , mas está correlacionado com o ruído. A referência é filtrada pelo filtro adaptativo produzindo uma saída y , que seja a mais próxima possível do ruído n_0 , para então ser subtraída do sinal de entrada $s + n_0$ e por fim obter a saída z que é o sinal de interesse sem interferências.

O filtro adaptativo é baseado na minimização aproximada do erro quadrado médio entre a saída do filtro e o sinal desejado, y e s , respectivamente. O ajuste dos coeficientes do filtro pode ser feito através do mínimo quadrado médio (LMS – *Least-Mean-Square*) ou do mínimo quadrado recursivo, entre outros.

O erro é dado por:

$$e(n) = s(n) + n_0(n) - y(n), \quad (26)$$

e o erro médio quadrático:

$$E[e^2(n)] = E[(s(n) + n_0(n) - y(n))^2] \quad (27)$$

Visto que $s(n)$ e $n_0(n)$, e $s(n)$ e $y(n)$ são não correlacionados:

$$E[e^2(n)] = E[s^2(n)] + E[(n_0(n) - y(n))^2] \quad (28)$$

A potência do sinal permanece constante durante a adaptação. Minimizando-se $E[e^2(n)]$, minimiza-se também $E[(n_0(n) - y(n))^2]$, logo $y(n)$ passa a ser aproximadamente igual a $n_0(n)$.

O filtro adaptativo é normalmente implementado como um filtro de resposta impulsiva finita com finitos números de peso m , devido à sua estabilidade computacional. Os pesos do filtro são ajustados utilizando algoritmo LMS com a seguinte equação:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + 2\mu p(n)e(n), \quad (29)$$

onde $p(n) = s(n) + n_0(n)$. $\mathbf{w}(n+1)$ e $\mathbf{w}(n)$ são matrizes ($m \times 1$) dos coeficientes do filtro. E μ é o fator convergente que satisfaz a condição $0 < \mu < 2/L_{\max}$, onde L_{\max} é o maior valor da matriz de autocorrelação do sinal de entrada (Widrow *et al.*, 1975; Akkiraju e Reddy, 1992).

O coeficiente do filtro é dado por:

$$\mathbf{w} = \mathbf{R}^{-1}\mathbf{r} \quad (30)$$

onde R é a autocorrelação do sinal de entrada e \mathbf{r} é a correlação cruzada entre sinal de entrada e sinal de referência.

Em vários trabalhos, foram utilizados os filtros adaptativos com o intuito de remover sinais eletrocardiográficos de sinais eletromiográficos (Akkiraju e Reddy, 1992; Black e Lovely, 1997a; Deng *et al.*, 2000; Marque *et al.*, 2005; Butler *et al.*, 2009; Lu *et al.*, 2009).

O filtro adaptativo além de ser uma ferramenta na remoção do ECG do EMG contaminado, também pode ser utilizado na remoção de vários tipos de ruídos da eletrocardiografia, remoção de ruídos em sinais sonoros, em interferências periódicas e de banda larga, entre outros (Widrow *et al.*, 1975).

4 MATERIAIS E MÉTODOS

4.1 AMOSTRA

Os participantes foram convidados para participar da pesquisa como voluntários. Foram recrutados 5 voluntários do sexo masculino, seguindo os seguintes critérios de inclusão:

- Ter idade entre 20 e 35 anos;
- Não apresentar queixas de dor na coluna lombar e/ou quadril;
- Não apresentar qualquer tipo de doença ou limitação física que impeça a realização dos exercícios;
- Não ter se submetido a cirurgias prévias do quadril e/ou coluna lombar;
- Não apresentar alterações congênitas nos membros inferiores ou na coluna;
- Apresentar um nível de compreensão suficiente que possibilite a realização dos testes;
- Não ter histórico de doenças cardíacas, e
- Ter lido e assinado o termo de consentimento livre e esclarecido (Apêndice 1).

4.2 ASPECTOS ÉTICOS

O projeto foi submetido à avaliação e aprovação pelo Comitê de Ética em Pesquisa do Instituto de Estudos em Saúde Coletiva, nos termos da portaria 196/96 do Conselho Nacional de Saúde, sob o parecer nº 95/2010 (Anexo 1). 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 cada.

4.3 ELETROMIÓGRAFO

Os sinais eletromiográficos foram obtidos pelo eletromiógrafo MP150WSW, *Biopac Systems* ©, *Santa Barbara, Califórnia*. Este aparelho tem capacidade para frequências de coleta variadas, e apresenta o *software Acqknowledge*® para utilização na coleta dos dados. Os eletrodos utilizados foram de superfície e bipolares. Para a aquisição dos dados foram utilizados quatro canais de EMG com ganho de 5000 e filtragem analógica entre 1 e 500 Hz, e um canal de ECG com ganho de 5000 e filtragem analógica entre 1 e 150 Hz. A frequência de amostragem utilizada foi de 1 kHz.

4.4 PROCEDIMENTOS

Inicialmente, os participantes foram esclarecidos sobre o protocolo de investigação proposto e assinaram o termo de consentimento livre e esclarecido para participação no estudo, bem como o consentimento do uso de imagem (Apêndice 2). Foram realizadas entrevista e avaliação para coletar dados demográficos e antropométricos, assim como as informações relacionadas aos critérios de inclusão (Apêndice 3).

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 SENIAM² (*Surface Electromyography for the Non-Invasive Assessment of Muscles*).

Foram coletados os sinais dos eretores espinhais do lado direito, utilizando três canais. Os eletrodos foram colocados a dois dedos laterais dos processos espinhosos, com orientação vertical, ou seja, paralelos às fibras musculares. A distância intereletrodos foi de 20 milímetros, centro a centro. Um par de eletrodos estava ao nível da vértebra L1, e os outros dois pares seguiram um abaixo e outro acima do primeiro

² www.seniam.org

par. O eletrodo de referência foi posicionado sobre o processo espinhoso da vértebra C7 (Figura 13).

Todos os sinais foram adquiridos com o voluntário na posição ortostática. Neste estudo também foram utilizados sinais reais para simular a mistura do EMG com o ECG, e para isso foram coletados sinais de EMG e ECG que não tivessem interferência um sobre o outro. O EMG para o sinal simulado foi coletado com um canal sobre o gastrocnêmio medial direito. O par de eletrodos foi posicionado sobre o bojo mais proeminente do gastrocnêmio medial e a orientação destes segue a linha de direção da perna, com espaçamento de vinte milímetros entre os eletrodos, centro a centro (Figura 13). 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 (Figura 13). Este ECG também será utilizado como o sinal de referência para o filtro adaptativo.

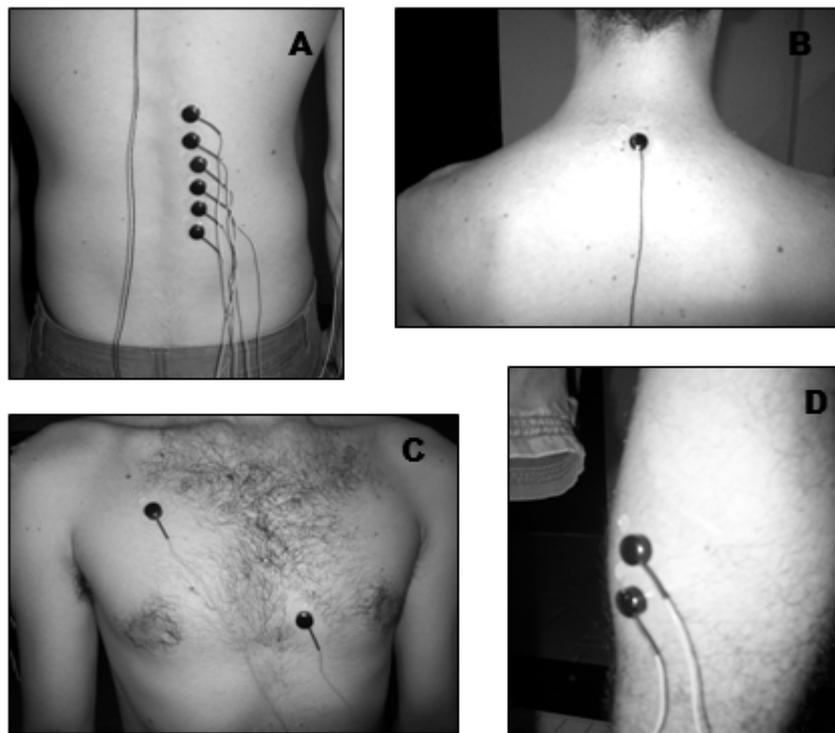


Figura 13. Posicionamento dos eletrodos sobre os músculos eretores espinhais, A. Posicionamento do eletrodo de referência, B. Posicionamento dos eletrodos para coletar o eletrocardiograma, C. Posicionamento dos eletrodos sobre o músculo gastrocnêmio, D.

Os movimentos realizados (Figura 14) foram:

- Flexão plantar bilateral estático e dinâmico;

- Flexão do ombro bilateral estático e dinâmico;
- Flexão do tronco estático e dinâmico;
- Alcance à frente bilateralmente.
- Manutenção na posição ortostática sem movimentos.

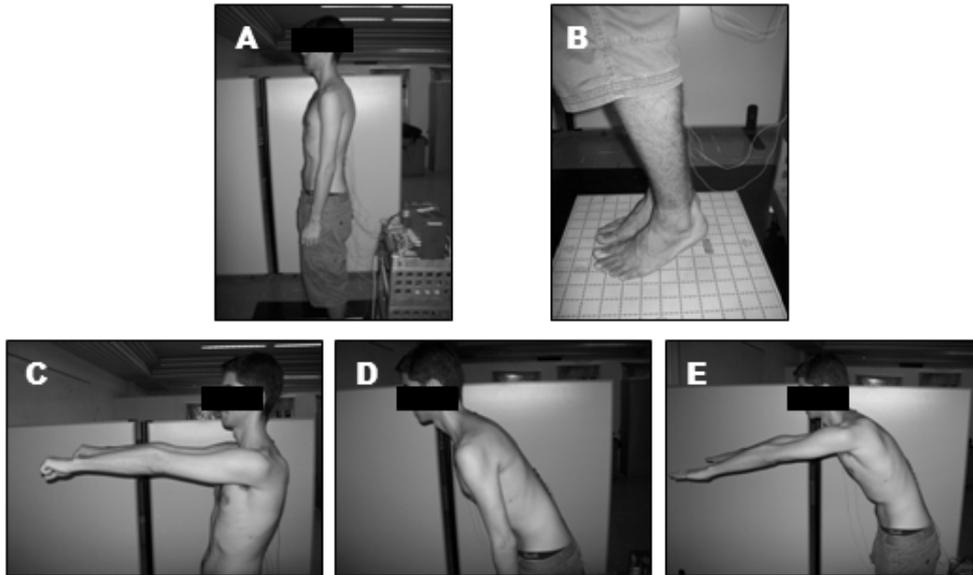


Figura 14. Manutenção na posição ortostática, A. Flexão plantar bilateral estático, B. Flexão do ombro bilateral estático, C. Flexão do tronco estático, D. Alcance à frente, E.

Cada movimento foi realizado com duração de 40 segundos. Para os movimentos estáticos, o voluntário permanecia nas posições apresentadas na Figura 14 utilizando contração isométrica. Nos movimentos dinâmicos, o voluntário partia da posição ortostática ereta e seguia até as posições descritas anteriormente (Figura 14) em contração isotônica, com velocidade que considerasse confortável, realizando repetições consecutivas durante os 40 segundos, o que chegou a aproximadamente 10 repetições para cada tipo de movimento.

A ordem de execução dos exercícios foi aleatória. Os movimentos eram iniciados somente após um comando verbal realizado pelo pesquisador. Os diferentes movimentos proporcionam diferentes níveis de ativação muscular, ou seja, diferentes amplitudes no EMG, o que leva a diferentes níveis de contaminação pelo ECG.

Neste trabalho, também foram utilizados sinais eletromiográficos de um estudo prévio (Sakamoto, 2006), dos quais há sinais contaminados por ECG. Os contaminados foram coletados sobre os músculos eretores espinhais, bilateralmente e com contração isométrica voluntária máxima, sendo apenas um canal de cada lado. Estes sinais foram coletados com os voluntários em decúbito ventral e foram realizados os seguintes

exercícios associados à extensão de quadril: flexão de joelho; extensão de joelho; flexão de joelho e rotação lateral de quadril; extensão de joelho e rotação lateral de quadril. Cada exercício foi realizado em três repetições, sendo que cada contração muscular tinha duração de 5 segundos seguida de um intervalo de 2 minutos em repouso. Foram utilizados os sinais de 27 voluntários.

4.5 SINAIS

Todos os sinais, antes de serem processados pelas técnicas propostas, foram filtrados com passa-faixa entre 2 e 500 Hz com filtro *Butterworth* de segunda ordem.

Para facilitar o detalhamento da metodologia, os sinais dos músculos eretores adquiridos para este trabalho foram nomeados como ERE1 e os sinais dos eretores dos dados prévios como ERE2.

Todos os processamentos foram realizados com o auxílio do software Matlab (The MathWorks, EUA).

4.5.1 Sinais Reais

Primeiramente, os sinais dos músculos eretores de cada movimento foram utilizados como sinais observados para o algoritmo FastICA, ou seja, correspondem ao vetor $\mathbf{x}[n]$ na equação (21). Tanto os sinais ERE1 quanto os sinais ERE2 foram utilizados, sendo que para ERE1 o vetor $\mathbf{x}[n]$ é constituído de três sinais do mesmo músculo e para ERE2 o vetor $\mathbf{x}[n]$ é constituído de dois sinais de músculos diferentes (eretores bilaterais).

Alternativamente, apenas um sinal contaminado foi utilizado (SCICA), conforme proposto por Ferreira *et al.*, 2009. Para tal, uma vez que \mathbf{W} em (25) deve ser uma matriz quadrada (o que implica o número de misturas ser igual ao de fontes a serem estimadas), um segundo sinal foi obtido deslocando-se m amostras do mesmo canal, ou seja:

$$\mathbf{x}[n] = \begin{bmatrix} x_1[n] \\ x_2[n] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1[n] \\ x_1[n-m] \end{bmatrix} \quad (31)$$

Assim, com base em (31), o algoritmo FastICA pôde ser aplicado para tentar separar duas fontes independentes, ($\mathbf{y}[n]$ em (25)), de um único sinal de mistura registrado.

Este modo alternativo de utilizar um sinal contaminado e sua cópia com amostras deslocadas como parâmetro de entrada para o algoritmo de separação cega de fontes também foi aplicado com PCA, sendo avaliado como resultado os componentes principais (PC – *Principal Components*). Foram avaliados diferentes deslocamentos de amostra (de 1 à 50). A Figura 15 apresenta um esquema de como os sinais foram utilizados no FastICA e na PCA.

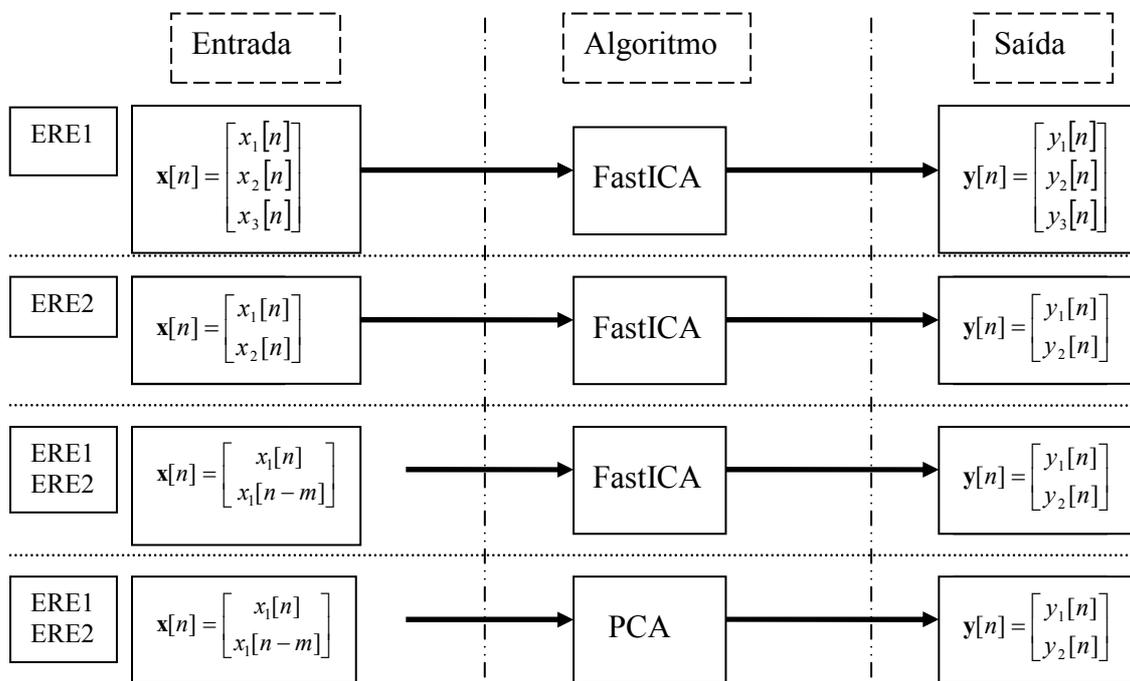


Figura 15. Esquematisação do processamento dos sinais utilizando Análise de Componentes Independentes (com FastICA) e Análise de Componentes Principais (PCA) para os sinais dos músculos eretores de ERE1 e ERE2.

A remoção do ECG com o filtro adaptativo foi realizada de acordo com a teoria apresentada no capítulo 4. Entre os sinais reais utilizados neste trabalho, apenas os sinais de ERE1 foram processados pelo filtro adaptativo, pois, para estes dados, foi coletado um canal separado de ECG para servir de sinal de referência. O esquema da filtragem adaptativa é apresentado na Figura 12. Como no filtro adaptativo utilizado neste trabalho só é permitido a filtragem de um sinal contaminado por vez, então os sinais de ERE1 foram processados um a um.

4.5.2 Sinais Simulados

Como citado anteriormente, foram realizadas misturas simuladas dos sinais eletromiográficos com ECG utilizando sinais reais (SSR – Sinais Simulados Reais). Para esta mistura, foram utilizados os sinais coletados sobre o gastrocnêmico medial e o sinal separado de ECG. Para cada EMG coletado foi também coletado um de ECG.

O sinal do gastrocnêmico foi dividido em três partes de 10 segundos, e a cada parte foi acrescentado o mesmo trecho do ECG. O mesmo ECG foi utilizado para manter a sincronia dos complexos QRS nas três misturas (Figura 16). Os sinais simulados foram processados da mesma maneira que os sinais reais, como apresentado na sessão anterior.

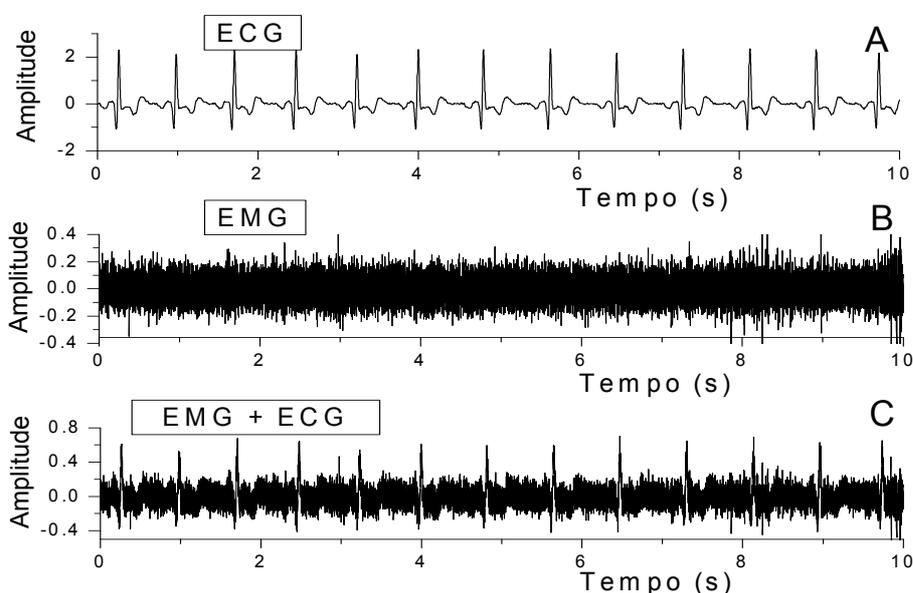


Figura 16. Sinal simulado a partir de sinais reais. ECG real sem presença de EMG, A. EMG real coletado no gastrocnêmico, B. Mistura entre EMG e ECG, C.

Como o tamanho do intervalo entre os batimentos cardíacos não são exatos, ou seja, o período do intervalo RR (Figura 2) varia entre cada batimento, então o sinal de referência para o filtro adaptativo nos sinais simulados também foi o mesmo ECG utilizado para realizar cada mistura, com o intuito de manter a sincronia dos complexos QRS.

Para avaliar a eficácia das técnicas em remover artefatos de ECG em diferentes níveis de contaminação, os sinais simulados foram misturados em quatro diferentes razão sinal/interferência (RSI): -10 dB, 1 dB, 20 dB e 30 dB (Figura 17), utilizando o valor quadrático médio (RMS – *Root Mean Square*) do EMG e da interferência:

$$RSI = 20 \times \log_{10} \frac{RMS_{Sinal}}{RMS_{Interferência}} \quad (32)$$

Nas RSI de -10 dB e 1 dB, os complexos QRS são visualmente evidentes. Na RSI de 20 dB os complexos QRS ainda são visualmente evidentes, porém sua identificação já se torna mais difícil, e na RSI de 30 dB não é possível visualizar os complexos QRS para contrações isométricas, sendo visíveis apenas nos intervalos das contrações isotônicas.

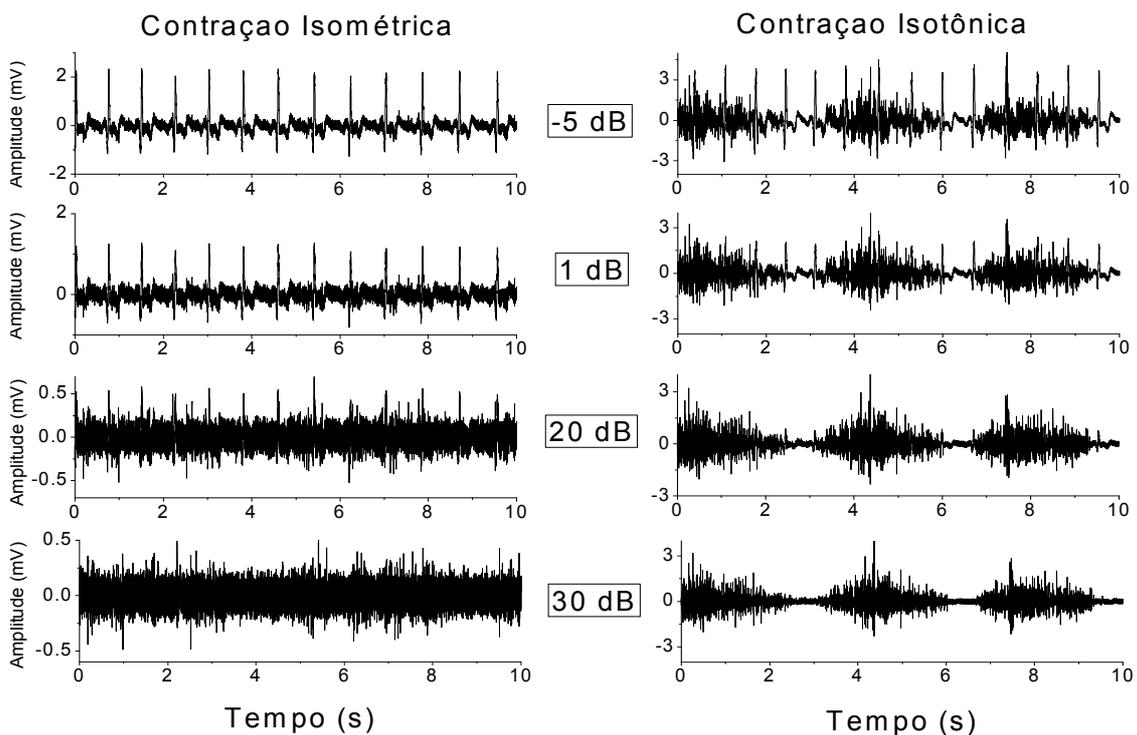


Figura 17. Sinais simulados a partir de sinais reais. Nesta figura foram colocadas as misturas com 4 diferentes relação sinal/interferência (-10, 1, 20 e 30 dB). A primeira coluna representa as misturas com o EMG de contração isométrica, e na segunda coluna contrações isotônicas sequenciais.

Também foram gerados sinais simulados a partir de sinais artificiais (SSA – Sinais Simulados Artificiais) com distribuição e formato semelhantes aos dados reais de ERE2 (Figura 18). Para cada conjunto de sinais simulados 2 misturas foram formadas por 2 ECG e 2 EMG, ou seja, cada EMG foi misturado a 1 ECG. Os EMG foram simulados a partir de ruídos brancos Gaussianos com média zero. Os sinais eletrocardiográficos foram gerados por um simulador que utiliza princípios da série de Fourier (Karthik). Os 2 ECGs diferem na amplitude do complexo QRS e da onda S. A RSI dos sinais simulados SSA foi de 6 dB.

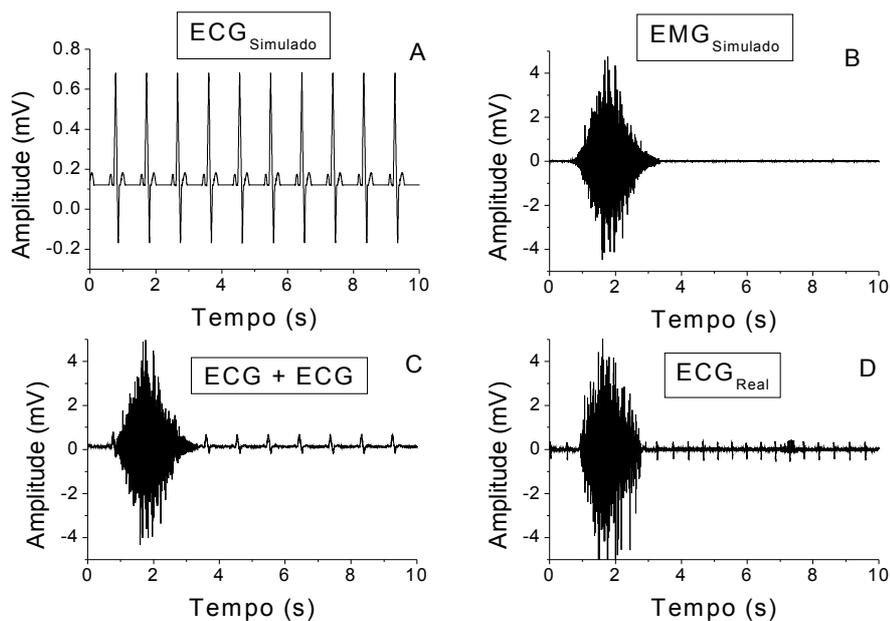


Figura 18. Sinal simulado a partir de sinais artificiais. ECG simulado, A. EMG simulado, B. Mistura entre EMG simulado e ECG simulado, C. Sinal eletromiográfico real, D.

Em ambos os sinais simulados, SSR e SSA, as fontes e a matriz de mistura são conhecidas, o que facilita a avaliação de desempenho na separação cega das fontes.

4.6 ANÁLISE DE RESULTADOS E ESTATÍSTICA

Os sinais simulados foram utilizados para verificar a eficácia das técnicas de separação cega de fontes e de remoção de artefatos utilizadas neste trabalho. Foi calculado o valor RMS do EMG antes da mistura com o ECG, após a mistura e após os processamentos. Para comparar os sinais contaminados com os resultados foi utilizada a razão sinal/interferência antes e após o processamento dos sinais simulados. Para permitir a comparação entre as RSI, uma vez que nos algoritmos de ICA a informação de variância das fontes é perdida, ou seja, as fontes são encontradas com amplitudes arbitrárias, os sinais foram normalizados em função do valor máximo de amplitude. Para avaliar se houve diferenças estatisticamente significativas entre as RSI, foi utilizado o teste-t de Student, com nível de significância de 5%.

Como nos sinais reais não há o sinal de interferência isolado que permita realizar a RSI, então foi utilizado apenas o valor RMS para comparar o sinal contaminado com os resultados. Para comparar os resultados obtidos com os sinais reais e sinais simulados foi avaliada a diferença entre o valor RMS dos resultados e o RMS do sinal

contaminado, sendo que a hipótese consiste em não haver diferenças nos resultados dos sinais simulados e sinais reais.

Nos sinais simulados SSR, processados pelo primeiro modo apresentado na Figura 15, foi realizada também a análise de correlação linear entre o ECG utilizado na mistura e os componentes independentes obtidos. Esta análise tem por objetivo identificar os componentes que têm e não têm artefatos de ECG.

4.7 COMPARAÇÃO DE TÉCNICAS

Para comparar as técnicas de remoção utilizadas neste trabalho, foi utilizado o teste ANOVA, com nível de significância de 5%, utilizando a diferença entre o valor RMS dos resultados com os sinais contaminados.

5 RESULTADOS

Ao utilizar os dois sinais reais de ERE2 como parâmetro de entrada para o algoritmo FastICA, foram obtidos componentes independentes (IC – *Independent Component*) muito semelhantes aos sinais originais, ou seja, o algoritmo não foi capaz de separar o ECG do EMG (Figura 19). O mesmo resultado foi encontrado nos sinais simulados SSA (Figura 20).

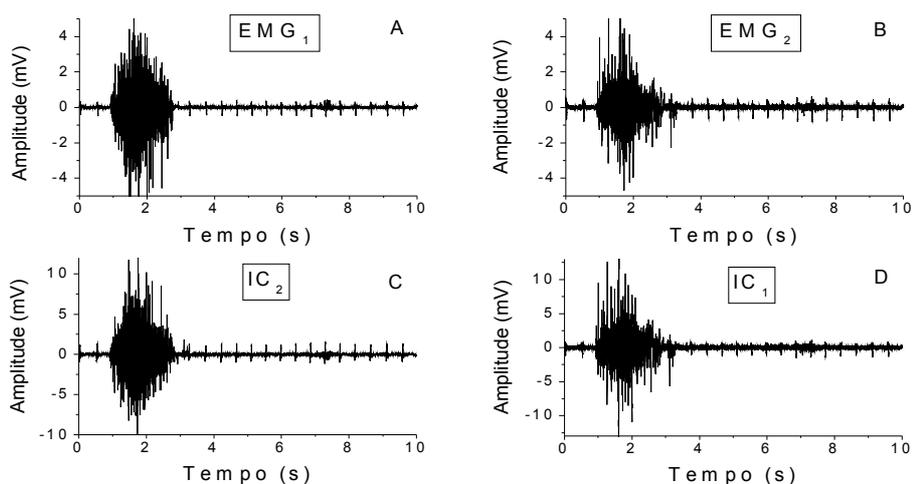


Figura 19. Sinais eletromiográficos reais, A e B, e seus componentes independentes (IC) estimados, C e D. É possível notar que os IC são muito semelhantes aos sinais originais.

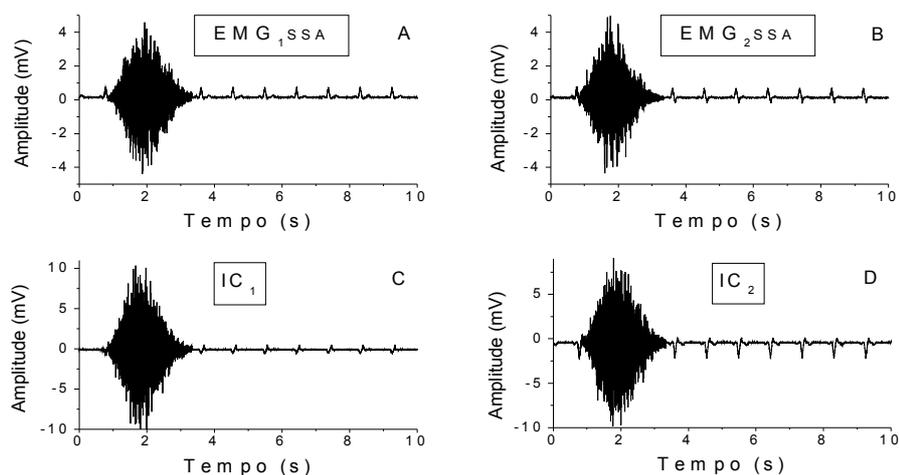


Figura 20. Sinais eletromiográficos simulados, A e B, e seus componentes independentes (IC) estimados, C e D. Como nos sinais reais, os IC dos sinais artificiais são muito semelhantes aos sinais originais.

Analisando a correlação entre os sinais de ERE2 com seus respectivos componentes independentes (IC), ou seja, o sinal e o componente independente mais

parecido, foi obtido um coeficiente médio de 0,97. Este valor indica que os IC praticamente não mudaram em relação os sinais originais, confirmando que o algoritmo FastICA não separou os sinais de ERE2. Para os sinais SSA o coeficiente médio foi de 0,83.

A filtragem adaptativa utilizada neste trabalho foi ineficaz em remover os artefatos eletrocardiográficos dos sinais reais ERE1 e sinais simulados SSA. O filtro adaptativo, além de não remover o ECG, aumentou a presença de interferência nos sinais. Já com os sinais simulados SSR foi possível diminuir a amplitude do ECG para as misturas de -10 e 1 dB, sem removê-lo, no entanto (Figura 21). Para a mistura de 20 dB, aparentemente não houve diferenças entre sinal contaminado e sinal filtrado, e na mistura de 30 dB a interferência foi intensificada.

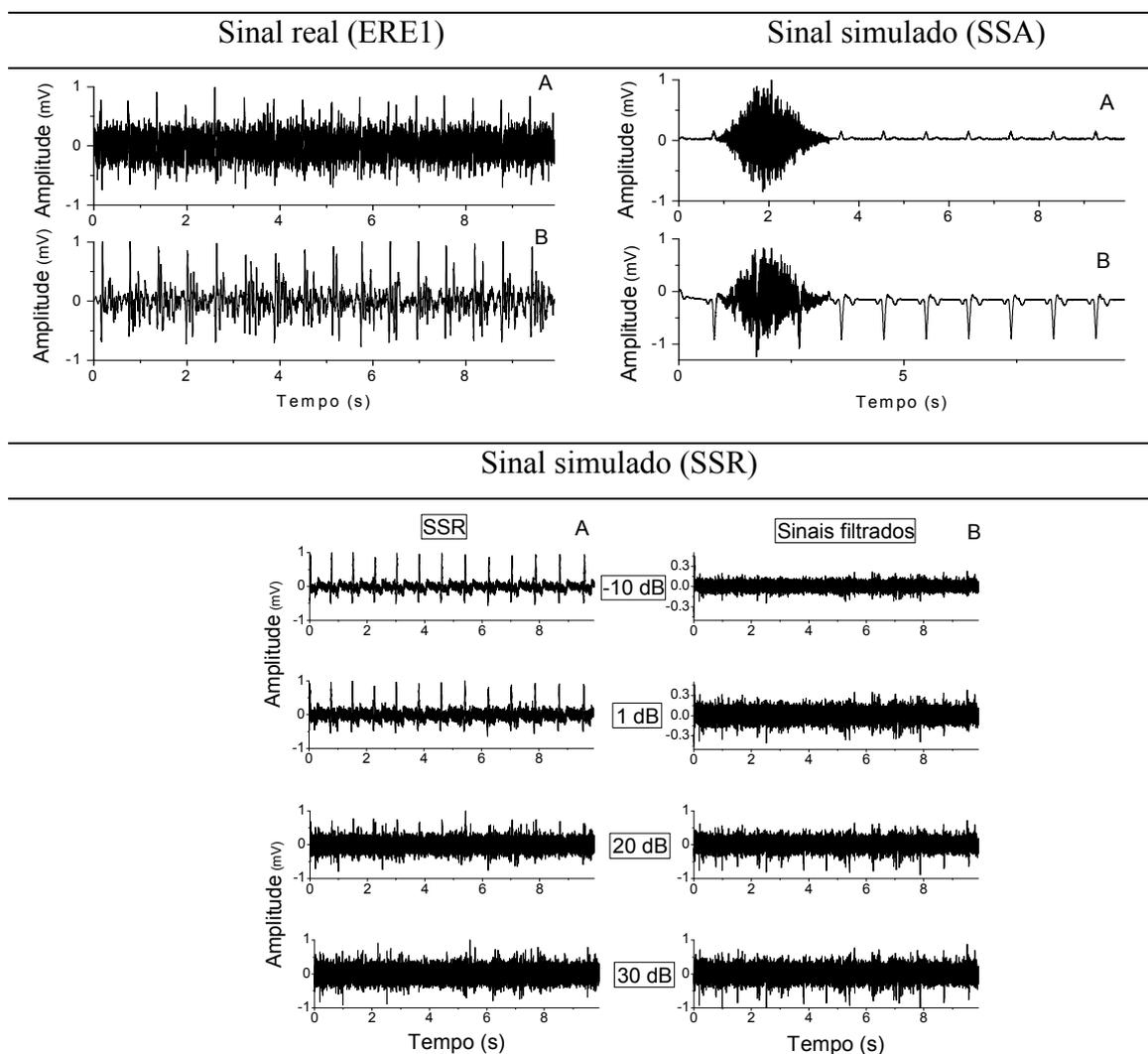


Figura 21. Sinais reais ERE1 e sinais simulados SSA e SSR após filtragem adaptativa. Para cada gráfico, em A estão os sinais originais e em B os sinais filtrados.

Quando foram utilizados os sinais reais ERE1 como entrada do algoritmo FastICA, os resultados foram positivos, separando os sinais. Entre os três componentes independentes de saída, havia a presença do ECG em um deles, enquanto os outros dois são formados por sinais eletromiográficos. No entanto, não foi possível obter um IC com ECG puro, ou seja, este IC também apresenta muitas características do EMG (Figura 22).

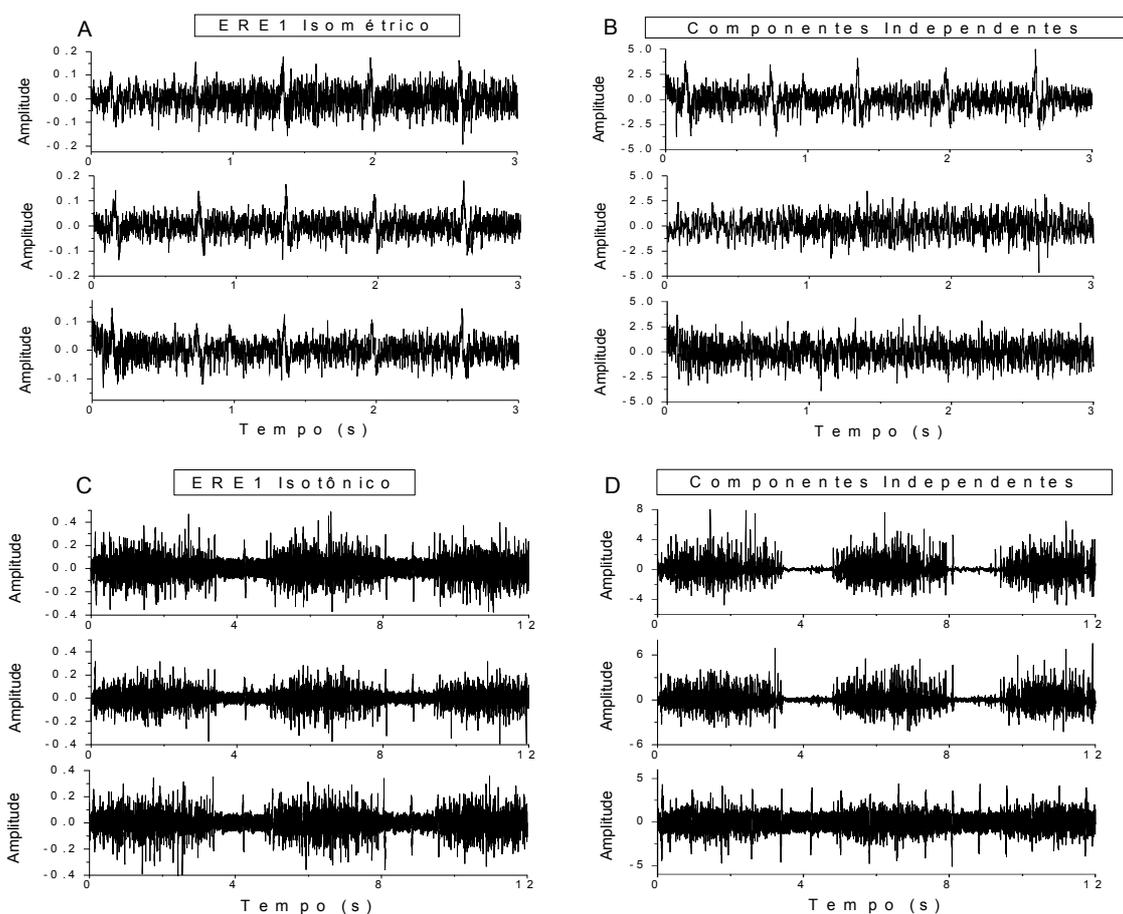


Figura 22. Sinais eletromiográficos reais e seus componentes independentes (IC). Sinais ERE1 com contração isométrica, A, e seus IC, B. Sinais ERE1 em contração isotônica, C, e seus IC, D. O IC com ECG em B está na primeira linha, e em D na terceira linha.

Para os sinais simulados SSR foram obtidos resultados semelhantes aos encontrados a partir dos sinais reais ERE1, nos quais um componente independente apresenta o ECG e os outros dois o EMG. O algoritmo FastICA foi capaz de separar o ECG do EMG para as RSI de -10 e 1 dB. Já para a RSI de 20 dB, na contração isotônica, as fontes não foram separadas, enquanto que na contração isométrica ainda é possível identificar a presença de ECG em apenas um IC, sendo que sua identificação é mais difícil. Para a RSI de 30 dB, não ocorreu separação das fontes (Figura 23).

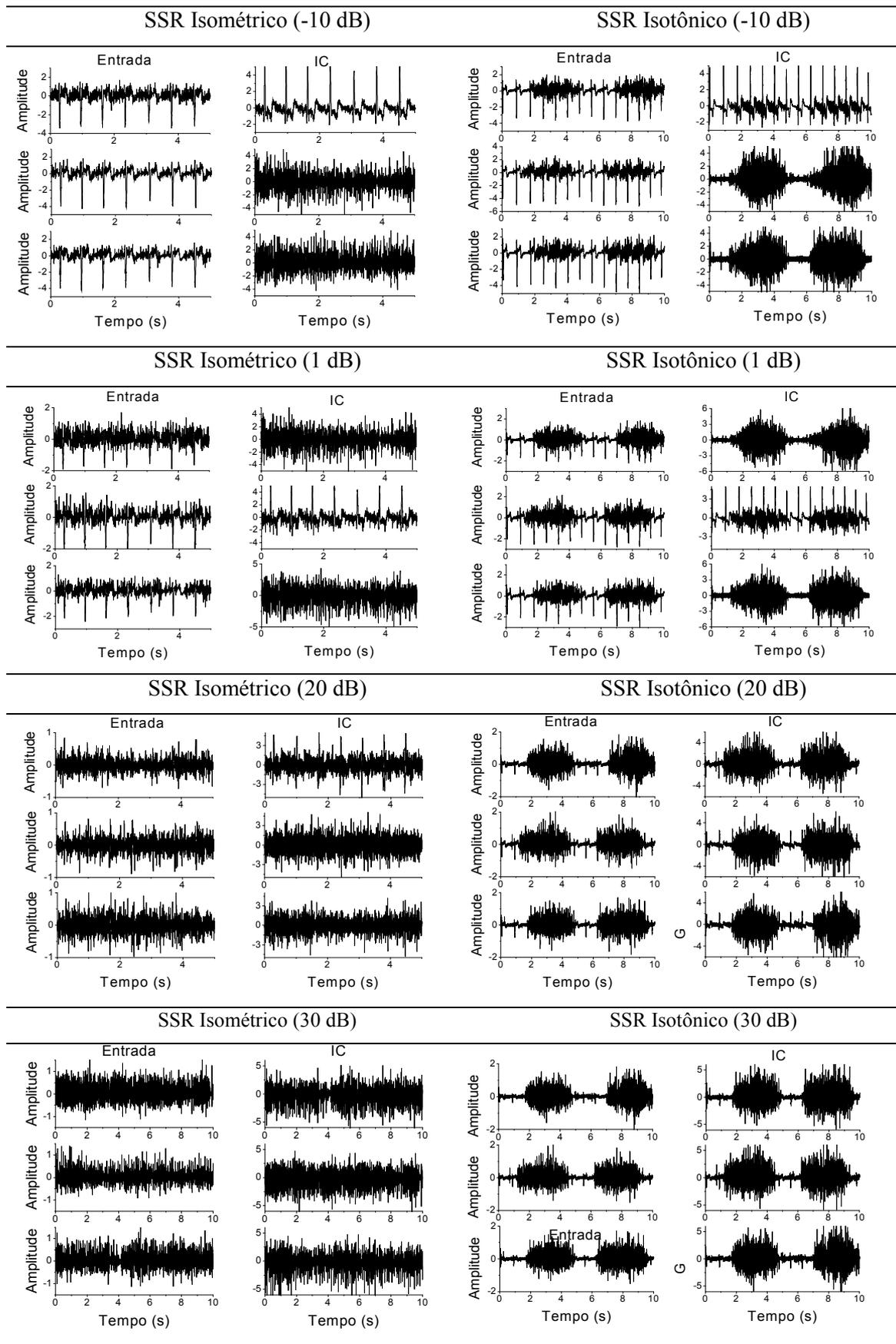


Figura 23. Sinais simulados a partir da mistura de sinais reais, e seus componentes independentes (IC). Em cada bloco desta figura estão representados os sinais de entrada para o algoritmo e seus IC nas RSI de -10 dB, 1 dB, 20 dB e 30 dB.

Com a SCICA, a qual se utilizou como informação de entrada para o FastICA apenas um sinal e sua cópia com uma amostra deslocada, foi possível reduzir a amplitude do ECG sem alterar o EMG tanto nos sinais reais ERE1 e ERE2 (Figura 24), como nos sinais simulados SSR e SSA (Figura 25). Para os sinais em contração isométrica, nos quais a amplitude do ECG está menor que a do EMG, não é possível identificar se houve redução do ECG.

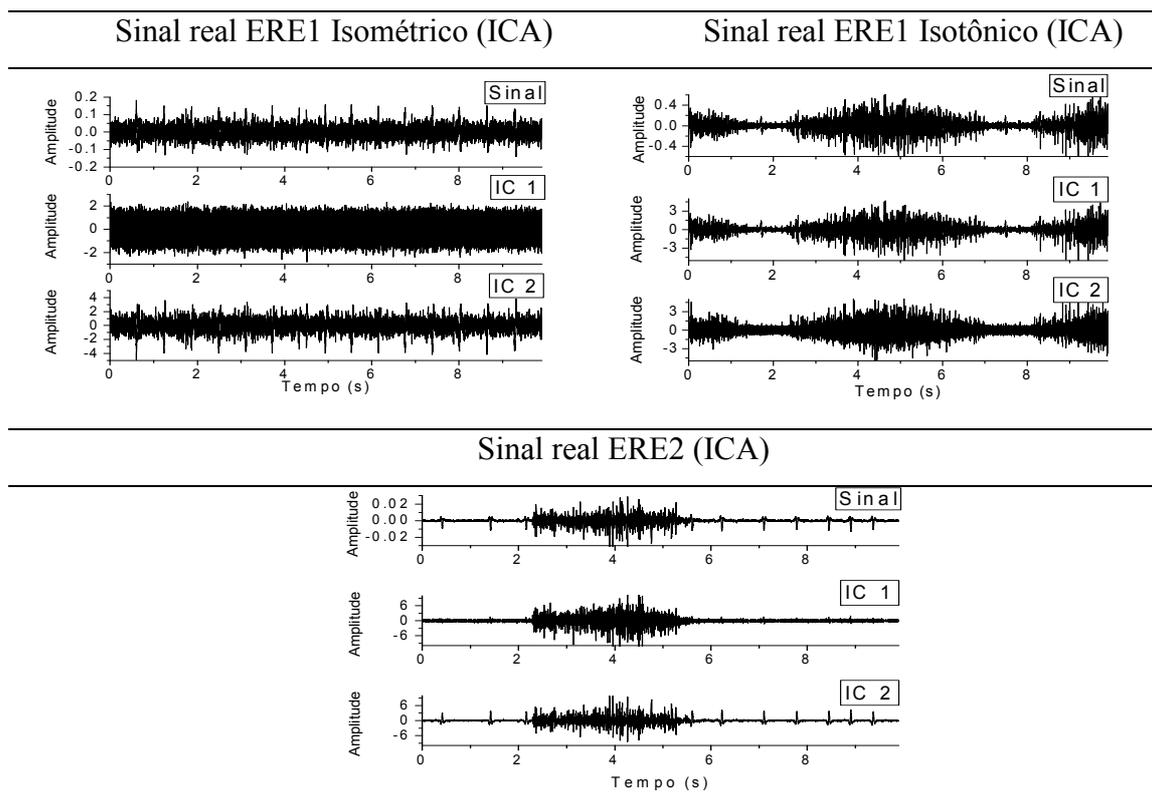
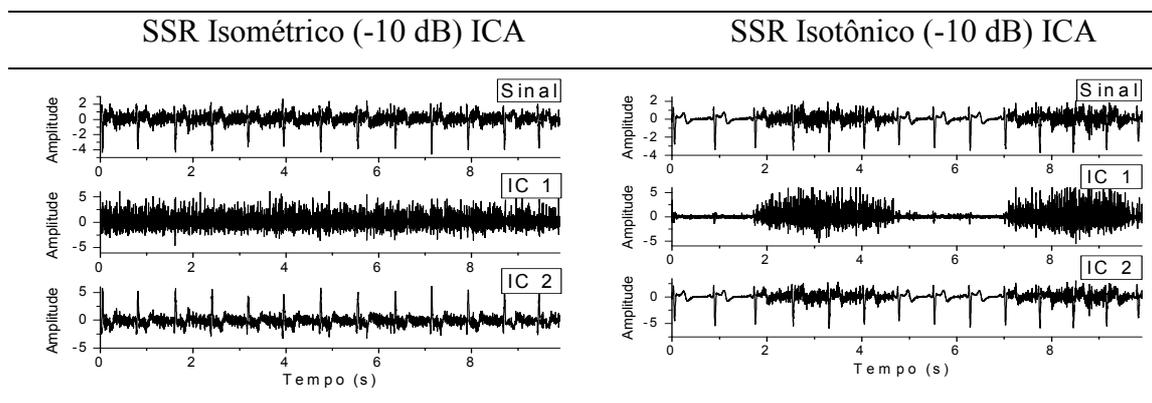


Figura 24. Resultados obtidos com o algoritmo FasICA utilizando como parâmetro de entrada apenas um sinal e sua cópia deslocada no tempo para os sinais reais ERE1 e ERE2. O primeiro sinal de cada gráfico representa o sinal original e os outros dois representam seus componentes independentes. Para os sinais ERE1 foram representados os sinais em contração isométrica e isotônica.



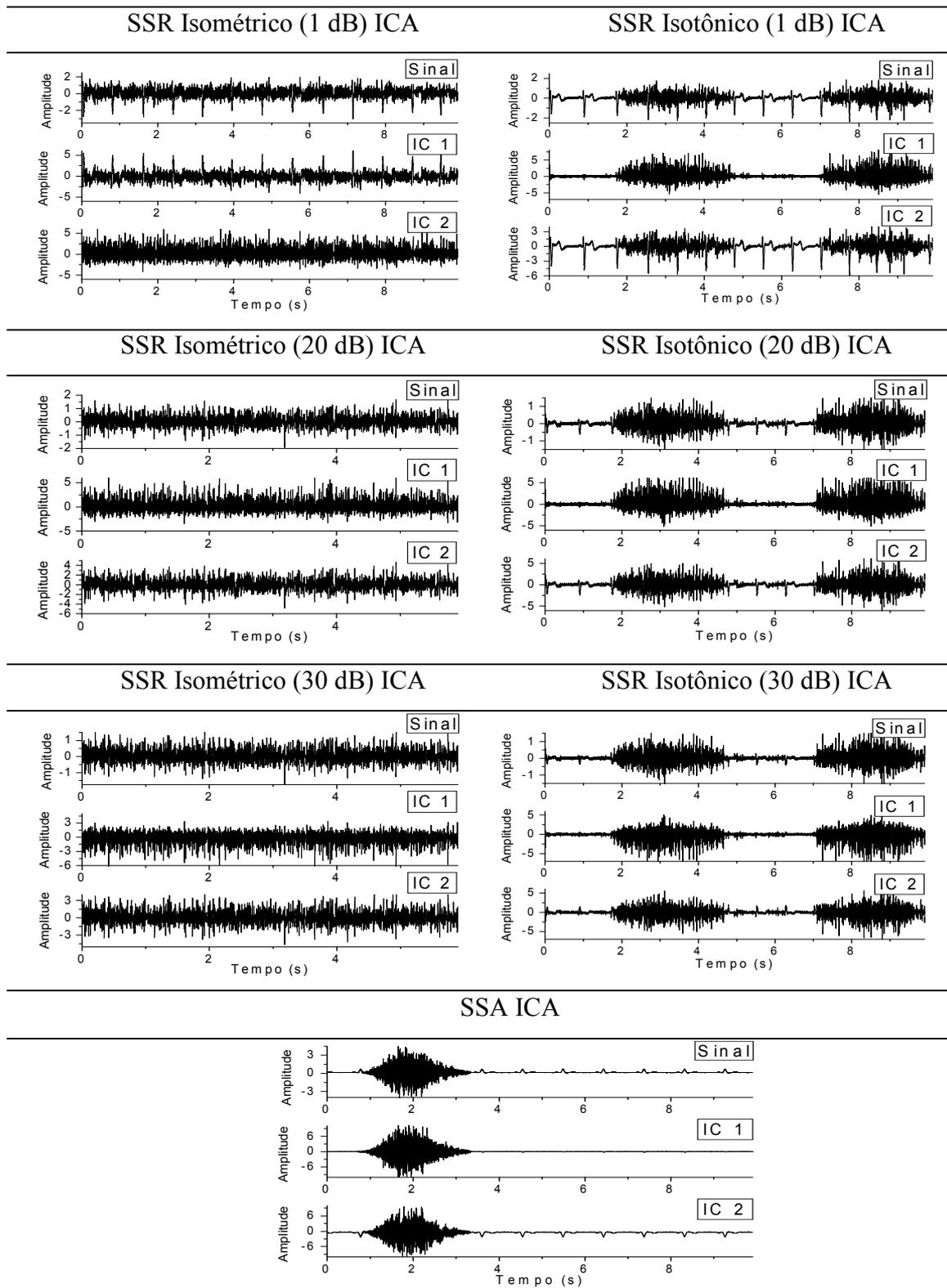


Figura 25. Resultados obtidos com o algoritmo FasICA utilizando como parâmetro de entrada apenas um sinal e sua cópia deslocada no tempo para os sinais simulados SSR e SSA. O primeiro sinal de cada gráfico representa o sinal original e os outros dois representam seus componentes independentes. Para os sinais SSR foram representados os sinais em contração isométrica e isotônica nas quatro RSI (-10, 1, 20 e 30 dB).

Ao se utilizar a análise de componentes principais para processar o sinal e sua cópia com amostras deslocadas no tempo, os resultados foram iguais aos obtidos pela análise de componentes independentes, sendo estes resultados semelhantes para todos os sinais reais (Figura 26) e simulados (Figura 27).

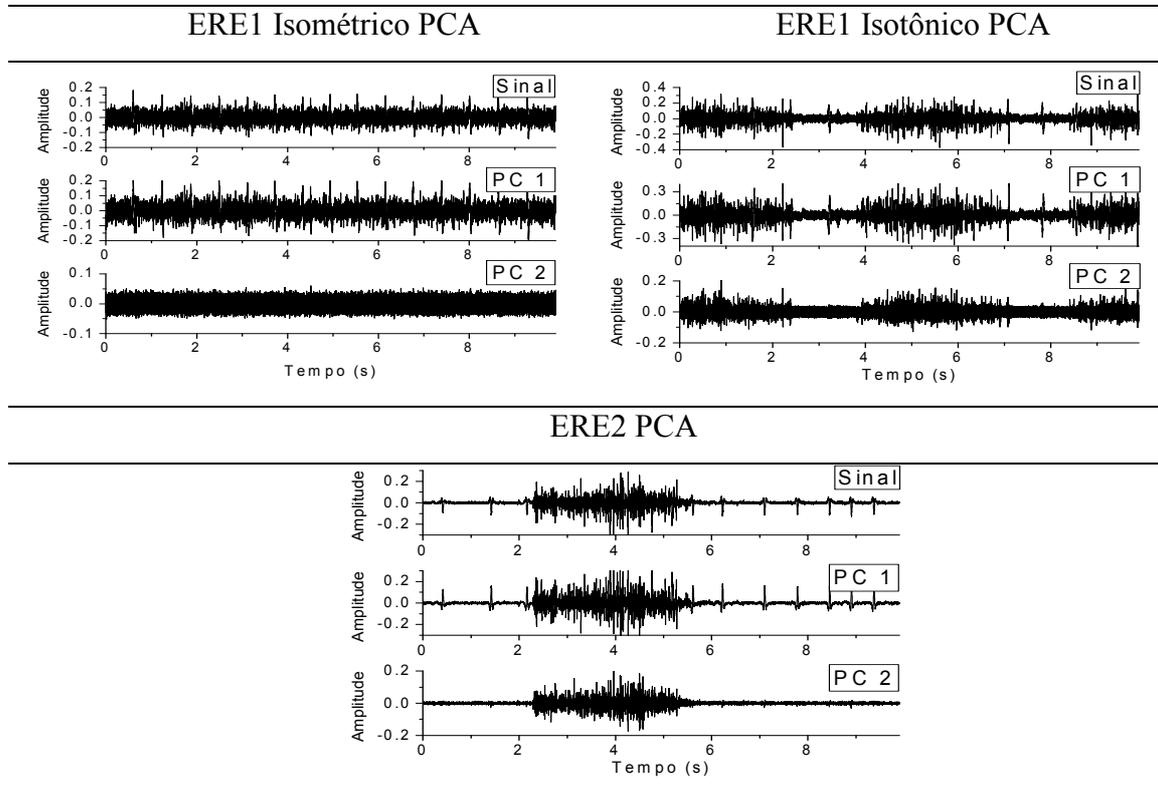
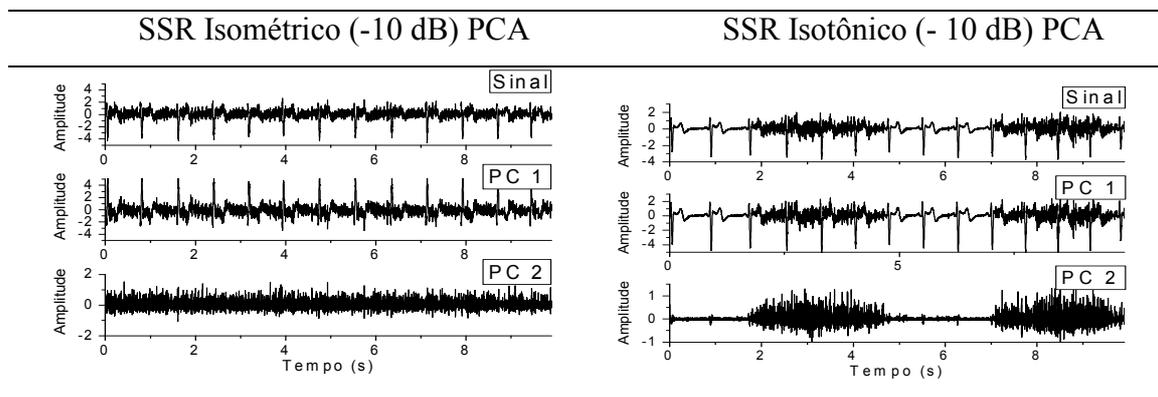


Figura 26. Resultados obtidos com análise de componentes principais (PCA) utilizando como parâmetro de entrada apenas um sinal e sua cópia deslocada no tempo, para os sinais reais ERE1 e ERE2. O primeiro sinal de cada gráfico representa o sinal original e os outros dois representam seus componentes principais. Para os sinais ERE1 foram representados os sinais em contração isométrica e isotônica.



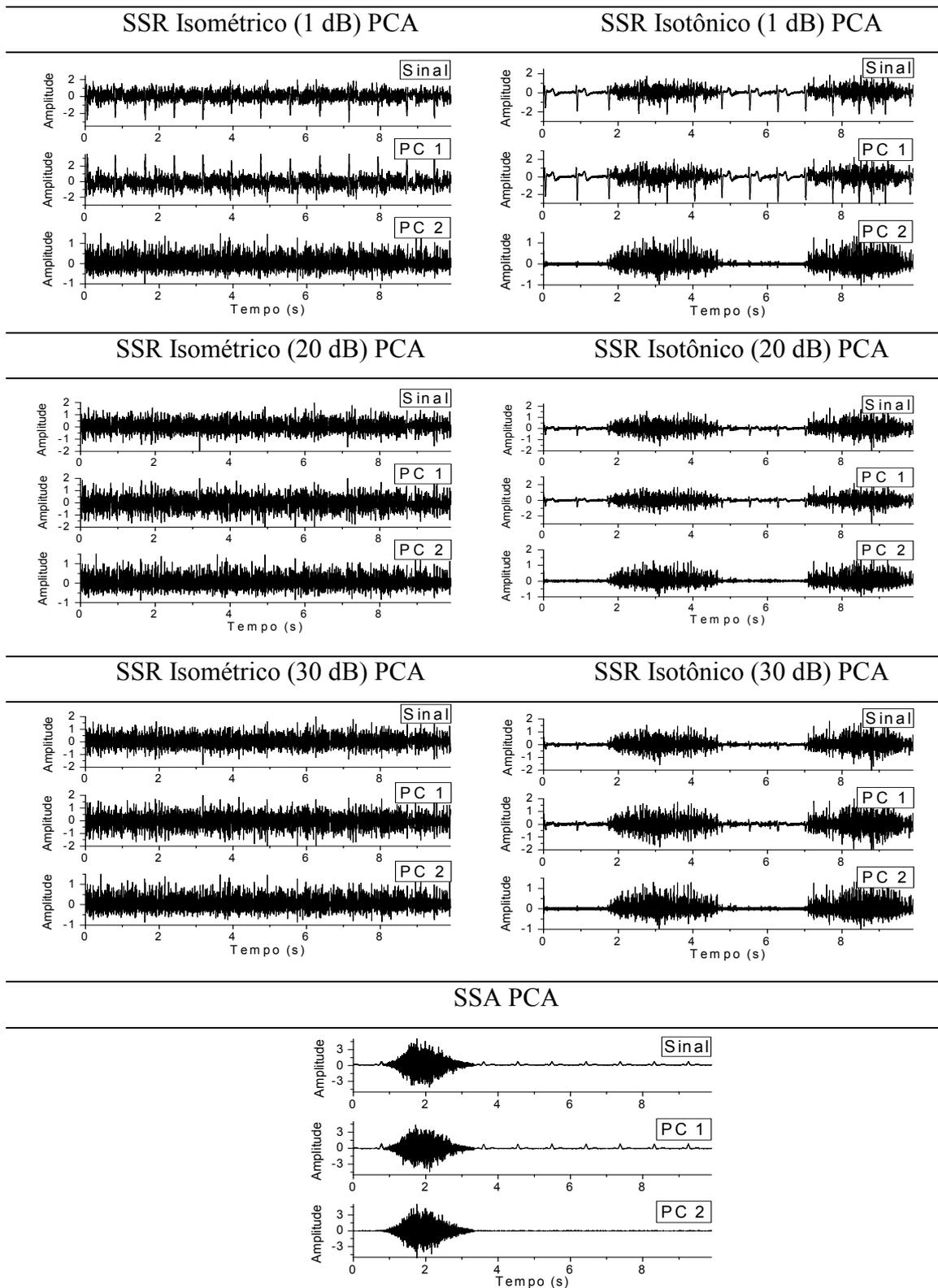


Figura 27. Resultados obtidos com análise de componentes principais utilizando como parâmetro de entrada apenas um sinal e sua cópia deslocada no tempo para os sinais simulados SSR e SSA. O primeiro sinal de cada gráfico representa o sinal original e os outros dois representam seus componentes principais. Para os sinais SSR foram representados os sinais em contração isométrica e isotônica nas quatro RSI (-10, 1, 20 e 30 dB).

Foram avaliados diferentes deslocamentos de amostra, isto é, o valor de m em (31), e constatou-se que o deslocamento de apenas uma amostra apresenta melhores resultados na atenuação dos artefatos de ECG.

Na Tabela 2 são apresentados os valores médios da RSI dos sinais simulados SSA e SSR antes e após os processamentos com ICA, PCA e filtragem adaptativa, e o valor p obtido pela comparação entre as RSI utilizando o teste-t de Student. Para a ICA e PCA, nesta tabela, são apresentados os resultados obtidos com o modo o qual utilizou um sinal e sua cópia com deslocamento de uma amostra. Como na ICA a informação da variância das fontes é perdida, os sinais foram normalizados antes de mensurar a RSI, tanto no pré e no pós processamento. É importante observar que a RSI do pré processamento é a razão entre o EMG contaminado e o ECG, normalizados, diferentemente da RSI utilizada na construção dos sinais simulados, a qual é a razão entre o EMG não contaminado e o ECG, não normalizados.

Apenas para os sinais simulados SSR com RSI de mistura de 20 e 30 dB, processados com análise de componentes principais e filtragem adaptativa, não apresentaram diferenças estatísticas entre os RSI pré e pós-processamento.

Tabela 2. Valores médios da razão sinal/interferência (RSI) dos sinais contaminados normalizados (RSI Pré) e após processamentos (RSI Pós) por ICA e PCA para apenas um sinal e sua cópia deslocada, e por filtragem adaptativa

	<i>RSI Pré</i>	<i>RSI Pós</i>	<i>Valor p.</i>
SSA ICA	-9,92 ($\pm 0,94$)	-10,7108 ($\pm 1,0650$)	$0,0035 \times 10^{-2}$
SSA PCA	-9,92 ($\pm 0,94$)	-10,4337 ($\pm 0,9361$)	0,0013
SSR ICA -10 dB	-1,87 ($\pm 1,66$)	-5,6152 ($\pm 4,4477$)	$0,0016 \times 10^{-2}$
SSR ICA 1 dB	-2,89 ($\pm 2,61$)	-5,2333 ($\pm 4,8019$)	$0,0098 \times 10^{-2}$
SSR ICA 20 dB	-4,37 ($\pm 4,23$)	-5,6989 ($\pm 5,0614$)	0,0044
SSR ICA 30 dB	-4,70 ($\pm 4,50$)	-5,5469 ($\pm 4,8019$)	0,0222
SSR PCA -10 dB	-1,87 ($\pm 1,66$)	-5,3118 ($\pm 4,7166$)	0,0001
SSR PCA 1 dB	-2,89 ($\pm 2,61$)	-5,0374 ($\pm 4,7804$)	0,0038
SSR PCA 20 dB	-4,37 ($\pm 4,23$)	-4,9259 ($\pm 4,5889$)	0,1720*
SSR PCA 30 dB	-4,70 ($\pm 4,50$)	-4,9690 ($\pm 4,6676$)	0,4765*
SSR FA -10 dB	-1,87 ($\pm 1,66$)	-6,9645 ($\pm 9,4758$)	0,0022
SSR FA 1 dB	-2,89 ($\pm 2,61$)	-5,1141 ($\pm 7,1933$)	0,0391
SSR FA 20 dB	-4,37 ($\pm 4,23$)	-4,0514 ($\pm 5,0244$)	0,2393*
SSR FA 30 dB	-4,70 ($\pm 4,50$)	-4,1475 ($\pm 5,1567$)	0,0297

* - valores p maiores que 0,05 indicando que não houve diferença estatística.

Na Tabela 3 são apresentados os valores RMS dos sinais ECG e EMG utilizados nos sinais simulados, das misturas e dos resultados, sendo que todos os sinais foram

normalizados antes de se calcular o valor RMS. Também foi acrescentado o valor p obtido pela comparação entre o valor RMS do EMG com os resultados, utilizando o test-t de Student. Para os valores p maiores que 0,05 considera-se que os resultados são semelhantes ao EMG utilizado nas misturas, ou seja, as técnicas utilizadas conseguiram chegar a algo próximo do EMG original a partir das misturas. Nesta tabela estão representados os resultados obtidos pelo método o qual utilizou apenas um sinal e sua cópia.

Tabela 3. Valores RMS médios dos sinais simulados, SSA e SSR, e dos resultados utilizando ICA, PCA e filtro adaptativo. Valores p obtidos pela comparação entre valor RMS do EMG original e os resultados (EMG filtrado)

	ECG	EMG	Mistura	EMG filtrado	Valor p
SSA ICA	0,29	0,09	0,09 ($\pm 0,01$)	0,09 ($\pm 0,01$)	0,21
SSA PCA	($\pm 0,00$)	($\pm 0,01$)		0,09 ($\pm 0,01$)	0,79
SSR ICA -10 dB			0,23($\pm 0,07$)	0,15 ($\pm 0,04$)	0,09
SSR ICA 1 dB	0,29	0,16	0,20 ($\pm 0,04$)	0,16 ($\pm 0,04$)	0,28
SSR ICA 20 dB	($\pm 0,11$)	($\pm 0,03$)	0,17 ($\pm 0,02$)	0,14 ($\pm 0,03$)	0,05
SSR ICA 30 dB			0,16 ($\pm 0,03$)	0,14 ($\pm 0,03$)	0,15
SSR PCA -10 dB			0,23 ($\pm 0,07$)	0,15 ($\pm 0,04$)	0,52
SSR PCA 1 dB	0,29		0,20 ($\pm 0,04$)	0,16 ($\pm 0,04$)	0,85
SSR PCA 20 dB	($\pm 0,11$)		0,18 ($\pm 0,02$)	0,16 ($\pm 0,04$)	0,59
SSR PCA 30 dB			0,16 ($\pm 0,03$)	0,16 ($\pm 0,05$)	0,64
SSR FA -10 dB			0,23($\pm 0,07$)	0,15 ($\pm 0,06$)	0,34
SSR FA 1 dB	0,29	0,16	0,20 ($\pm 0,04$)	0,17 ($\pm 0,05$)	0,16
SSR FA 20 dB	($\pm 0,11$)	($\pm 0,03$)	0,17 ($\pm 0,02$)	0,17 ($\pm 0,04$)	0,00*
SSR FA 30 dB			0,16 ($\pm 0,03$)	0,17 ($\pm 0,04$)	0,00*

* - valores p menores que 0,05 indicando que houve diferença estatística.

Ao se comparar o valor RMS entre o EMG original com o RMS dos resultados após os processamentos, apenas na filtragem adaptativa das misturas de 20 e 30 dB foram encontradas diferenças estatísticas, ou seja, o filtro adaptativo não removeu o ECG ou alterou o EMG original.

Na Tabela 4 são apresentados os valores RMS pré e pós-processamento dos sinais reais ERE1 e ERE2, e o valor p obtido pela comparação dos valores RMS. Para todos os sinais houve diferença estatística, apresentando uma redução do valor RMS nos sinais após o processamento, o que indica uma redução dos artefatos de ECG.

Tabela 4. Valores RMS médios dos sinais reais, ERE1 e ERE2, e dos resultados utilizando ICA e PCA, com apenas um sinal e sua cópia deslocada no tempo. Valores p obtidos pela comparação entre valor RMS do sinal contaminado e os resultados

	RMS Pré	RMS Pós	Valor p
ERE1 ICA	0,19 ($\pm 0,03$)	0,17 ($\pm 0,03$)	0,00
ERE1 PCA		0,18 ($\pm 0,03$)	0,00
ERE2 ICA	0,10 ($\pm 0,02$)	0,08 ($\pm 0,02$)	0,00
ERE2 PCA		0,08 ($\pm 0,01$)	0,00

Ao se compararem os resultados dos sinais reais utilizando ICA e PCA, não foram encontradas diferenças estatísticas entre as técnicas, sendo o valor p de 0,35.

As três técnicas utilizadas neste trabalho, quando comparadas em relação aos sinais simulados SSR, não apresentaram diferenças estatísticas. Os valores p obtidos utilizando o teste ANOVA são apresentados na Tabela 5.

Tabela 5. Valores p da comparação entre as técnicas ICA, PCA e filtro adaptativo na atenuação do ECG nos sinais simulados SSR. No processamento com ICA e PCA foi utilizado o sinal e sua cópia

RSI	Valor p
-10 dB	0,2477
1 dB	0,9167
20 dB	0,5352
30 dB	0,8367

Na análise de correlação, entre o ECG utilizado nos sinais simulados SSR e os componentes independentes obtidos pelo primeiro modo de processamento apresentado, ou seja, quando três sinais foram utilizados como parâmetro de entrada para o algoritmo FastICA, foi encontrada alta correlação para um componente independente que visualmente apresenta artefatos de ECG, enquanto os outros dois componentes que visualmente não apresentam ECG tiveram correlação baixa com o ECG original (Tabela 6).

Já naqueles sinais para os quais não houve separação de fontes, os coeficientes de correlação foram baixos para todos os componentes independentes. Os coeficientes de correlação diminuem à medida que o nível de interferência pelo ECG diminui, ficando

com valores mais próximos entre os três componentes. A análise de correlação confirma os resultados visualmente analisados.

Na Tabela 6, os coeficientes de correlação foram ordenados para facilitar a visualização dos resultados, porém não é possível prever em qual componente cada fonte estará, ou seja, o algoritmo FastICA pode retornar, por exemplo, o ECG em qualquer componente.

Tabela 6. Coeficientes de correlação médios entre ECG e componentes independentes obtidos a partir dos sinais simulados SSR, utilizando três sinais como parâmetro de entrada para o algoritmo FastICA

SSR	IC 1	IC 2	IC 3
Contração Isométrica - 10 dB	0,97 ($\pm 0,02$)	0,05 ($\pm 0,06$)	0,01 ($\pm 0,02$)
Contração Isométrica 1 dB	0,93 ($\pm 0,04$)	0,07 ($\pm 0,08$)	0,02 ($\pm 0,04$)
Contração Isométrica 20 dB	0,57 ($\pm 0,17$)	0,25 ($\pm 0,15$)	0,19 ($\pm 0,12$)
Contração Isométrica 30 dB	0,35 ($\pm 0,12$)	0,26 ($\pm 0,07$)	0,19 ($\pm 0,06$)
Contração Isotônica - 10 dB	0,94 ($\pm 0,03$)	0,06 ($\pm 0,05$)	0,02 ($\pm 0,03$)
Contração Isotônica 1 dB	0,81 ($\pm 0,14$)	0,16 ($\pm 0,15$)	0,10 ($\pm 0,10$)
Contração Isotônica 20 dB	0,33 ($\pm 0,06$)	0,30 ($\pm 0,06$)	0,21 ($\pm 0,08$)
Contração Isotônica 30 dB	0,21 ($\pm 0,04$)	0,18 ($\pm 0,04$)	0,12 ($\pm 0,06$)

6 DISCUSSÃO

O objetivo principal deste trabalho é separar os sinais eletrocardiográficos dos sinais eletromiográficos utilizando as técnicas de análise de componentes independentes e análise de componentes principais.

No presente trabalho, para complementar os resultados, foi utilizado um filtro adaptativo baseado no algoritmo de mínimos quadrados. No entanto, não obtivemos êxito na eliminação do ECG utilizando filtro adaptativo nos sinais reais coletados sobre os eretores espinhais. Além de não eliminar os artefatos de ECG, o EMG foi aparentemente modificado, o que não garante mais a correspondência deste com as informações fisiológicas que deveria apresentar, ou seja, o EMG foi distorcido. Uma das prováveis causas pela falha do filtro adaptativo pode ser devido ao sinal de referência. Apesar do sinal de referência ser um registro da mesma fonte que causa a interferência no EMG, este não necessariamente é o mesmo que contamina o EMG, isto é, para cada local diferente no tronco que é coletado o ECG, este se apresenta com amplitudes diferentes como um todo e para cada onda, logo o formato das ondas do ECG diferem de acordo com o posicionamento dos eletrodos de coleta. Assim, para que o sinal de referência apresentasse o mesmo formato de onda do ECG contaminante, aquele deveria ser coletado no mesmo local em que foi registrado o EMG, o que impossibilita a coleta de um sinal de referência com apenas o sinal contaminante.

Do mesmo modo, um aparente problema com o filtro adaptativo é que se assume que o sinal de referência contém apenas a atividade da fonte de ruído, sem outros sinais. Esta suposição pode não ser verdade se o sinal de referência for também adquirido próximo ao músculo alvo, ou até de outros músculos, e desta forma este sinal de referência terá contribuições de outros sinais eletromiográficos, e então a correlação entre o sinal de referência e os sinais eletromiográficos desejados dará estimativas erradas do ruído (Srivastava *et al.*, 2005).

A sincronia entre os complexos QRS do sinal de referência e o de interferência existe, no entanto o formato do QRS pode diferir. Na literatura consultada, não foram encontrados indícios de que o ECG pode sofrer atrasos significativos de acordo com o ponto de registro no tronco.

Outra suposição quanto à falha do filtro adaptativo poderia ser em função do canal de coleta do ECG, que é diferente do canal de coleta do EMG. Não se sabe se estas diferenças poderiam afetar o desempenho do filtro adaptativo.

Ainda não existe um consenso sobre quais são os pontos mais adequados para a coleta do sinal de referência, e se para o registro eletromiográfico de cada grupamento muscular deveria ter um ponto diferente para o registro do sinal de referência. Em alguns artigos analisados, os quais utilizaram filtro adaptativo, foi utilizada a derivação unipolar V2 para a coleta do sinal de referência. No trabalho de Marque e colaboradores (2005), o local de coleta para o sinal de referência foi testado empiricamente, e constataram que o melhor local seria com um eletrodo sobre o ângulo superior da escápula esquerda e o outro eletrodo fixado 15 cm abaixo, verticalmente, sendo que os músculos para o registro do EMG seriam os eretores espinhas. Em um protocolo piloto, no presente trabalho, utilizamos o local citado por Marque *et al.* para o registro do sinal de referência, no entanto, o registro não foi satisfatório, ou seja, no sinal não havia presença dos complexos QRS que é a característica mais marcante do ECG.

O filtro adaptativo foi utilizado também em sinais simulados. Estes sinais simulados foram gerados a partir da mistura entre o EMG coletado sobre o gastrocnêmico medial e um ECG coletado sobre o quarto espaço intercostal esquerdo. Para simular diferentes níveis de interferências do ECG foram utilizadas quatro RSI diferentes para as misturas (-10 dB, 1 dB, 20 dB e 30 dB). Nas RSI de -10 dB e 1 dB o filtro adaptativo aparentemente diminuiu a amplitude dos complexos QRS, sem eliminá-los. Já para as RSI de 20 e 30 dB, os complexos QRS aumentaram, ou seja, piorou a contaminação. Como o sinal de referência no filtro adaptativo foi exatamente o mesmo utilizado nos sinais simulados, mudando levemente apenas a amplitude, o problema neste trabalho pode estar na implementação do algoritmo.

Em um trabalho de Zhou e Kuiken (2006), foram analisados três métodos de remoção dos artefatos de ECG foram investigados: modelo baseado na subtração; *wavelet thresholding*; e filtro adaptativo. Com o filtro adaptativo, a redução do ECG foi menor em relação aos outros métodos. Segundo Zhou e Kuiken, isto pode ser devido ao mau posicionamento do canal de referência do ECG.

Neste trabalho, a ICA foi aplicada em sinais eletromiográficos de eretores espinhais, e também em sinais simulados, com o intuito de reduzir a interferência do ECG no EMG. Foi utilizado o algoritmo FastICA (Hyvarinen e Oja, 2000) para realizar a ICA.

Primeiramente, foi processado um conjunto de sinais reais, dos quais eram utilizados dois sinais, que correspondem ao EMG de eretores espinhais bilaterais, e foram coletados com contração voluntária máxima. Os complexos QRS que contaminam estes sinais são vistos apenas no momento de relaxamento muscular. Para estes sinais não houve separação das fontes. Os sinais de saída do algoritmo são iguais àqueles de entrada.

A princípio desconfiou-se que o problema poderia ser pelo fato dos sinais corresponderem a músculos diferentes (bilaterais), sendo que poderia ocorrer algum atraso de fase, ou atraso na ativação muscular, pois a atividade física era realizada unilateralmente. No entanto, constatou-se que não havia nenhum tipo de atraso nos sinais. A questão dos sinais serem de músculos diferentes também não é muito relevante, pois o EMG assemelha-se a um ruído branco, então mesmo que os sinais fossem coletados sobre o mesmo músculo, o formato da onda não seria o mesmo entre os diferentes canais.

A ICA foi utilizada também em sinais simulados que mimetizam o formato dos sinais reais que foram citados anteriormente. Para estes sinais simulados, foi utilizado um simulador de ECG baseado em princípios da série de Fourier (Karthik), e o EMG foi construído a partir de um ruído branco Gaussiano com média zero. Segundo Zhan *et al.* (2010), o EMG pode ser simulado por um ruído branco Gaussiano de média zero passado por um filtro passa-banda. Novamente as fontes não foram separadas.

Já em outros sinais reais utilizados neste trabalho foi possível separar as fontes. Estes sinais foram todos coletados sobre os eretores espinhais, unilateralmente, utilizando três canais. Diferentemente dos sinais reais citados anteriormente, estes sinais eletromiográficos não foram coletados em contração voluntária máxima. Nos sinais anteriores só era possível detectar visualmente os complexos QRS onde não havia contração voluntária, e já nestes sinais o complexo QRS são vistos sobre toda a contração voluntária, sendo esta não máxima.

Foram também utilizados sinais simulados a partir da mistura de EMG e ECG reais. Estas misturas foram realizadas em quatro diferentes níveis de interferência pelo ECG, ou seja, a amplitude do ECG foi modificada de modo que a RSI fosse de -10 dB, 1 dB, 20 dB e 30 dB. Como apresentado nos resultados, a ICA separou as fontes nas misturas de -10 dB e 1 dB tanto para contrações isométricas quanto para contrações isotônicas, e para mistura de 20 dB em contração isométrica. Já para mistura de 20 dB

em contração isotônica e nas misturas de 30 dB para ambas as contrações não foram possíveis separar as fontes.

Com estes diferentes níveis de interferência pelo ECG é possível perceber que a ICA é uma boa ferramenta para separar o ECG do EMG quando a RSI for menor que 20 dB. Então, quanto maior for a interferência do ECG, melhor são os resultados. A questão da ICA não separar estas fontes (ECG e EMG) em altas RSI explica a falha em separar os sinais anteriormente citados.

A melhor separação das fontes em baixas RSI pode estar relacionada à maximização da não gaussianidade realizada pela ICA para separar as fontes. Segundo Hyvärinen e Oja (2000), não é possível estimarem-se os componentes independentes caso as fontes sejam gaussianas. Em um mistura de duas fontes, pelo menos uma delas não pode apresentar distribuição gaussiana, para que estas sejam separadas. No caso dos sinais utilizados neste trabalho, o EMG apresenta distribuição Gaussiana e o ECG distribuição super-Gaussiana. Logo, a ICA consegue estimar primeiro o componente que representa o ECG, e de certa forma o que resta é EMG.

Nos sinais, nos quais não houve separação de fontes, a interferência do ECG, relacionada à amplitude, foi muito baixa. Provavelmente esta baixa interferência dificultou a identificação da distribuição do ECG, ou seja, nenhum padrão não gaussiano foi identificado, e conseqüentemente a atividade ECG não foi identificada para permitir sua remoção.

Segundo Matic *et al.* a separação efetiva dos algoritmos de ICA está associada 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 “*spikes*”, é mais apropriado o uso de algoritmos baseados na maximização da não gaussianidade. Sinais com trens de “*spikes*” são correlacionados no tempo e apresentam distribuição super-Gaussiana (Matic, Deburchgraeve *et al.*, 2009).

Entre os artigos analisados, os quais utilizaram ICA para remover o ECG de sinais eletromiográficos, foram utilizados sinais nos quais a amplitude do ECG era visualmente maior que a amplitude do EMG. Os resultados do presente trabalho são semelhantes aos resultados obtidos nestes artigos, quando relacionados à alta interferência do ECG. Já para o EMG contaminado por baixa amplitude do ECG, não foram encontrados artigos relacionados dentro da literatura pesquisada.

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 IC, devido à natureza subjetiva da análise visual (Mak *et al.*, 2010). No trabalho de Mak e colaboradores (2010) foi desenvolvido um método automático de detecção e remoção de artefatos de ECG de sinais eletromiográficos do tronco utilizando-se análise de componentes independentes. Este tipo de detecção automática só é possível em casos onde a amplitude do ECG é muito maior que o EMG, pois deste modo o componente independente estimado do ECG fica mais evidente. Porém, quando a amplitude do ECG está próxima da amplitude do EMG, o componente estimado do ECG ainda apresentará traços muito fortes de EMG, interferindo na detecção automática.

Os componentes independentes foram inspecionados visualmente para identificar aqueles que continham o ECG. Este procedimento foi realizado no presente trabalho e também nos trabalhos relacionados.

Em um trabalho de Mak *et al.* (2010), foram comparados os resultados obtidos pela ICA com um filtro passa-altas *Butterworth* de 30 Hz, em sinais simulados. Eles utilizaram o coeficiente de correlação para comparar os sinais processados com os sinais eletromiográficos utilizados na mistura. Neste trabalho, os componentes referentes aos artefatos de ECG e os componentes referentes aos sinais eletromiográficos foram separados com sucesso de todos os dados simulados. Os coeficientes de correlação foram maiores nos sinais eletromiográficos processados a partir do método de ICA, quando comparados ao filtro passa-altas *Butterworth* de 30 Hz. Observaram também os autores, que antes de eliminar o ECG, a comparação entre indivíduos normais e com lombalgias não apresentava diferenças estatísticas dos sinais SEMG, e que depois de eliminar-se o ECG, houve diferença estatística entre os sinais de indivíduos normais e com lombalgia (Hu *et al.*, 2009).

Mak e colaboradores avaliaram também o impacto da contaminação do ECG no SEMG em músculos lombares comparando o valor RMS e a frequência mediana dos sinais brutos e após descontaminação. Depois da remoção dos componentes de ECG, o SEMG retornou à sua frequência original alta e mostrou um decréscimo no nível da amplitude devido ao corte da amplitude adicional correspondente aos artefatos de ECG (Hu *et al.*, 2009).

No presente trabalho foi também aplicada a SCICA, uma técnica alternativa de se processar os sinais com ICA, a qual consiste em utilizar apenas um EMG e sua cópia com amostras deslocadas no tempo como parâmetro de entrada para o algoritmo de ICA. Esta técnica de deslocamento foi utilizada com PCA também. Tanto na ICA quanto na PCA os resultados foram positivos. Os artefatos de ECG foram reduzidos em todos os sinais. Até nos sinais simulados com RSI acima de 20 dB foi possível reduzir o ECG, a não ser nos casos onde visualmente não são mais detectados os complexos QRS.

Esta técnica alternativa foi baseada em um trabalho de Ferreira *et al.* (2009), o qual utilizou ICA em análises de alterações da qualidade de energia. Não foram encontradas referências, na literatura pesquisada, sobre a aplicabilidade desta técnica em sinais biológicos.

Como pode ser observada no presente trabalho, a técnica alternativa apresentada é eficiente utilizando tanto ICA quanto PCA. A PCA tem sido amplamente utilizada em bioestatística, processamento de sinais e computação neuronal entre outros (Faes *et al.*, 2001). A PCA deriva as direções de um grupo de vetores ortogonais que aponta na direção das variâncias mais altas dos dados. Os componentes principais são calculados como autovetores da matriz de covariância dos dados. Os autovalores denotam as variâncias correspondentes aos autovetores (Owis *et al.*, 2002).

A PCA apresenta algumas vantagens como maior simplicidade teórica em relação a ICA, e requer operações de até segunda ordem apenas. Não foi avaliada neste trabalho a velocidade de processamento dos algoritmos, mas aparentemente o processamento com PCA é mais rápido em relação ao ICA.

A utilização da técnica de ICA traz benefícios em relação a outras técnicas de remoção do ECG, como filtros passa-altas, subtração e outras, pois é capaz de separar os sinais mesmo com sobreposição espectral, sem danificar o EMG e sem perder informações contidas dentro da faixa de sobreposição dos sinais. Uma vantagem adicional na ICA é a não necessidade da coleta de um canal de referência do ECG, diferente do filtro adaptativo (Srivastava *et al.*, 2005).

Além dos benefícios apresentados pela ICA convencional, a técnica alternativa apresentada neste trabalho facilita a prática clínica e reduz custos na coleta de sinais, visto que requer apenas um canal. Ela também pode ser utilizada com PCA, que é muito mais simples de ser implementada.

Logo, as técnicas apresentadas neste trabalho são ferramentas adequadas na remoção de artefatos de ECG em sinais eletromiográficos, sendo a ICA convencional eficaz para RSI abaixo de 20 dB, e a técnica alternativa que utiliza apenas um sinal e sua cópia deslocada no tempo, com ICA ou PCA, eficiente em todos os sinais.

7 CONCLUSÃO

Existem evidências, a partir dos resultados obtidos neste trabalho, que a técnica de separação cega de fontes baseada na análise de componentes independentes (ICA) é uma ferramenta eficaz na remoção de artefatos eletrocardiográficos em sinais eletromiográficos da região torácica. No entanto, a técnica é limitada em situações as quais o nível de interferência do ECG é muito baixo.

A técnica que utiliza apenas um sinal e sua cópia com 1 amostra deslocada no tempo apresenta bons resultados na redução de artefatos de ECG dos sinais eletromiográficos até para baixos níveis de interferência do ECG. Esta técnica pode ser utilizada tanto com ICA quanto com análise de componentes principais. Porém, como ainda é um método muito novo, apresenta ainda poucos estudos relacionados, havendo assim a necessidade de mais estudos sobre ela e um maior aprofundamento em sua teoria, para posteriormente fechar uma conclusão mais apurada e defini - lá como uma ferramenta na remoção de artefatos eletrocardiográficos.

REFERÊNCIAS

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

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

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

BELOUCHRANI, A. *et al.* A blind source separation technique using second-order statistics. *Ieee Transactions on Signal Processing*, v. 45, n. 2, p. 434-444, 1997.

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, p. 279-285, 1997a.

_____. A comparison of ECG cancellation techniques applied to the surface recording of somatosensory evoked potentials. *Medical Engineering & Physics*, v. 19, n. 3, p. 279-285, 1997b.

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

BROWN, S. H. M.; MCGILL, S. M. Co-activation alters the linear versus non-linear impression of the EMG-torque relationship of trunk muscles. *Journal of Biomechanics*, v. 41, n. 3, p. 491-497, 2008.

BUTLER, H. L. *et al.* The interpretation of abdominal wall muscle recruitment strategies change when the electrocardiogram (ECG) is removed from the electromyogram (EMG). *Journal of Electromyography and Kinesiology*, v. 19, n. 2, p. e102-e113, 2009.

CARVALHO, C. R. *Análise em Componentes Independentes Baseada em um Método Geométrico-Probabilístico*. (2000). Universidade Federal de Minas Gerais, 2000.

CLANCY, E. A. *et al.* Sampling, noise-reduction and amplitude estimation issues in surface electromyography. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, v. 12, n. 1, p. 1-16, 2002.

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

DENG, Y. C. *et al.* New aspects to event-synchronous cancellation of ECG interference: An application of the method in diaphragmatic EMG signals. *Ieee Transactions on Biomedical Engineering*, v. 47, n. 9, p. 1177-1184, 2000.

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, p. 175-187, 2006.

FAES, L. *et al.* Principal component analysis and cluster analysis for measuring the local organisation of human atrial fibrillation. *Medical & Biological Engineering & Computing*, v. 39, n. 6, p. 656-663, Nov 2001.

FERREIRA, D. D.; SEIXAS, J. M.; CERQUEIRA, A. S. ICA-Based Method for Power Quality Disturbance Analysis. *15th International Conference on Intelligent System Applications to Power Systems*, Curitiba, Brasil, 2009.

GAGNON, D. *et al.* Comparative ability of EMG, optimization, and hybrid modelling approaches to predict trunk muscle forces and lumbar spine loading during dynamic sagittal plane lifting. *Clinical Biomechanics*, v. 16, n. 5, p. 359-372, 2001.

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

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

HU, Y. *et al.* ECG Cancellation for Surface Electromyography Measurement Using Independent Component Analysis. *IEEE International Symposium on Circuits and Systems, 2007. ISCAS 2007*. 2007. p. 3235 - 3238.

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

HYVARINEN, A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis. *Ieee Transactions on Neural Networks*, v. 10, n. 3, p. 626-634, 1999.

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

HYVARINEN, A. *et al. 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, p. 411-430, 2000.

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

KANDEL, E. R. *et al. Principles of Neural Science*. 4th Edition. ed. New York: McGraw-Hill, 2000.

KARTHIK, R. ECG Simulation using Matlab Principle of Fourier Series. p. <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/10858-ecg-simulation-using-matlab>.

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

LIANG, H. L. *et al.* Removal of ECG contamination from diaphragmatic EMG by nonlinear filtering. *Nonlinear Analysis-Theory Methods & Applications*, v. 63, n. 5-7, p. 745-753, 2005a.

_____. Removal of ECG contamination from diaphragmatic EMG by nonlinear filtering. *Nonlinear Analysis-Theory Methods & Applications*, v. 63, n. 5-7, p. 745-753, 2005b.

LU, G. H. *et al.* Removing ECG noise from surface EMG signals using adaptive filtering. *Neuroscience Letters*, v. 462, n. 1, p. 14-19, 2009.

MAK, J. N. F. *et al.* An automated ECG-artifact removal method for trunk muscle surface EMG recordings. *Medical Engineering & Physics*, v. 32, n. 8, p. 840-848, 2010.

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

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

MATIC, V. *et al.* Comparison of ICA algorithms for ECG artifact removal from EEG signals. *IEEE-EMBS Benelux Chapter Symposium 2009*.

MERLETTI, R.; FARINA, D. Surface EMG processing: Introduction to the special issue. *Biomedical Signal Processing and Control*, v. 3, n. 2, p. 115-117, 2008.

ONISHI, H. *et al.* Relationship between EMG signals and force in human vastus lateralis muscle using multiple bipolar wire electrodes. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, v. 10, n. 1, p. 59-67, 2000.

OWIS, M. I. *et al.* Characterisation of electrocardiogram signals based on blind source separation. *Medical & Biological Engineering & Computing*, v. 40, n. 5, p. 557-564, Sep 2002.

PANAGIOTACOPULOS, N. D. *et al.* Evaluation of EMG signals from rehabilitated patients with lower back pain using wavelets. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, v. 8, n. 4, p. 269-278, 1998.

REDFERN, M. S. *et al.* High-Pass Filtering to remove Electrocardiographic Interference from Torso EMG Recordings. *Clinical Biomechanics*, v. 8, n. 1, p. 44-48, 1993.

REN, X. M. *et al.* Noise reduction based on ICA decomposition and wavelet transform for the extraction of motor unit action potentials. *Journal of Neuroscience Methods*, v. 158, n. 2, p. 313-322, 2006.

RHOU, B. *et al.* Real-time filtering technique to remove ECG interference from recorded esophageal EMG. In: Biomedical Circuits and Systems Conference, 2008. BioCAS 2008. IEEE, 20-22 Nov. 2008. 2008. p.21-24.

SAKAMOTO, A. C. L. *Recrutamento do músculo glúteo máximo durante quatro modalidades de exercícios terapêuticos.* (2006). - Escola de Educação Física, Fisioterapia e Terapia Ocupacional, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2006.

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

SRIVASTAVA, G. *et al.* ICA-based procedures for removing ballistocardiogram artifacts from EEG data acquired in the MRI scanner. *Neuroimage*, v. 24, n. 1, p. 50-60, 2005.

STAUDENMANN, D. *et al.* Methodological aspects of SEMG recordings for force estimation - A tutorial and review. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, v. In Press, Corrected Proof, 2009.

STEGEMAN, D. F. *et al.* Surface EMG models: properties and applications. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, v. 10, n. 5, p. 313-326, 2000.

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

VEZINA, M. J.; HUBLEY-KOZEY, C. L. Muscle activation in therapeutic exercises to improve trunk stability. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, v. 81, n. 10, p. 1370-1379, 2000.

WIDROW, B. *et al.* ADAPTIVE NOISE CANCELLING - PRINCIPLES AND APPLICATIONS. *Proceedings of the Ieee*, v. 63, n. 12, p. 1692-1716, 1975.

ZHAN, C. J. *et al.* A wavelet-based adaptive filter for removing ECG interference in EMG signals. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, v. 20, n. 3, p. 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, p. 1311-1327, 2006.

ZHOU, P. *et al.* Real time ECG artifact removal for myoelectric prosthesis control. *Physiological Measurement*, v. 28, n. 4, p. 397-413, 2007.

ANEXO 1



UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO
INSTITUTO DE ESTUDOS DE SAÚDE COLETIVA
COMITÊ DE ÉTICA EM PESQUISA

PARECER Nº95/2010
PROCESSO Nº08/2010

Projeto de Pesquisa: Aplicação de técnicas de processamento de sinais estocásticos para separar o eletrocardiograma do eletromiograma em registros na região torácica.

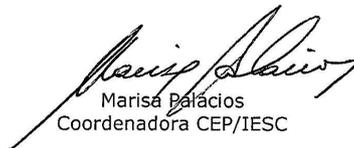
Pesquisador: Jose Dilermano Costa Junior

O Comitê de Ética em Pesquisa, tendo em vista o que dispõe a Resolução 196/96 do Conselho Nacional de Saúde, resolve APROVAR o presente projeto.

Informamos que o CEP está à disposição do pesquisador para quaisquer esclarecimento ou orientação que se façam necessários no decorrer da pesquisa.

Lembramos que o pesquisador deverá apresentar relatório da pesquisa no prazo de um ano a partir desta data.

Cidade Universitária, 14 de setembro de 2010.



Marisa Palácios
Coordenadora CEP/IESC

Instituto de Estudos de Saúde Coletiva-CCS/UFRJ
Praça Jorge Machado Moreira, 100 - Cidade Universitária
Ilha do Fundão - Rio de Janeiro - RJ
CEP: 21.941-598 - Rio de Janeiro -
Tel:(021) 2598 9293 Tel/Fax:(021) 2270 0097
e-mail: cep@iesc.ufrj.br

APÊNDICE 1

TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO

Nº _____

TÍTULO DO PROJETO

Aplicação de Técnicas de Processamento de Sinais Estocásticos para Separar o Eletrocardiograma do Eletromiograma em Registros na Região Torácica

RESPONSÁVEL:

Pesquisador: José Dilermando Costa Junior

Orientadores: Antonio Mauricio F. L. Miranda de Sá, D.Sc. e Jurandir Nadal, D.Sc.

INFORMAÇÕES

Você está sendo convidado (a) a participar de um projeto de pesquisa a ser desenvolvido no Laboratório de Processamento de Imagens e Sinais (LAPIS) do Programa de Engenharia Biomédica (PEB) da Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ).

O estudo investigará novas técnicas que separam os exames musculares (eletromiografia) do exame do coração (eletrocardiografia), que são coletados, ao mesmo tempo, por eletrodos de plástico em contato com a pele, o que acaba gerando uma mistura dos exames. Esta mistura dos exames ocorre principalmente na coleta do exame dos músculos que estão nas costas, na barriga, no peito e nos ombros. Logo, estas novas técnicas poderão melhorar a qualidade do exame dos músculos. Este estudo utilizará os exames coletados nos músculos das costas e da perna.

DESCRIÇÃO DOS TESTES A SEREM REALIZADOS

Inicialmente será realizada uma entrevista para coleta dos seus dados pessoais e um exame físico, para avaliar as suas condições de participar do estudo.

Para manter a privacidade dos seus registros, o pesquisador colocará um número para representar seus dados, sendo que apenas ele terá conhecimento do nome a quem este número corresponde.

O exame dos músculos das costas e da perna será avaliado com um equipamento chamado eletromiógrafo, que mede o funcionamento do músculo através do registro de uma pequena eletricidade que o músculo produz quando está sendo utilizado. Você será solicitado (a) a ficar em pé durante o teste. Serão colocados eletrodos de plástico na sua pele, na parte de baixo das suas costas (acima da cintura) e na parte de trás das pernas (abaixo do joelho), para coletar o exame dos músculos.

Após a colocação dos eletrodos, você será orientado (a) a realizar os seguintes movimentos: (1) ficar em pé parado durante 40 segundos, (2) ficar nas pontas dos pés durante 40 segundos, (3) inclinar o tronco pra frente e manter durante 40 segundos, (4) levantar os braços até a altura dos ombros e manter por 40, (5) inclinar o tronco pra frente e esticar os braços como se fosse pegar alguma coisa, e se manter nesta posição durante 40 segundos, (6) ficar subindo e descendo nas pontas dos pés consecutivamente durante 40 segundos, (7) ficar levantando e abaixando os braços consecutivamente durante 40 segundos, (8) ficar inclinando o tronco pra frente e voltando a posição normal consecutivamente durante 40 segundo. Estes movimentos serão necessários para que o eletromiógrafo consiga captar a eletricidade dos músculos estudados.

Será realizada a eletrocardiografia (exame do coração), que mede o funcionamento do músculo do coração através do registro de uma pequena eletricidade que o músculo do coração produz enquanto ele está batendo, e para isso utiliza um eletrodo de plástico, que será colocado em cima de sua pele no lado esquerdo do peito. A eletrocardiografia será feita no mesmo tempo que estiver fazendo os movimentos descritos anteriormente.

Para melhorar a qualidade do exame o pesquisador passará algodão com álcool em sua pele, e se necessário, será realizada raspagem para retirada de pelos nos locais que serão colocados os eletrodos de plástico. Todos os materiais a serem utilizados para coleta são estéreis e descartáveis.

RISCOS

Os riscos associados com os testes podem incluir pequeno desconforto muscular e cansaço. Esses riscos serão diminuídos pela utilização de um período de descanso entre as medidas. Pode também ocorrer irritação (vermelhidão) na pele, que desaparece após curto período de tempo.

BENEFÍCIOS

Você e muitas outras pessoas poderão beneficiar com os resultados deste estudo. Com melhores técnicas para separar os exames musculares (eletromiografia) do exame do coração (eletrocardiografia), estudos e exames nos músculos das costas, da barriga, do peito e dos ombros poderão ser avaliados com melhor qualidade, permitindo desta maneira que médicos e fisioterapeutas identifiquem com mais facilidade o mau funcionamento dos músculos e por fim façam um tratamento mais adequado para cada pessoa.

NATUREZA VOLUNTÁRIA DO ESTUDO/ LIBERDADE PARA SE RETIRAR

A sua participação é voluntária e você tem o direito de se retirar por qualquer razão e a qualquer momento, sem que isto lhe traga qualquer prejuízo. Além disso, o seu nome não aparecerá em qualquer momento do estudo e todas as informações fornecidas serão mantidas em sigilo, sendo utilizados apenas para fins científicos deste estudo, preservando a sua privacidade. Os dados da pesquisa podem ser publicados e divulgados, mas o sigilo dos voluntários será garantido. Você receberá os resultados da pesquisa.

Você não receberá nenhuma forma de pagamento. Custos de seu transporte para o local dos testes e o retorno deverão ser arcados por você.

DECLARAÇÃO E ASSINATURA

Eu, _____,
portador do documento de identidade _____, end.:

e
tel.: _____, li e entendi toda a informação contida acima e
recebi uma cópia deste formulário de consentimento. Tive tempo, suficiente, para
considerar a informação e, tive a oportunidade de tirar todas as minhas dúvidas. Estou
assinando este termo voluntariamente e, tenho direito, de agora ou mais tarde, discutir
qualquer dúvida que venha a ter com relação à pesquisa com: José Dilermando Costa

Junior: (21) 8124-7823, Prof. Antonio Mauricio F. L. Miranda de Sá: (21) 2562-8595, Prof. Jurandir Nadal: (21) 2562-8577.

Caso você tenha dificuldade em entrar em contato com o pesquisador responsável, comunique o fato à Comissão de Ética em Pesquisa do Instituto de Estudos em Saúde Coletiva pelo telefone (21) 2598-9328 ou pelo e-mail cep@nesc.ufrj.br. Assinando este termo de consentimento, eu estou indicando que concordo em participar deste estudo.

Assinatura do Voluntário

José Dilermando Costa Junior
Pesquisador

Rio de Janeiro, _____ de _____ de 2011.

APÊNDICE 2

TERMO DE AUTORIZAÇÃO PARA UTILIZAÇÃO DE IMAGEM

Eu, _____ RG: _____
autorizo a utilização de minha imagem, através de fotos, em apresentações e publicações de natureza técnico-científicas relacionados ao projeto de pesquisa **“Aplicação de Técnicas de Processamento de Sinais Estocásticos para Separar o Eletrocardiograma do Eletromiograma em Registros na Região Torácica”**, da dissertação do mestrando José Dilermando Costa Junior, sob orientação dos professores Antonio Mauricio F. L. Miranda de Sá, D.Sc. e Jurandir Nadal, D.Sc..

Assinando este termo de consentimento, eu estou indicando que concordo divulgação de minha imagem.

Assinatura do voluntário

Testemunha

José Dilermando Costa Junior
Pesquisador

Rio de Janeiro, ____ de _____ de 2010.

APÊNDICE 3

FICHA DE AVALIAÇÃO

Data da avaliação: _____

Nome: _____

Data de nascimento: ____/____/____

Idade: _____

Sexo: () F () M

Endereço: _____

Telefone: _____

Profissão: _____

Perna dominante: () Direita () Esquerda

Peso: _____

Altura: _____

IMC: _____

Observações: