

Rodrigo Belagamba de Moraes

Metodologia para Detecção Automática da Ativação Muscular em Sinais Eletromiográficos

Porto Alegre - RS, Brasil

2016

Rodrigo Belagamba de Moraes

Metodologia para Detecção Automática da Ativação Muscular em Sinais Eletromiográficos

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Pontifícia Universidade do Rio Grande do Sul, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de concentração: Sinais, Sistemas e Tecnologia da Informação

Linha de Pesquisa: Automação e Sistemas.

Pontifícia Universidade do Rio Grande do Sul – PUCRS

Faculdade de Engenharia

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Orientador: Prof. Dr. Aurélio Tergolina Salton

Coorientador: Prof. Dr. Rafael Reimann Baptista

Porto Alegre - RS, Brasil

2016



Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul

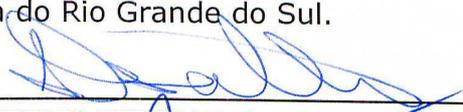
FACULDADE DE ENGENHARIA

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

METODOLOGIA PARA DETECÇÃO AUTOMÁTICA DA ATIVÇÃO MUSCULAR EM SINAIS ELETROMIOGRÁFICOS

CANDIDATO: RODRIGO BELAGAMBA DE MORAES

Esta Dissertação de Mestrado foi julgada para obtenção do título de MESTRE EM ENGENHARIA ELÉTRICA e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul.



DR. AURELIO TERGOLINA SALTON - ORIENTADOR



DR. RAFAEL REIMANN BAPTISTA - CO-ORIENTADOR

BANCA EXAMINADORA



**DR. JEFERSON VIEIRA FLORES - PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA
ELÉTRICA-PPGEE - UFRGS**



DRA. LETÍCIA MARIA BÓLZANI POEHLIS - DO PPGEE - FENG - PUCRS

Agradecimentos

Agradeço aos meus orientadores Prof. Dr. Aurélio Tergolina Salton e Prof. Dr. Rafael Reimann Baptista pelo apoio, conhecimentos passados, paciência e dedicação empregadas durante realização deste trabalho. Aos meus familiares, principalmente a minha esposa Mariane Reghelin do Amaral e as minhas filhas Julia Reghelin de Moraes e Manuela Reghelin de Moraes responsáveis pelo apoio incondicional, incentivo e pela motivação diária, sem os quais não seria possível cumprir mais essa jornada. Também agradeço a todos os amigos e colegas que direta ou indiretamente contribuíram para realização desse projeto.

Resumo

Este trabalho propõe uma nova metodologia para detecção automática da ativação muscular em sinais de Eletromiografia (EMG). A qual utiliza a variância local do sinal para determinar os instantes de tempo que correspondem a eventos de ativação muscular. Duas técnicas existentes e consolidadas na literatura (Operador de Energia de Teager-Kaiser e Sample Entropy) foram implementadas com objetivo de realizar a detecção da ativação e viabilizar uma análise comparativa entre as diferentes metodologias. A avaliação dos resultados foram separadas em duas etapas: análise de performance e análise de convergência. Para realização da análise de performance foram estabelecidos critérios quantificáveis e objetivos: precisão, tolerância a ruídos e custo computacional. Foi desenvolvido também, um gerador de sinais de EMG sintéticos, cujos tempos de ativação muscular e a relação sinal ruído (SNR) eram previamente conhecidos. Considerando os critérios estabelecidos e o conjunto de dados analisados, a metodologia proposta demonstrou-se superior nos quesitos performance e tolerância a ruídos. A análise de convergência utilizou dados reais provenientes dez sujeitos, dos quais foram coletados sinais de oito músculos. Através desse conjunto de dados foi possível demonstrar a forte correlação entre os resultados obtidos pelos métodos analisados.

Palavras-chaves: EMG, Eletromiografia, Eletromiografia de Superfície, Ativação Muscular, Contração Muscular, Filtro de Variância Móvel.

Abstract

This study proposes a new methodology for automatic detection of muscle activation in electromyographic (EMG) signals. Which uses the local variance of EMG signal to determine the onset and offset times of muscle activation events. Were implemented two existing and consolidated methods (Teager-Kaiser Energy Operator and Sample Entropy) in order to carry the activation detection by another way and enable a comparative analysis of different methodologies. The evaluation of results was separated into two stages: performance analysis and convergence analysis. The performance analysis was established by quantifiable and objective parameters: accuracy, tolerance to noise and computational cost. It was developed also a generator of synthetic EMG signals whose muscle activation times and signal to noise ratio (SNR) were previously known. Considering the parameters established and the data analyzed, the proposed methodology demonstrated a better precision and tolerance to noise when compared to the others methods. The convergence analysis used the real EMG data from ten subjects, of which was collected signals from eight different muscles. Through this set of data, it was possible to demonstrate the high correlation between the results from the analyzed methods.

Key-words: EMG, Eletromiography, Onset, Offset, Muscule Activation Detection, Burst.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Estrutura Básica do Músculo Esquelético.	23
Figura 2 – Interior de uma Fibra Muscular do Músculo Esquelético.	23
Figura 3 – Estrutura básica de uma Unidade Motora.	25
Figura 4 – Variação do potencial de membrana celular durante o Potencial de Ação.	26
Figura 5 – Potencial de Ação da Unidade Motora.	28
Figura 6 – Representação de um sinal eletromiográfico (SME) puro.	29
Figura 7 – Remoção da componente DC: Em azul o SME <i>raw</i> do músculo VL, em verde o SME após a remoção da componente DC.	31
Figura 8 – Retificação: Resposta eletromiográfica do músculo VL após aplicar a operação de retificação completa.	32
Figura 9 – Suavização: resposta eletromiográfica do músculo VL suavizada por um filtro de média móvel (a) e por um filtro RMS (b). Tanto para média móvel quanto para o RMS foi utilizada uma janela de $60ms$	33
Figura 10 – Espectro de frequências típico de um sinal Eletromiográfico.	35
Figura 11 – Fluxo do condicionamento do SME sem utilização do TKE (acima) e com a utilização do TKE (abaixo). A setas em preto indicam operações comuns	39
Figura 12 – Exemplo de aplicação do Operador de Energia de Teager-Kaiser para sinais reais (a) e (b), e para sinais sintéticos (c) e (d).	40
Figura 13 – Efeitos de diferentes métodos de condicionamento para dois grupos de dados de EMG. Da coluna esquerda com SNR de 8dB e na coluna direita com SNR de 2dB, com a presença de picos espúrios.	42
Figura 14 – Exemplo de aplicação do Operador de Energia de Teager-Kaiser para sinais reais (a) e (b), e para sinais sintéticos (c) e (d).	42
Figura 15 – Diagrama de Blocos do Gerador de EMG Sintético	45
Figura 16 – <i>Burst</i> de ativação construído artificialmente.	45
Figura 17 – SMES - Sinal sintético gerado após a execução da etapa de construção, utilizando os seguintes parâmetros de entrada: $F_s = 1KHz$, $R_n = 5$, $\tau_r = 0.4$, $\tau_a = 0.6$, $\sigma_{r0}^2 = 1^2$, $\sigma_{r1}^2 = 50^2$, $\sigma_{a0}^2 = 250^2$, $\sigma_{a1}^2 = 500^2$	47
Figura 18 – Diagrama de blocos da etapa de formatação do SMES	48
Figura 19 – Modificação no espectro de frequências do sinal artificial em cada uma das etapas do gerador proposto.	48
Figura 20 – SMES - Diferentes valores de SNR para os sinais construídos a partir do gerador proposto.	49

Figura 21 – Representação gráfica da aplicação do Filtro de Variância Móvel para $W_s = 5$, $x[n] = \mathbf{s}[n]$, $y[n] = envEMG$. O deslizamento da janela é representado pelas regiões w1, w2 e w3 que correspondem às três primeiras janelas que conseqüentemente irão formar os três primeiros pontos do envSME.	50
Figura 22 – Efeito do filtro de variância sobre a resposta eletromiográfica do músculo VL.	52
Figura 23 – Máquina de estados que determina o valor do limiar assumido pela rotina de <i>Threshold Pseudo Adaptativo</i>	53
Figura 24 – Fluxograma do algoritmo que determina os tempos de início e fim de cada ativação muscular através do envSME	54
Figura 25 – Arquitetura modular da rotina de detecção automática de <i>onsets</i> e <i>offsets</i> em sinais eletromiográficos.	55
Figura 26 – Modificações no SME durante a etapa de pré-processamento	56
Figura 27 – Fragmento dos sinais SMES utilizados para avaliação dos métodos de detecção de <i>onset</i> e <i>offset</i>	61
Figura 28 – Algoritmo baseado em <i>Single Threshold</i> (verde) e <i>Threshold Pseudo Adaptativo</i> (vermelho) aplicados sobre o envelope obtido pelo método FVM para diferentes valores de SNR.	62
Figura 30 – Algoritmo baseado em <i>Single Threshold</i> (verde) e <i>Threshold Pseudo Adaptativo</i> (vermelho) aplicados sobre o envelope obtido pelo método SPE para diferentes valores de SNR.	62
Figura 29 – Algoritmo baseado em <i>Single Threshold</i> (verde) e <i>Threshold Pseudo Adaptativo</i> (vermelho) aplicados sobre o envelope obtido pelo método TKE para diferentes valores de SNR.	63
Figura 31 – Exemplo de latência de <i>onset</i> no gráfico (a) e latência de <i>offset</i> no gráfico (b). A linha horizontal preta indica o valor correto, as linhas verde e vermelha representam marcações atribuídas por diferentes métodos.	64
Figura 32 – Latência de <i>onset</i> média para diferentes valores de SNR.	66
Figura 33 – Latência de <i>offset</i> média para diferentes valores de SNR.	66
Figura 34 – Latência de Ativação média para diferentes valores de SNR	67
Figura 35 – Segmentação da resposta eletromiográfica do músculo VL para os métodos FVM, TKE e SPE.	70

Lista de tabelas

Tabela 1 – Especificação dos dados de EMG artificiais utilizados na análise de performance.	60
Tabela 2 – Latência média e desvio padrão apresentado para o métodos FVM, TKE e SPE.	65
Tabela 3 – Variância das médias para as diferentes SNRs analisadas.	68
Tabela 4 – Tempo de processamento médio em segundos dos métodos de detecção para diferentes tamanhos de <i>buffer</i> com frequência de amostragem de $1kHz$	68
Tabela 5 – Tempo de resposta médio em milissegundos (ms) dos métodos de detecção para diferentes tamanhos de <i>buffer</i> com frequência de amostragem de $1kHz$. O cálculo do tempo resposta não considera o tempo necessário para tomada de decisão	69
Tabela 6 – Média e Desvio Padrão dos parâmetros extraídos dos <i>bursts</i> de ativação obtidos através da segmentação dos BF em ambiente terrestre.	71
Tabela 7 – Média e Desvio Padrão dos parâmetros extraídos dos <i>bursts</i> de ativação obtidos através da segmentação dos GL em ambiente terrestre.	71
Tabela 8 – Média e Desvio Padrão dos parâmetros extraídos dos <i>bursts</i> de ativação obtidos através da segmentação dos GM em ambiente terrestre.	72
Tabela 9 – Média e Desvio Padrão dos parâmetros extraídos dos <i>bursts</i> de ativação obtidos através da segmentação dos RF em ambiente terrestre.	72
Tabela 10 – Média e Desvio Padrão dos parâmetros extraídos dos <i>bursts</i> de ativação obtidos através da segmentação dos ST em ambiente terrestre.	72
Tabela 11 – Média e Desvio Padrão dos parâmetros extraídos dos <i>bursts</i> de ativação obtidos através da segmentação dos TA em ambiente terrestre.	73
Tabela 12 – Média e Desvio Padrão dos parâmetros extraídos dos <i>bursts</i> de ativação obtidos através da segmentação dos VM em ambiente terrestre.	73
Tabela 13 – Média e Desvio Padrão dos parâmetros extraídos dos <i>bursts</i> de ativação obtidos através da segmentação dos músculos VL em ambiente terrestre.	73
Tabela 14 – Coeficiente de Correlação de Person entre os métodos FVM, TKE e FVM, SPE para os parâmetros Pico, RMS, MNF e MDF extraídos dos <i>bursts</i> de ativação.	74

Lista de abreviaturas e siglas

EMGS	Eletrmiografia de Superfície, p. 15
SME	Sinal Eletromiográfico, p. 15
TA	Transverso Abdominal, p. 15
VMO	Vasto Medial Oblíquo, p. 15
VL	vasto lateral, p. 15
PDS	Processamento Digital de Sinais, p. 17
SNR	Relação Sinal Ruído, p. 17
MVD	<i>Maximum Value Detection</i> , p. 18
TKE	Operador de Energia de Teager-Kaiser, p. 18
SPE	<i>Sample Entropy</i> , p. 18
SNC	Sistema Nervoso Central, p. 22
SM	Sistema Muscular, p. 22
SNP	Sistema Nervoso Periférico, p. 24
UM	Unidade Motora, p. 24
PAUM	Potencial de Ação da Unidade Motora, p. 27
TPAUM	Trem de Potenciais de Ação da Unidade Motora, p. 27
SME	Sinal Mioelétrico, p. 27
SENIAM	<i>Surface EMG for the Non-Invasive Assessment of Muscles</i> , p. 28
SNR	Relação Sinal Ruído, p. 28
RMS	<i>Root Mean Square</i> , p. 32
ISEK	<i>International Society of Electrophysiology and Kinesiology</i> , p. 34
CVM	Contração Isométrica Voluntária Máxima, p. 34
TDF	Transformada Discreta de Fourier, p. 34

FFT	<i>Fast Fourier Transformation</i> , p. 34
MDF	Frequência Mediana, p. 36
MNF	Frequência Média, p. 36
TKE	Operador de Energia de Teager-Kaiser, p. 38
SPE	<i>Sample Entropy</i> , p. 40
SD	Desvio Padrão, p. 41
SMES	Sinal Eletromiográfico Sintético, p. 44
CAS	Ciclo de Ativação Sintético, p. 46
FVM	Filtro de Variância Móvel, p. 50
envSME	Envelope do Sinal Eletromiográfico, p. 50
TPA	<i>Threshold Pseudo Adaptativo</i> , p. 52
BF	Bíceps Femoral, p. 59
GM	Gastrocnêmio Medial, p. 59
GL	Gastrocnêmio Lateral, p. 59
RF	Reto Femoral, p. 59
ST	Semitendinoso, p. 59
TA	Tibial Anterior, p. 59
VL	Vasto Lateral, p. 59
VM	Vasto Medial, p. 59
RNA	Rede Neural Artificial, p. 68
CCP	Coefficiente de Correlação de Person, p. 72

Lista de símbolos

s	Representação discreta do sinal eletromiográfico, p. 27
φ	Forma de onda de um potencial de ação, p. 27
δ	Impulso unitário, p. 28
\bar{s}	Valor médio absoluto do sinal eletromiográfico, p. 30
S_{dc}	Sinal eletromiográfico após a remoção do nível DC, p. 30
S_{rf}	Sinal eletromiográfico após retificação completa, p. 31
S_{rh}	Sinal eletromiográfico após a retificação de meia onda, p. 31
\bar{s}	Sinal eletromiográfico após a aplicação de um filtro de média móvel, p. 32
S_{rms}	Sinal eletromiográfico após a aplicação de um filtro RMS, p. 33
S_N	Sinal eletromiográfico normalizado, p. 34
F_N	Fator de normalização, p. 34
Ψ	Operador de Energia de Teager-Kaiser, p. 38
F_s	Frequência de amostragem em Hz, p. 46
R_n	Número de iterações do gerador de dados sintéticos., p. 46
τ_r	Tempo em segundos para o período de repouso., p. 46
τ_a	Tempo em segundos para o período de ativação., p. 46
σ_{r0}^2	Límite inferior para variância do período de repouso, p. 46
σ_{r1}^2	Límite superior para variância do período de repouso, p. 46
σ_{a0}^2	Límite inferior para variância do período de ativação, p. 46
σ_{a1}^2	Límite superior para variância do período de ativação, p. 46
S_r	Segmento de sinal sintético correspondente a um período de repouso., p. 46
S_a	Segmento de sinal sintético correspondente a um período de ativação., p. 46

s_{σ^2}	Sinal eletromiográfico após a aplicação do Filtro de Variância Móvel., p. 51
ρ	Coeficiente de Correlação de Pearson, p. 59
λ_0	Latência de <i>onset</i> , p. 63
λ_1	Latência de <i>offset</i> , p. 63
Δ_λ	Latência de <i>offset</i> , p. 63
$\rho_{FVM,TKE}$	Coeficiente de Correlação de Pearson entre os métodos Filtro de Variância Móvel e Operador de Energia de Teager-Kaiser, p. 73
$\rho_{FVM,SPE}$	Coeficiente de Correlação de Pearson entre os métodos Filtro de Variância Móvel e <i>Sample Entropy</i> , p. 73

Sumário

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	Segmentação de Sinais Eletromiográficos	16
1.2	Objetivos	20
1.3	Organização do Trabalho	21
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	22
2.1	Aspectos Fisiológicos da Contração Muscular	22
2.1.1	Unidade Motora	24
2.1.2	Potenciais de Ação	24
2.1.3	Potenciais de Ação da Unidade Motora	27
2.2	Origem e Processamento do Sinal Eletromiográfico	27
2.2.1	Processamento no Domínio no Tempo	30
2.2.1.1	Remoção da Componente DC	30
2.2.1.2	Retificação	30
2.2.1.3	Suavização	32
2.2.1.4	Normalização	33
2.2.2	Processamento no Domínio da Frequência	34
2.2.2.1	Estimadores em Frequência	36
2.2.2.2	Filtros	36
2.3	Métodos para Detecção Automática da Ativação Muscular	37
2.3.1	Operador de Energia de Teager-Kaiser	38
2.3.2	<i>Sample Entropy</i>	40
2.4	Comentários Finais	43
3	PROPOSTA	44
3.1	Gerador de Dados Sintéticos	44
3.1.1	Arquitetura	44
3.1.2	Processo de Construção do SMES	46
3.1.3	Ajuste em Frequência	47
3.1.4	Adição de Ruído	49
3.2	Filtro de Variância Móvel	50
3.3	Algoritmo de Segmentação: <i>Threshold</i> Pseudo Adaptativo	52
3.4	Processo de Detecção da Ativação Muscular	55
3.5	Comentários Finais	57
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	58

4.1	Conjunto de Dados Experimentais	59
4.2	Avaliação de Performance	59
4.2.1	Algoritmo <i>Threshold</i> Pseudo Adaptativo	60
4.2.2	Latência	63
4.2.3	Latência x SNR	65
4.2.4	Custo computacional	68
4.3	Análise com dados de EMG reais	69
4.4	Comentários Finais	75
5	CONCLUSÃO	76
	REFERÊNCIAS	79

1 Introdução

A investigação dos padrões apresentados durante a ativação muscular constitui um tópico importante para Eletromiografia de Superfície (EMGS), sendo alvo de estudos que abrangem diversas áreas e aplicações. Entre estes é possível citar controle motor, postura, análise de marcha, diagnóstico clínico, e também controle de próteses mioelétricas (MCCOOL et al., 2014; ZHANG; ZHOU, 2012). Logicamente, para que esse tipo de análise seja realizada, se faz necessário identificar ou estimar no Sinal Eletromiográfico (SME) o instante de tempo onde se inicia e termina cada ativação muscular presente no sinal.

De uma maneira geral, para estudos que abordam diagnóstico clínico e controle motor, as informações extraídas do SME relativas à ativação muscular podem ser utilizadas para comparar os padrões de ativação muscular entre grupos distintos quando submetidos a uma atividade específica, ou então um único grupo em condições ou ambientes diferentes.

A utilização de grupos distintos caracterizam estudos cujo objetivo é comparar os padrões da ativação muscular e suas implicações. Grande partes desses estudos se destina a verificar alterações nesses padrões em indivíduos que apresentam alguma patologia clínica ou lesão. Por exemplo, as alterações nos padrões de ativação muscular gerados pela dor crônica no ombro-pescoço foram analisadas em (MADELEINE; MATHIASSEN; ARENDT-NIELSEN, 2008). Uma avaliação da contribuição do músculo Transverso Abdominal (TA) para estabilização da coluna vertebral foi apresentada em (HODGES; RICHARDSON, 1996). Neste estudo foram comparados indivíduos com e sem dor lombar, no grupo com dor lombar foi constatado um atraso no início da ativação muscular do músculo TA. Em (HORTOBÁGYI et al., 2009) foram analisadas as alterações nos tempos de ativação dos músculos agonistas e antagonistas de indivíduos com idade avançada durante o ciclo de marcha.

O conhecimento dessas alterações juntamente com o seu significado fisiológico pode auxiliar a diagnosticar uma série de patologias, e conseqüentemente auxiliar na elaboração de um tratamento adequado. Por exemplo, no estudo apresentado em (MCGILL et al., 2003), foram observados os padrões de ativação dos músculos responsáveis pela estabilização da coluna lombar. A identificações desses padrões é importante para prevenção e intervenções clínicas em pacientes suscetíveis a problemas relacionados a instabilidades da coluna lombar. Como a síndrome patelo-femoral, que pode ser identificada pelo atraso no início da ativação muscular entre os músculos Vasto Medial Oblíquo (VMO) e vasto lateral (VL) (COWAN et al., 2001; WONG, 2009).

Muitos estudos comparam um mesmo grupo realizando atividades específicas em

condições ou ambientes diferentes, no trabalho apresentado em (SILVEIRA, 2009), são analisados os efeitos de diferentes tempos de alongamento em treinamentos de força. Em (RODRIGUES, 2009) foi comparada a atividade dos músculos do tornozelo em solo estável e instável. Uma análise dos efeitos de um treino de resistência baseado em limiares de fadiga, nos parâmetros de amplitude e frequência da ativação muscular foi objetivo do estudo apresentado em (OLIVEIRA; GONÇALVES, 2009). De acordo com (HUG; DOREL, 2009), a análise dos padrões de ativação muscular durante a pedalada é uma importante ferramenta para análise clínica e também para esportes como ciclismo e triatlo. Portanto, as informações obtidas nesse tipo de análise permitem um entendimento maior sobre o movimento realizado e também sobre as variáveis que o influenciam.

Determinar a ocorrência ou não da ativação muscular a partir do SME é uma etapa essencial para realizar o controle de próteses mioelétricas de membros superiores (OSKOEI; HU, 2007; NIELSEN et al., 2009). A maioria dos membros artificiais motorizados disponíveis comercialmente são controlados através da atividade mioelétrica dos músculos disponíveis em membros amputados, onde posição e velocidade são controlados por características específicas extraídas do SME durante a ativação muscular (XU et al., 2013).

A principal característica em comum para todos os estudos citados anteriormente é a necessidade de determinar os instantes de tempo onde os músculos foram ativados. Mesmo tratando-se de estudos e áreas de aplicação diversas, todos dependem da utilização de uma técnica eficiente e confiável para determinar a ocorrência ou não da ativação muscular. Entretanto, devido a alta suscetividade a ruídos e as características estocásticas associadas aos sinais de EMG, essa tarefa é considerada na literatura um desafio complexo.

1.1 Segmentação de Sinais Eletromiográficos

A segmentação de sinais de EMG consiste em determinar no domínio do tempo, os instantes de início (*onset*) e de fim (*offset*) de cada ativação muscular ao longo do SME. Segundo (SEDLAK et al., 2013) a segmentação de sinais EMG pode ser realizada através de três abordagens principais, sincronização por vídeo, através de sinais auxiliares, e por fim, utilizar apenas o SME.

Além dos eletrodos responsáveis por obter a resposta eletromiográfica, outros sensores podem ser adicionados com objetivo de registrar simultaneamente sinais auxiliares durante a realização do movimento. Estes sensores podem ser goniômetros, acelerômetros ou tensiômetros. O método utilizado para identificação da ativação muscular depende do sensor utilizado. Esta abordagem não permite que a identificação da ativação seja realizada em tempo real e pode agregar custos adicionais à coleta. O desconforto gerado pela presença de sensores adicionais, além dos eletrodos, pode ser considerado uma

desvantagem para este tipo de abordagem.

Na sincronização por vídeo os sujeitos submetidos a um dado exercício utilizam marcadores visuais que permitam identificar as partes do corpo, estes marcadores servirão de auxílio para que um algoritmo de processamento de imagens possa determinar os instantes de tempo em que a articulação em questão foi flexionada. Embora não sejam necessários sensores adicionais, o processamento só pode ser feito após a realização do movimento o que inviabiliza o uso desta abordagem em aplicações de tempo real.

A segmentação do SME utilizando apenas o próprio sinal é realizado por meio de técnicas de Processamento Digital de Sinais (PDS), as quais permitem manipular o sinal até que seja possível extrair as informações necessárias. No caso da segmentação de sinais EMG, as informações desejadas são os instantes de tempo que delimitam cada ativação muscular presente no sinal analisado.

Entre as inúmeras técnicas de processamento de sinais utilizadas para realizar a segmentação do SME, os métodos baseados em limiares (*thresholds*) de amplitude ganham destaque devido a simplicidade e facilidade de implementação (HODGES; BUI, 1996; OSKOEI; HU, 2007). Existem diversas formas para determinar o limiar utilizado por este tipo de método, podendo ser determinado previamente por um processo de calibração antes da realização do exercício ou por uma medida extraída do próprio sinal, como por exemplo, o valor eficaz ou *Root Mean Square* (RMS). O limiar estabelecido é comparado com os valores absolutos de cada amostra do SME retificado, de modo que o instante de tempo onde o limiar for excedido determinará o início da ativação muscular (MICERA et al., 2001).

Os métodos que utilizam apenas um limiar para definir o início e fim da ativação muscular são denominados *Single Thresholds* (MCCOOL et al., 2014). O desempenho de métodos que utilizam apenas um limiar pode ser comprometido em situações que o sinal apresentar uma Relação Sinal Ruído (SNR) baixa (LI; ZHOU; ARUIN, 2007). Por outro lado, sabe-se que a potência e as amplitudes do SME aumentam instantaneamente quando o músculo é contraído, fato que fomenta a estratégia de buscar variações abruptas no sinal. Na maioria dos casos, os sinais de EMG possuem uma SNR tolerável, de modo que estes métodos apresentam um bom desempenho para SNR maior do que 10dB segundo estudo apresentado em (XU et al., 2013).

O critério utilizado para definir o limiar é um fator importante para um bom desempenho de métodos do tipo *Single Thresholds*, pois altos níveis podem levar a detecção dos eventos de *onset* depois do tempo correto ou mesmo sua perda. Um limiar relativamente baixo pode antecipar a detecção e gerar falsos alarmes. Uma das soluções propostas para otimizar e tornar mais robustas as técnicas baseadas em *Single Thresholds* foi estabelecer um segundo limiar. Este segundo limiar consiste na repetição do primeiro um número de vezes consecutivas. Métodos que adotaram esta solução recebem o nome

de *Double Thresholds*.

O método proposto em (BONATO; ALESSIO; KNAFLITZ, 1998) é considerado (OSKOEI; HU, 2007; MCCOOL et al., 2014) um método *Double Threshold* por utilizar dois limiares para determinar os instantes de ativação muscular. Este método apresenta ainda uma etapa de verificação que descarta períodos de ativação muscular com duração inferior a 30ms. No método *Maximum Value Detection* (MVD) são utilizados dois limiares, o primeiro tem por objetivo definir quais das amostras contidas em um determinado fragmento de sinal serão consideradas picos locais. Já o segundo limiar consiste no número mínimo de picos locais necessários afim de que o fragmento analisado seja considerado um *burst* de ativação (QIZHU et al., 2005). Por exemplo, estes dois limiares poderiam ser descritos da seguinte maneira: $100\mu V$ para o primeiro e cinco para o segundo limiar. Desta forma, se cinco ou mais amostras dentro de um fragmento de sinal forem maiores do que $100\mu V$, significa que o mesmo corresponde a um burst de ativação.

Praticamente qualquer método *Single Threshold* pode ser adaptado para *Double Threshold*, para isso basta definir o número de vezes que um limiar deva se repetir. Contudo, mesmo que o segundo limiar represente uma evolução, apenas duplicá-lo não é suficiente. Além da tolerância em relação a presença de ruídos, existem outros pontos que devem ser levados em consideração. Em aplicações como controle de próteses mioelétricas, o tempo de computação necessário para realizar a detecção é um fator importante a ser observado. Assim como o nível de interação com usuário, isto é, o nível de conhecimento prévio necessário sobre sinal para que um usuário possa definir corretamente os limiares.

Ao longo dos anos muitos métodos tem sido propostos visando melhorar pontos específicos de acordo com a aplicação alvo. Métodos estatísticos como Generalized Likelihood Ratio (GLR) (MICERA et al., 2001) são utilizados principalmente para sinais cujos níveis de ativação são menores, normalmente oriundos de músculos mais profundos. O Operador de Energia de Teager-Kaiser (TKE) (LI; ZHOU; ARUIN, 2007) e a *Sample Entropy* (SPE) (ZHANG; ZHOU, 2012) tem por objetivo melhorar a tolerância a ruídos. Funções Wavelet (MERLO; FARINA; MERLETTI, 2003) e técnicas de detecção de padrões em imagens (MCCOOL et al., 2014) são abordagens indicadas quando o custo computacional da implementação se torna um pré-requisito. Entretanto para cada uma dessas técnicas podem ser listadas vantagens e desvantagens, não sendo possível apontar um destes como padrão de referência.

Embora a alta variabilidade e a suscetibilidade à presença de ruídos em sinais eletromiográficos provoque o aparecimento de falsos positivos durante processo de detecção da ativação muscular através de limiares, a grande maioria dos métodos disponíveis na literatura utilizam algum tipo de limiar. Entretanto ao invés de aplicá-los diretamente no SME, é comum que seja realizado algum tipo de condicionado do sinal antes da aplicação do limiar, esta estratégia é adotada visando otimizar o processo de detecção.

O método *Mean Value Comparison* (MVC) (QIZHU et al., 2005), propõem sectionar o sinal em janelas de tempo adjacentes de tamanho fixo, após, para cada janela determina-se o valor médio absoluto das amostras que a compõem. O evento de *onset* é determinado quando a média da janela for superior a um limiar previamente estabelecido. Já o método *Sliding Window Average* (SWA) (QIZHU et al., 2005), utiliza uma janela deslizante, isto é, estabelece uma janela de tempo fixa que percorre o sinal em passos de n amostras. Assim como no método MVC é calculada a média absoluta de cada janela, entretanto para definir um instante de *onset* o valor obtido é comparado com os valores absolutos dentro da própria janela analisada. O algoritmo de Marple–Horvat e Gilbey, assim como os outros segmenta o sinal em janelas, porém os eventos de *onset* e *offset* são definidos respectivamente quando a diferença entre a média de duas janelas adjacentes excede um limiar positivo ou negativo (MARPLE-HORVAT; GILBEY, 1992).

O condicionamento do sinal pode ser realizado através da aplicação filtros, como passa-baixas, médias móveis entre outros. O sinal resultante após o processo de condicionamento pode ser chamado de envelope ou envoltório linear do sinal original. Uma vez obtido o envelope do sinal, o mesmo pode ser submetido a técnica baseada em limiares para realizar a segmentação do sinal. Os métodos *Difference of Magnitude* (DM), *Short-Term Energy* (STE), e *High-Frequency Content* (HFC) descritos em (DING et al., 2011) podem ser citados como exemplos de técnicas que utilizam um envelope do sinal, isto é, antes de aplicar um limiar realiza um condicionamento do sinal.

O condicionamento realizado pelo método DM consiste em aplicar um filtro passa baixas sobre o SME. O método STE se propõem a calcular a energia do sinal. Para ambos os métodos o tipo de processamento realizado sobre o envelope obtido é similar. Onde o envelope é segmentado em janelas de tempo iguais e a ativação muscular é definida quando a diferença do valor máximo de duas janelas adjacentes exceder um limiar.

O método HFC parte do princípio de que as componentes de alta frequência possuem maior energia durante a ativação muscular, portanto determina-se para cada janela de tempo do sinal EMG a energia das componentes de alta frequência. Toda janela em que o valor obtido para energia das componentes de alta frequência exceder o limiar indicará a localização de um evento de *onset*.

Considerando que todos os métodos discutidos até aqui necessitam que pelo menos um parâmetro seja previamente definido, o nível de interação do usuário é relativo ao número de parâmetros e de que forma devem ser escolhidos. Em algumas técnicas tais parâmetros devem ser ajustados até que se obtenha um resultado satisfatório. Já em outras a definição dos parâmetros de entrada exige um conhecimento maior sobre o sinal analisado. Portanto o nível de interação do usuário pode ser usado como critério de avaliação e comparação entre as técnicas.

A escolha do limiar que define a ativação muscular pode ser considerado o principal

parâmetro a ser definido pelo usuário, uma vez que aparece na grande maioria dos métodos existentes. Esta etapa costuma adicionar um componente empírico a muitos métodos, uma vez que sua escolha pode ser arbitrária ou baseada na tentativa e erro. Por esta razão tornar mais determinística e otimizada esta escolha implica num grande desafio.

O tempo de computação e a tolerância ruídos são outros aspectos, não menos importantes, que podem ser citados como vantagens ou desvantagens de um método. E também poderiam ser utilizados como critério de avaliação. Porém não existem ferramentas ou uma lista de critérios definidos que permitam realizar uma comparação determinística para diferentes metodologias.

Provavelmente nenhum dos métodos apresentados até aqui se sobressai à outro em todos os critérios, normalmente os recursos disponíveis e a aplicação alvo determinam qual é a melhor abordagem a utilizar. Entretanto uma ferramenta capaz de quantificar estes critérios permitiria uma comparação mais adequada entre as diferentes metodologias presentes na literatura.

Para que estes critérios possam ser quantificados seria necessário submeter a metodologia avaliada a uma série de cenários, isto é, diferentes tipos de sinais de EMG. Estes dados deveriam ser de músculos diferentes, apresentar tipos de ruídos diferentes e SNRs diferentes. Portanto, entre os principais desafios para os trabalhos que tem por objetivo identificar a ativação muscular estão; reduzir o nível de interação com usuário, otimizar o critério de escolha de limiares, aumentar a tolerância a ruídos, reduzir o tempo de computação e estabelecer padrões de avaliação.

Neste trabalho é proposta uma nova metodologia para detecção automática da ativação muscular, de modo que seja possível unificar em um único algoritmo os méritos individuais das principais abordagens existentes na literatura. Outra proposição deste trabalho é uma forma genérica e objetiva de avaliar estes métodos, de modo que seja possível determinar qual é o mais adequado para aplicação alvo, ou mesmo inferir se uma alteração na forma de realizar a detecção foi eficaz ou não. Para atingir este objetivo foram estabelecidos critérios e desenvolvidas ferramentas, as quais serão descritas ao longo desta dissertação.

1.2 Objetivos

Os principais objetivos a serem atingidos através deste estudo são os seguintes:

- Propor uma nova metodologia para detecção automática da ativação muscular em sinais eletromiográficos;
- Implementar dois métodos existentes na literatura capazes de identificar a ativação muscular e também prover referências de comparação com a metodologia proposta;

- Implementar uma ferramenta para geração de dados de EMG sintéticos que permita avaliar os diversos aspectos inerentes à detecção da ativação muscular.
- Propor um processo de validação e avaliação baseado em critérios objetivos para métodos de detecção da ativação muscular.

1.3 Organização do Trabalho

O Capítulo 2 apresenta a fundamentação teórica para os principais conceitos abordados neste trabalho. No início trata dos princípios fisiológicos inerentes ao processo de contração muscular e como as alterações bioelétricas desde processo podem ser captadas e armazenadas para posterior análise. Na sequência são apresentados a origem e definição do sinal eletromiográfico, e também um levantamento das principais técnicas de processamento de sinais utilizadas no tratamento de sinais de EMG. Ainda neste capítulo são descritos os métodos TKE e SPE, dois dos principais métodos que compõem o estado da arte dos métodos para detecção automática da ativação muscular. Os dois métodos foram implementados neste estudo com dois objetivos: realizar a detecção da ativação muscular e para que seus resultados fossem comparados com os da nova metodologia proposta neste trabalho.

O Capítulo 3 apresenta a nova metodologia para detecção automática da ativação muscular em sinais eletromiográficos proposta nesta dissertação. Descreve detalhadamente o funcionamento e as implicações de cada uma das etapas que compõem a nova metodologia. Ainda neste capítulo é apresentado o funcionamento do gerador de dados de EMG sintéticos proposto e desenvolvido neste trabalho, o qual foi idealizado para viabilizar e propor uma análise de performance para métodos de detecção da ativação muscular.

O Capítulo 4 apresenta os resultados obtidos para as técnicas descritas, comparando e discutindo os resultados apresentados pelos métodos existentes e pela metodologia proposta. Este capítulo é dividido em duas partes, inicialmente realiza uma análise de performance comparando resultados obtidos através de dados de EMG artificiais. Na segunda parte são apresentados para os métodos avaliados os resultados obtidos para dados de EMG reais.

O Capítulo 5 traz as considerações finais frente ao trabalho desenvolvido. Se propõe a discutir as principais contribuições do trabalho desenvolvido frente aos métodos existentes na literatura. Também vislumbra as perspectivas de trabalhos futuros que venham a dar sequência ao legado deixado por este estudo.

2 Fundamentação Teórica

A Eletromiografia consiste no estudo da função muscular através do registro da atividade elétrica emanada da musculatura esquelética durante a contração muscular. Desta forma, para que seja possível compreender a origem deste sinal a primeira parte do capítulo se destina a apresentar os aspectos fisiológicos fundamentais presentes no processo de contração muscular. Do impulso elétrico gerado pelo Sistema Nervoso Central até a realização efetiva do movimento, serão abordados os principais elementos e etapas deste processo. Uma vez estabelecidos os conceitos básicos sobre a origem do sinal mioelétrico, a segunda parte do capítulo apresenta as características do sinal bem como as principais técnicas da área de processamento de sinais aplicadas à análise do mesmo. Por fim, a seção de encerramento deste capítulo apresenta dois dos principais métodos de detecção da ativação muscular existentes na literatura.

2.1 Aspectos Fisiológicos da Contração Muscular

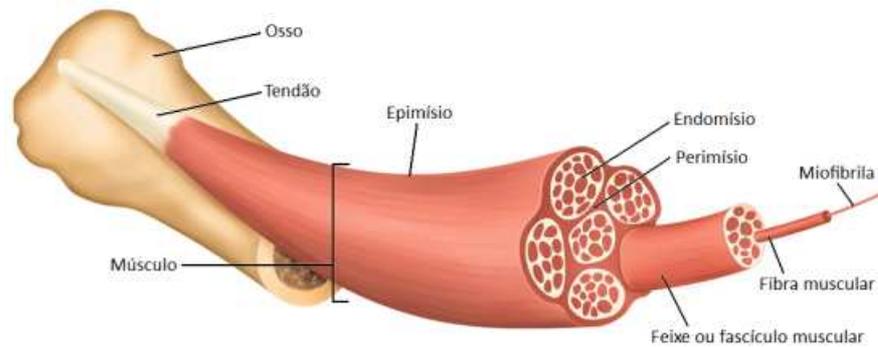
Para compreender o processo de contração muscular é necessário antes conhecer os principais elementos que compõem todo este sistema. Generalizando o processo, pode-se dizer que a contração muscular voluntária ocorre através da interação do Sistema Nervoso Central (SNC) com o Sistema Muscular (SM).

O sistema muscular é formado por três tipos de tecidos: estriado esquelético, cardíaco e liso. São classificados de acordo com as diferentes características presentes nas células que dão origem a cada um (JUNQUEIRA; CARNEIRO, 1999). As células formadoras do tecido muscular são chamadas de miócitos ou fibras musculares. A musculatura estriada esquelética, diferentemente das musculaturas cardíaca e lisa, é responsável pelos movimentos voluntários, os quais são controlados pelo SNC.

O músculo esquelético é formado por feixes de fibras musculares revestidas em diferentes camadas por tecidos conjuntivos; epimísio, perimísio e endomísio (Figura 1). O perimísio recobre o músculo como um todo, dentro do músculo conjuntos de fibras são recobertos pelo perimísio formando estruturas denominadas fascículos, e por fim, o tecido que recobre cada fibra muscular é chamado de endomísio (POWERS; HOWLEY, 2000). Entre as funções do tecido conjuntivo estão a de suporte estrutural e transmitir a força de contração para outras estruturas como tendões e ossos (CORMACK; ARAUJO; NEVES, 1996).

As fibras musculares são alongadas, cilíndricas e multinucleadas. Alguns termos diferentes são utilizados para denominar suas estruturas básicas. Por exemplo, a mem-

Figura 1 – Estrutura Básica do Músculo Esquelético.

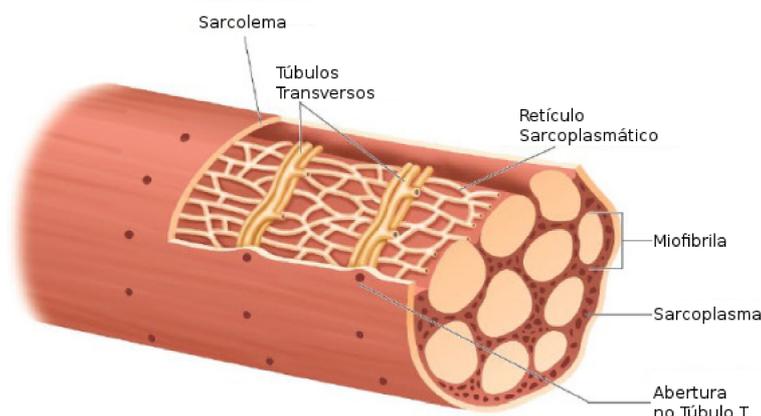


Fonte: Adaptado de (KENNEY; WILMORE; COSTILL, 1999)

brana plasmática é chamada de sarcolema, o citoplasma de sarcoplasma e o retículo endoplasmático de retículo sarcoplasmático (CORMACK; ARAUJO; NEVES, 1996).

O interior das fibras musculares (Figura 2) é composto por feixes de filamentos longitudinais denominados miofibrilas, as quais são compostas pelo alinhamento em série de um complexo de proteínas chamado sarcômero. Constituído por filamentos contráteis de actina, miosina, troponina, tropomiosina e titina, o sarcômero é considerado a unidade estrutural básica de uma fibra muscular.

Figura 2 – Interior de uma Fibra Muscular do Músculo Esquelético.



Fonte: Adaptado de (KENNEY; WILMORE; COSTILL, 1999)

A contração muscular pode ser explicada a partir do comportamento dos filamentos proteicos de actina e miosina presentes no sarcômero, os quais deslizam entre si provocando um efeito de encurtamento nas fibras musculares. Este efeito gera uma tensão mecânica nas extremidades através dos tendões resultando em movimento.

O encurtamento nas fibras musculares é desencadeado pelo neurotransmissor acetilcolina que provoca um fluxo de reações eletroquímicas ao longo da sarcolema. Estruturas chamadas túbulos transversos (túbulos-T) permitem que esse fluxo chegar ao interior da fibra, provocando a liberação íons de cálcio concentrados na região do retículo sarcoplasmático, os quais permitem a ligação da actina com a miosina. Uma vez formada esta ligação a miosina provoca um deslocamento nos filamentos de actina, o que implica então no encurtamento do sarcômero e conseqüentemente da miofibrila. Este processo, conhecido como ciclo de pontes cruzadas de miozina, se mantém até que os íons de cálcio retornem ao retículo sarcoplasmático (KENNEY; WILMORE; COSTILL, 1999).

2.1.1 Unidade Motora

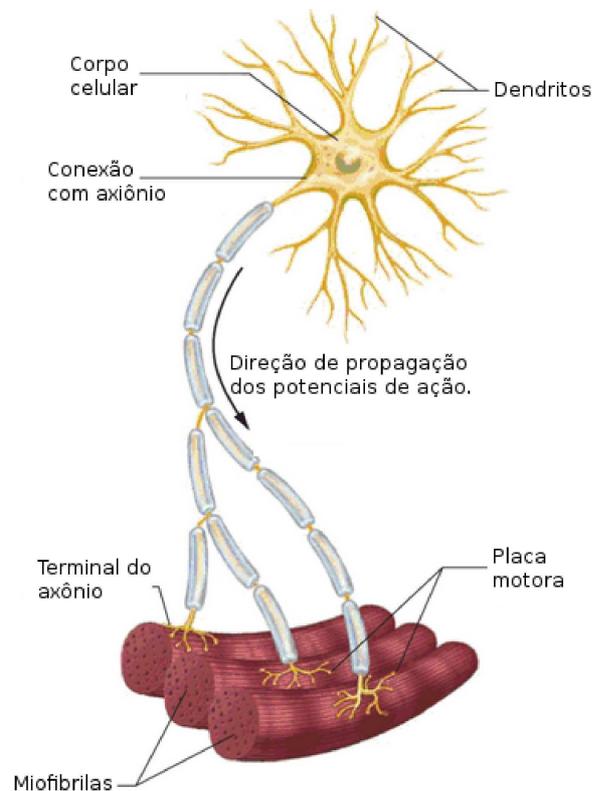
As reações eletroquímicas ao longo da sarcolema que provocam a contração ou encurtamento dos sarcômeros no interior das fibras musculares são resultado do fluxo de potenciais de ação de membrana, isto é, a propagação de um processo de despolarização e repolarização das fibras musculares (HALL, 2010). Tal processo ocorre devido a transmissão de um impulso nervoso do SNC até as fibras musculares através de um neurônio motor alfa localizado no Sistema Nervoso Periférico (SNP). Cada neurônio motor ou motoneurônio possui uma estrutura mielinizada chamada axônio que através de ramificações interconecta um grupo de fibras musculares. A estrutura formada por um neurônio motor alfa e pelo conjunto de fibras musculares inervadas por este, constitui a menor unidade funcional do músculo esquelético denominada Unidade Motora (UM) (HALL, 2010). Os terminais do axônio formam ligações sinápticas com as fibras musculares, as quais são chamadas de junção mioneural ou junção muscular. A região do sarcolema que se encontra com o terminal do axônio é chamada de placa motora, fica normalmente localizada próximo ao ponto médio da fibra. Os principais elementos que formam uma UM são apresentados na Figura 3.

Quando uma UM é ativada todas as fibras musculares que a compõem também serão. O número de fibras musculares em uma UM é variável e indica parte de sua característica funcional. De modo que, músculos que exigem uma precisão maior no movimento são geralmente compostos por unidades motoras menores, isto é, compostas por um número pequeno de fibras musculares. Entretanto, para músculos em que o nível de força exigido é maior possuem unidades motores com um número elevado de fibras musculares (GHEZ, 1991).

2.1.2 Potenciais de Ação

Potencial de membrana é o nome dado à diferença de potencial elétrico observado através de uma membrana semipermeável. A diferença de potencial elétrico observada é resultado das diferentes concentrações iônicas entre os meios intracelular e extracelular.

Figura 3 – Estrutura básica de uma Unidade Motora.



Fonte: Adaptado de (KENNEY; WILMORE; COSTILL, 1999)

A membrana celular é constituída por canais de Na^+ e K^+ voltagem dependentes. Através destes canais é que os respectivos íons transitam entre o interior da célula e o meio extracelular. O termo voltagem dependente indica o estado destes canais (aberto ou fechado) depende da tensão no local.

Quando a célula encontra-se em repouso os canais de Na^+ se encontram fechados de modo que sua concentração no meio extracelular é maior. A membrana é permeável aos íons de potássio, os quais difundem-se na direção do gradiente de concentração. No estado de repouso o meio intracelular concentra menos cargas positivas que o meio externo, portanto a célula encontra-se polarizada. A diferença de potencial de repouso varia entre $-50mV$ e $-90mV$.

Estímulos excitatórios ou estímulos elétricos externos podem provocar uma despolarização local na membrana, se essa despolarização ultrapassar um limiar denominado potencial excitatório, alguns canais de Na^+ abrem, permitindo a difusão de íons de Na^+ para o interior da célula. O influxo de íons de Na^+ para o interior da célula aumenta gradualmente o número de cargas positivas e faz com que mais canais de Na^+ abram aumentando a concentração de Na^+ e conseqüentemente provocando uma rápida despo-

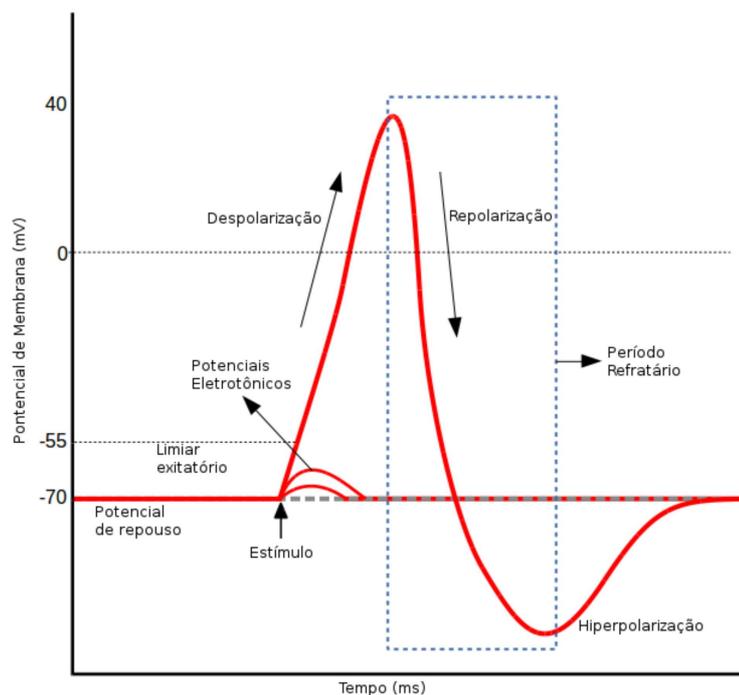
larização do meio intracelular.

Os canais de Na^+ se fecham em torno de potencial de 40mV, este também é limiar que abre os canais voltagem dependentes de K^+ . Como a concentração de K^+ é maior no interior da célula, ocorre a difusão dos íons de K^+ para o meio extracelular de modo que o potencial de membrana chega a ficar mais negativo que o de repouso. Esta etapa é chamada hiperpolarização, onde os canais de K^+ se fecham. O potencial de repouso será novamente estabelecido por transporte ativo através da ação da bomba de sódio-potásio (GUYTON; HALL, 2006).

Este processo de despolarização e repolarização (Figura 4) da membrana é denominado potencial de ação.

Durante o influxo dos íons de Na^+ , as cargas positivas se deslocam de modo a despolarizar as regiões adjacentes, quando essa despolarização atinge o limiar de disparo um novo potencial de ação será gerado permitindo a propagação do potencial de ação ao longo da membrana celular.

Figura 4 – Variação do potencial de membrana celular durante o Potencial de Ação.



Fonte: Adaptado de (HALL, 2010)

Uma vez despolarizada determinada região da membrana celular esta somente poderá gerar um novo potencial de ação após ser repolarizada, pois os canais de sódio se encontram fechados. A esta característica do potencial de ação é dado o nome de período

refratário. Por este motivo, nas fibras nervosas a direção de propagação do potencial de ação é unidirecional em direção aos terminais do axônio.

Nas fibras musculares o potencial de ação é bidirecional, se inicia na região da placa motora (próxima ao ponto médio da fibra) e se propaga em ambas as direções. A liberação do neurotransmissor acetilcolina na fenda sináptica formada pelo terminal do axônio e a placa motora é responsável por desencadear o processo de despolarização da sarcolema que na sequencia resultará em uma contração muscular.

2.1.3 Potenciais de Ação da Unidade Motora

Quando uma UM é ativada pelo SNC todas as fibras musculares que a compõem serão ativadas, isto é, o potencial de ação será propagado através de todas as ramificações do axônio e posteriormente através das fibras musculares. A sobreposição dos potenciais de ação das fibras musculares pertencentes a uma unidade motora formam o Potencial de Ação da Unidade Motora (PAUM). A Figura 5 mostra os potenciais de ação de uma UM que se sobrepõem formando uma PAUM.

Normalmente o tempo de duração de uma PAUM varia entre $2ms$ e $10ms$, as amplitudes apresentam valores na faixa de $100\mu V$ a $2mV$ e as componentes de frequência com maior energia encontram-se entre $5Hz$ e $10kHz$.

Nas UMs recrutadas para manutenção de uma contração muscular pode ser observado uma sequência de PAUMs, este fenômeno é chamado de Trem de Potenciais de Ação da Unidade Motora (TPAUM). Cada UM apresenta diferentes frequências para os TPAUM, as quais são dependentes da força realizada e das características fisiológicas das UMs.

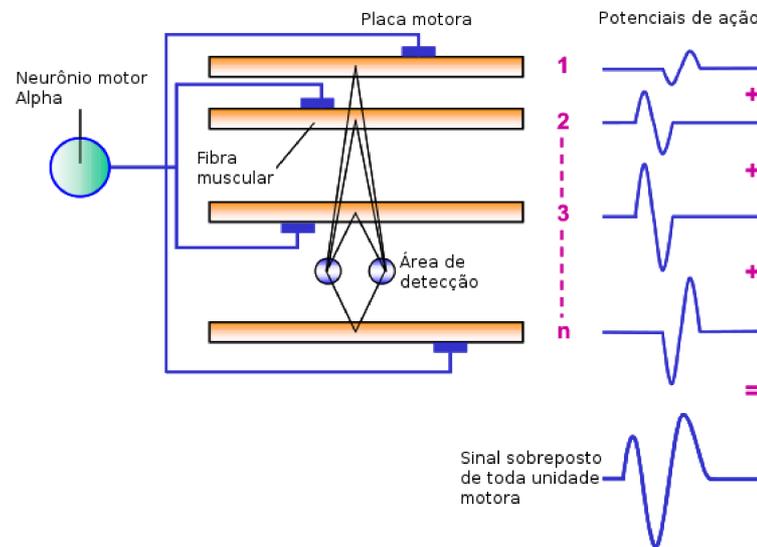
2.2 Origem e Processamento do Sinal Eletromiográfico

Através de eletrodos intramusculares ou de superfície é possível captar o campo eletromagnético gerado pelo fluxo dos potenciais de ação ao longo das fibras musculares, de modo que o somatório dos PAUMs de todas as UMs captadas em uma região de interesse específica dá origem ao que chamamos de Sinal Mioelétrico (SME). Segundo (MCCOOL et al., 2014; FARINA et al., 2010; LUCA et al., 1982), o sinal SME pode ser matematicamente definido da seguinte forma:

$$\mathbf{s}[\mathbf{n}] = \sum_{i=1}^M \sum_{j=-\infty}^{+\infty} \varphi[n]_i \delta[n - n_{ij}] \quad (1)$$

onde $\mathbf{s} \in \mathbb{R}^n$ é um vetor unidimensional e corresponde a representação discreta do sinal mioelétrico por um vetor de n amostras, M ao número de unidades motoras ativas, φ a

Figura 5 – Potencial de Ação da Unidade Motora.



Fonte: Adaptado de (KONRAD, 2005)

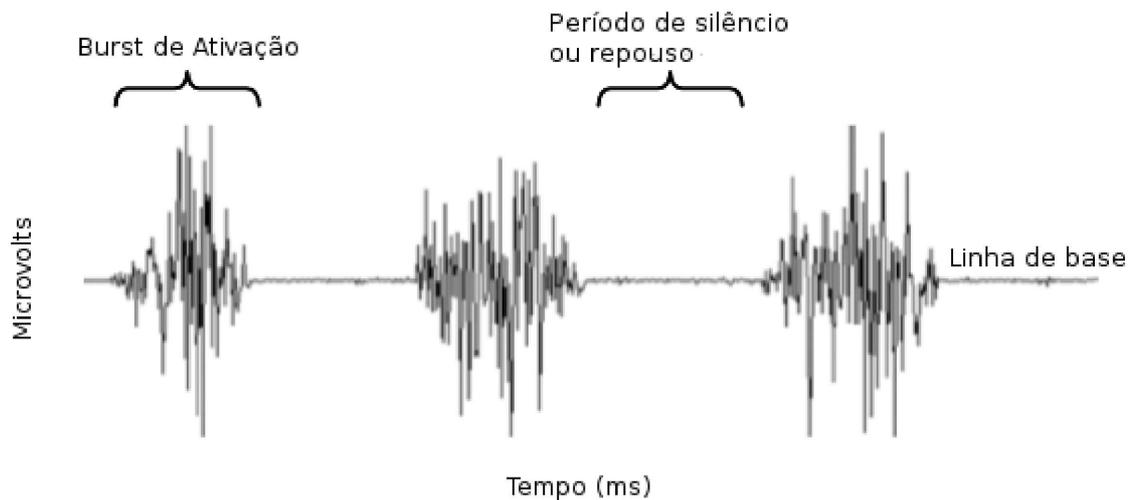
forma de onda do potencial de ação j contido na i -ésima unidade motora, n_{ij} o tempo de duração do i -ésimo potencial de ação e δ ao impulso unitário.

A Figura 6 apresenta a forma de onda típica do SME *raw*, isto é, antes de receber qualquer tipo de processamento em ambiente digital. Quando não há atividade muscular, no período de silêncio ou repouso, é possível observar o que se chama de linha de base. Já durante a atividade muscular o sinal apresenta um aumento instantâneo em suas amplitudes, sendo a este período dado o nome de *burst* de ativação.

Nas amplitudes do SME da Figura 6 ficam evidenciadas as características estocásticas do sinal, sendo possível representá-lo por uma distribuição gaussiana. As componentes de frequência apresentadas pelo SME podem variar em função de uma série de fatores, de modo que, segundo o *Surface EMG for the Non-Invasive Assessment of Muscles* (SENIAM), o SME pode apresentar componentes de até 500Hz, porém a maior parte da energia se concentra entre 50-150Hz (SÖRNMO; LAGUNA, 2005; LUCA, 2002). As amplitudes típicas variam de $50\mu V$ a $5mV$, sendo influenciadas pela intensidade da contração, distância entre o músculo e os eletrodos e também pelas características do músculo analisado.

O registro do SME está sujeito a diversos tipos de interferências, as quais podem ser provocadas por fenômenos fisiológicos, pela movimentação dos eletrodos durante a realização dos exercícios, por equipamentos eletrônicos ao redor do ambiente de coleta de dados e também pela rede elétrica. Portanto, a tudo que não faz parte da informação que se deseja obter aplica-se o termo ruído. A Relação Sinal Ruído (SNR) é a medida utilizada

Figura 6 – Representação de um sinal eletromiográfico (SME) puro.



Fonte: Adaptado de (KONRAD, 2005)

para quantizar o nível de interferências presentes num determinado sinal.

A aquisição do SME compreende as seguintes etapas: captação, amplificação, filtragem, digitalização e armazenamento. O campo elétrico que emanada da atividade muscular pode ser captado por eletrodos, porém devido as baixas amplitudes dos potenciais medidos é necessário amplificar este sinal. Entretanto, ruídos e interferências podem ser amplificados juntamente com a informação que se deseja processar. Por este motivo a etapa seguinte compreende a aplicação de filtros com objetivo de minimizar a influência de tudo que não for informação. A digitalização e armazenamento são as etapas complementares deste processo, onde a informação do sinal analógico é transformada para um formato digital permitindo seu armazenamento em sistemas computacionais. O conversor analógico/digital é o elemento responsável por esta tarefa.

A conversão de um sinal analógico contínuo para um sinal digital discreto, implica em amostrar ou verificar o valor do mesmo em determinados instantes de tempo igualmente espaçados. Para que a representação discreta deste sinal seja o mais próxima possível da sua versão contínua é necessário ajustar corretamente o período de amostragem. Entende-se por período de amostragem o intervalo de tempo em que serão medidos e registrados os valores do sinal. A frequência de amostragem é o inverso do período, corresponde ao número de amostras obtidas do sinal durante o intervalo de um segundo. Dado que estes parâmetros estão diretamente relacionados é necessário defini-los de modo que se possa reconstruir corretamente a versão digital do sinal. De acordo com o teorema de Nyquist a frequência de amostragem deve ser no mínimo maior do que o dobro da maior componente de frequência do sinal amostrado (JOHN; DIMITRIS, 1996). Dado que a maior componente esperada para um sinal de EMG é de 500Hz, a frequência de

amostragem mínima recomendada é de 1000Hz (HERMENS et al., 1999).

O processamento do sinal eletromiográfico pode ser realizado no domínio do tempo ou do domínio da frequência. A análise do SME no domínio do tempo permite visualização de indicadores relativos à magnitude da atividade muscular (ROBERTSON et al., 2013). Já no domínio da frequência é possível identificar quais as componentes de frequência estão presentes e também a energia de cada uma, isto é, qual o nível de influência de cada uma na composição do sinal (ROGER; ENOKA, 2000).

2.2.1 Processamento no Domínio no Tempo

A representação do SME no domínio do tempo consiste na amplitude do sinal em função do tempo, isto é, cada amostra indica a amplitude do sinal para um determinado instante. A amplitude do sinal pode ser utilizada como indicador para determinar a magnitude da atividade muscular, sendo o principal parâmetro a ser analisado no domínio do tempo. Para que se obtenha uma visão mais ampla do comportamento das amplitudes do sinal, o mesmo pode ser submetido a diversas técnicas de processamento, como remoção do nível DC, retificação, suavização e normalização.

2.2.1.1 Remoção da Componente DC

Um deslocamento na linha de base do sinal pode ser provocado por uma componente contínua gerada por limitações nos amplificadores ou no processo de aquisição como um todo, esta componente que não expressa relação alguma com a resposta mioelétrica é denominada de nível DC. Portanto, é importante removê-lo antes de qualquer processamento posterior. A remoção do nível DC é realizada subtraindo o valor médio absoluto de cada amostra do sinal (BASMAJIAN; LUCA, 1985). O valor médio absoluto pode ser calculado da seguinte forma:

$$\bar{s} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N s[k] \quad (2)$$

onde $\bar{s} \in \mathbb{R}$ corresponde ao valor médio absoluto do SME e N ao número total das n amostras que compõem o sinal \mathbf{s} . Uma vez obtido o valor de \bar{s} , é possível remover o nível DC de acordo com a equação:

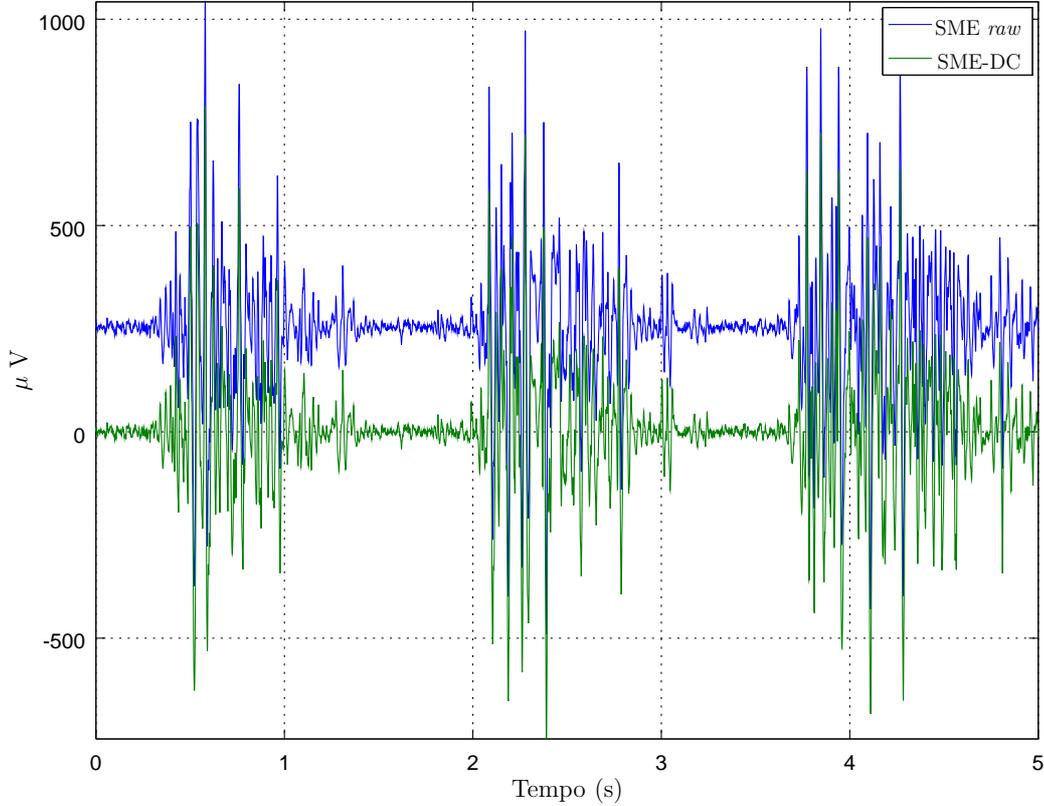
$$\mathbf{s}_{\text{dc}}[n] = \mathbf{s}[n] - \bar{s} \quad (3)$$

onde $\mathbf{s}_{\text{dc}} \in \mathbb{R}^n$ é um vetor unidimensional que representa o SME após a remoção do nível DC. O resultado dessa remoção do nível DC pode ser observado na Figura 7, em azul o sinal \mathbf{s} e em verde o \mathbf{s}_{dc} .

2.2.1.2 Retificação

Retificar o SME implica em eliminar as amplitudes negativas do sinal. Para que o sinal seja retificado a sua média deve ser igual à zero, isto é, a componente DC deve ter

Figura 7 – Remoção da componente DC: Em azul o SME *raw* do músculo VL, em verde o SME após a remoção da componente DC.



seja removida. O sinal pode ser retificado de duas maneiras, a primeira consiste em aplicar a operação matemática módulo para cada amostra, procedimento conhecido como retificação completa, onde as amplitudes negativas são convertidas em amplitudes positivas conforme a equação:

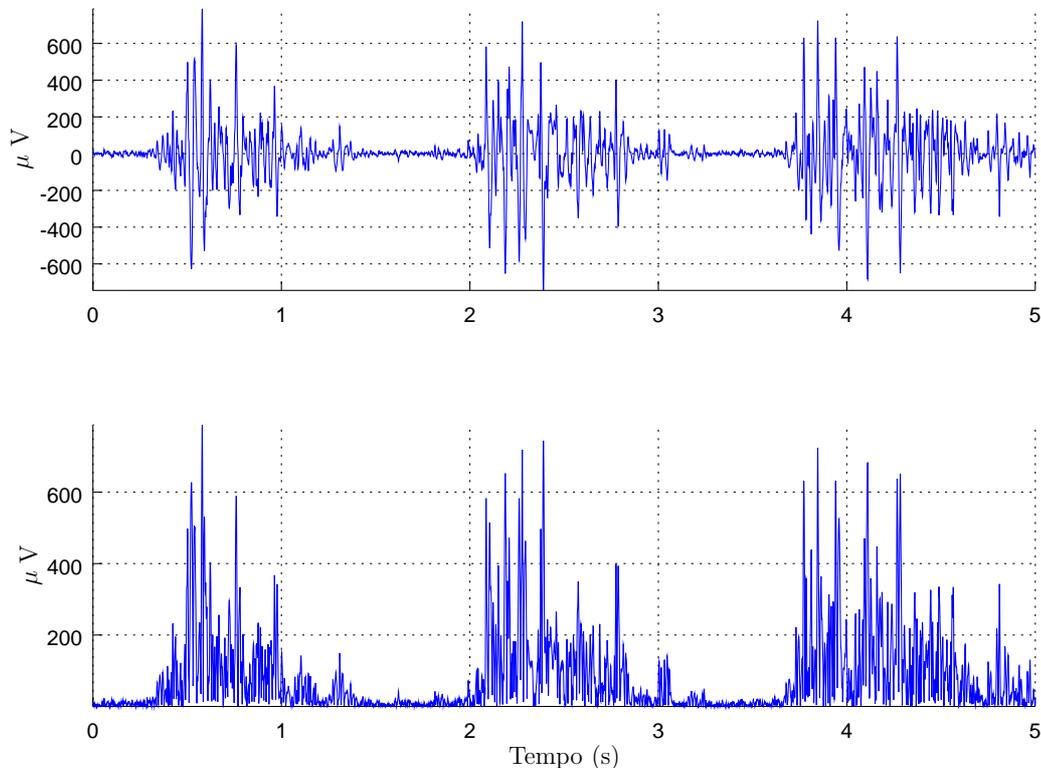
$$\mathbf{s}_{\mathbf{rf}}[n] = |\mathbf{s}_{\mathbf{dc}}[n]| \quad (4)$$

onde $\mathbf{s}_{\mathbf{rf}} \in \mathbb{R}^n$ é um vetor unidimensional que representa o SME após a retificação completa. A segunda forma de retificar um sinal é conhecida como retificação de meia onda, onde as amplitudes negativas são substituídas por zero (NIGG; HERZOG, 1994):

$$\mathbf{s}_{\mathbf{rh}}[n] = \begin{cases} \mathbf{s}_{\mathbf{dc}}[n] & , \mathbf{s}_{\mathbf{dc}}[n] \geq 0 \\ 0 & , \mathbf{s}_{\mathbf{dc}}[n] < 0 \end{cases} \quad (5)$$

onde $\mathbf{s}_{\mathbf{rh}} \in \mathbb{R}^n$ é um vetor unidimensional que representa o SME após a retificação de meia onda. A retificação do sinal além de melhorar a visualização, permite que parâmetros quantitativos das amplitudes como média, valor de pico e a área do sinal sejam obtidas e posteriormente analisadas (KONRAD, 2005). A Figura 8 mostra um exemplo de retificação completa de alguns instantes da resposta eletromiográfica do músculo VL.

Figura 8 – Retificação: Resposta eletromiográfica do músculo VL após aplicar a operação de retificação completa.



2.2.1.3 Suavização

Filtros de suavização são utilizados para minimizar as variações bruscas características do SME. Normalmente aplicados após a retificação do sinal, os tipos mais comuns destes filtros são os de médias móveis e o filtro *Root Mean Square* (RMS) janelado. A Figura 9 mostra um exemplo de aplicação destes dois filtros para resposta eletromiográfica retificada do músculo VL.

Em ambas as abordagens cada amostra do sinal de saída é resultado de uma operação matemática aplicada a um conjunto de pontos do sinal de entrada. A este conjunto de amostras é dado o nome de janela, no caso do filtro de média móvel, para cada janela é calculado o valor médio absoluto, sua representação matemática é dada da seguinte forma (CORREIA; MIL-HOMENS, 2004; LUCA, 2002):

$$\bar{s}[n] = \frac{1}{W_s} \sum_{k=1}^{W_s} s[n+k] \quad (6)$$

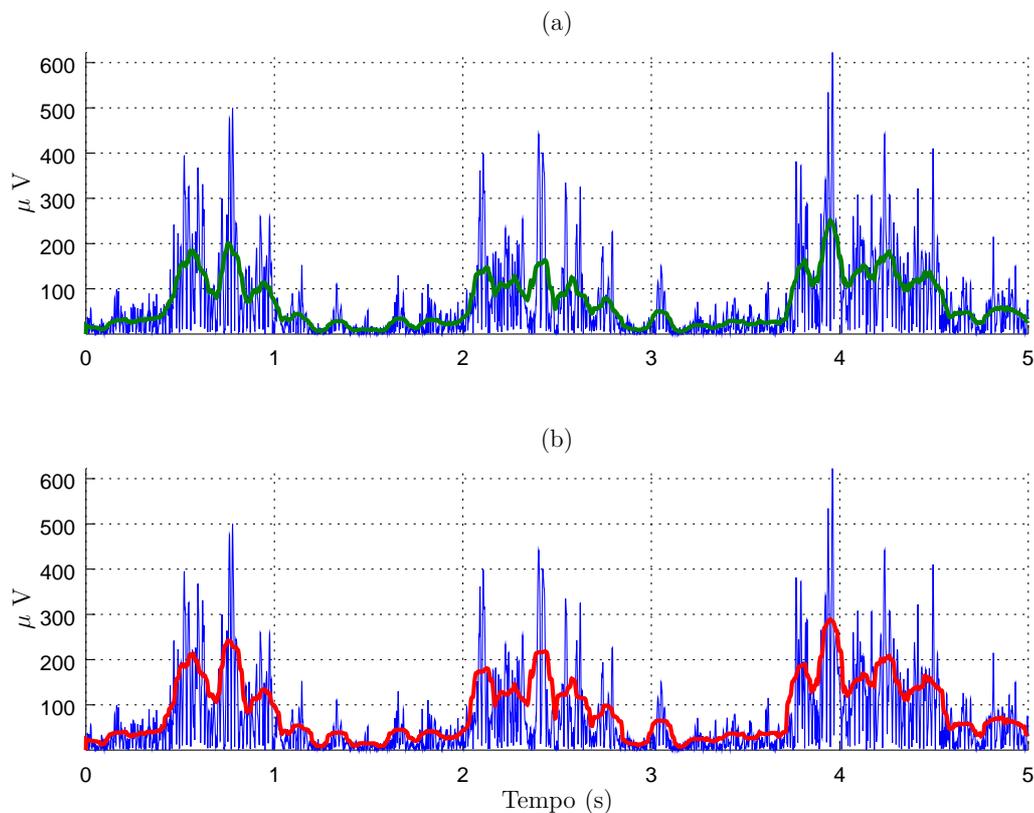
onde $\bar{s} \in \mathbb{R}$ é um vetor unidimensional que representa o SME após a aplicação de um filtro de média móvel e W_s representa o tamanho da janela. Já para filtro RMS é calculado o

valor eficaz de janela conforme a equação:

$$\mathbf{s}_{\text{rms}}[n] = \sqrt{\frac{1}{W_s} \sum_{k=1}^{W_s} \mathbf{s}^2[n+k]} \quad (7)$$

onde $\mathbf{s}_{\text{rms}} \in \mathbb{R}$ é um vetor unidimensional que representa o SME após a aplicação do filtro RMS.

Figura 9 – Suavização: resposta eletromiográfica do músculo VL suavizada por um filtro de média móvel (a) e por um filtro RMS (b). Tanto para média móvel quanto para o RMS foi utilizada uma janela de 60ms.



A saída do filtro de suavização pode ser chamado de envoltório linear ou de envelope do sinal. O processo de aplicação de um filtro de suavização pode ser chamado de condicionamento. Que por sua vez, pode ser utilizado como um estimador de amplitudes em análises quantitativas e também como passo determinante para identificação da ativação muscular.

2.2.1.4 Normalização

Variações fisiológicas, presença de inúmeras fontes ruído no ambiente e alterações na posição dos eletrodos são algumas das variáveis responsáveis pela alta variabilidade

associada aos sinais eletromiográficos. Essa característica dificulta a repetibilidade e consequentemente a comparação entre resultados para execuções diferentes de um movimento específico, seja para indivíduos diferentes ou para exercícios realizados um indivíduo em momentos diferentes (CLARYS; CABRI, 1993).

A normalização das amplitudes dos sinais que se deseja comparar é uma prática bastante comum no processamento de sinais de EMG. Normalizar o sinal implica em estabelecer um fator de normalização que represente um fim de escalar, ou seja, um valor de referência que represente 100%. Uma vez obtido o fator referência, o novo sinal normalizado será determinado como o quociente de cada amostra do sinal que se deseja normalizar pelo fator de normalização:

$$\mathbf{s}_N[n] = \sum_{n=1}^N \frac{\mathbf{s}[n]}{F_N} \quad (8)$$

onde $\mathbf{s}_N \in \mathbb{R}$ é um vetor unidimensional cujo valor máximo é igual a um, representando o SME normalizado pelo fator de normalização F_N , N representa o número total de amostras. As principais abordagens para escolha deste valor referência foram publicadas pela *International Society of Electrophysiology and Kinesiology* (ISEK) em (MERLETTI; TORINO, 1999):

- Contração Isométrica Voluntária Máxima (CVM), nesta abordagem o fator de normalização F_N é determinado a partir de um procedimento experimental que antecede a realização do exercício alvo da análise;
- Média dos três picos de atividade num teste de CVM;
- Pico de amplitude observado entre todas as amostras analisadas, isto é, a fator de normalização F_N apresentada na equação 8 corresponde à amostra de maior valor presente no sinal analisado.
- Valor médio absoluto do SME, onde determinar F_N implica em obter a média das amostras que compõe o sinal;
- Valor do SME em repouso, pode ser determinado pelo valor RMS da linha de base.

2.2.2 Processamento no Domínio da Frequência

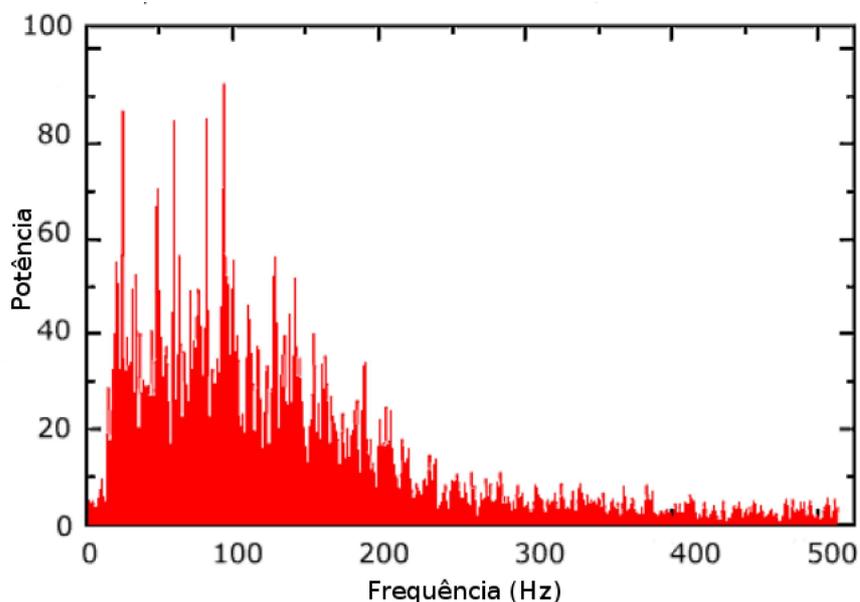
A Transformada Discreta de Fourier (TDF) permite mapear um sinal discreto no domínio do tempo para o domínio da frequência. O resultado dessa transformação consiste na representação do sinal pelo conjunto de frequências que o compõem e suas respectivas magnitudes (espectro de frequências). A *Fast Fourier Transformation* (FFT) por sua vez, é um algoritmo computacional que implementa uma otimização da TDF.

O processamento do SME no domínio da frequência tem por objetivo relacionar a influência de determinados aspectos fisiológicos com as características ou as alterações observadas nas componentes de frequência do sinal.

O espectro de frequências de um sinal pode ser influenciado pela taxa de disparo das UMs, pelo tempo de disparo dos potenciais de ação em diferentes UMs e também por alterações específicas nos potenciais de ação, como mudança na amplitude ou no tempo de duração. Essas alterações podem ser geradas pela distância entre as fibras musculares e o motoneurônio, ou pela presença de fadiga muscular. Diminuição na amplitude e aumento no tempo de duração dos potenciais de ação podem indicar fadiga muscular, e conseqüentemente apresentam alterações específicas no espectro de frequências do sinal (LUCA, 1997).

A Figura 10 apresenta um exemplo do espectro de potência de um sinal eletromiográfico, onde é possível observar onde se concentram as componentes de maior energia do sinal. Como citado anteriormente as componentes de maior energia encontram-se abaixo de 150Hz.

Figura 10 – Espectro de frequências típico de um sinal Eletromiográfico.



Fonte: Adaptado de (LUCA, 2002)

A análise em frequência do sinal pode ser realizada sob diversos aspectos, seja através da análise de estimadores obtidos a partir do espectro de frequência ou através da identificação das componentes presentes no sinal.

2.2.2.1 Estimadores em Frequência

A Frequência Mediana (MDF) e a Frequência Média (MNF) são os principais estimadores ou parâmetros analisados no domínio da frequência (LUCA, 1997). Isto por que estes podem ser diretamente relacionados com a identificação da fadiga muscular e também para determinar perfis de patologias neuromusculares (KAMEN; CALDWELL, 1996).

A MNF pode ser descrita como uma média ponderada onde os pesos são os níveis de potência do espectro, isto é, o produto dos níveis de potência e as suas respectivas frequências dividido pela soma do níveis de potência do espectro. A equação 9 define a MNF como,

$$MNF = \frac{\sum_{k=1}^M f_k P_k}{\sum_{k=1}^M P_k} \quad (9)$$

onde f_k a k -ésima componente de frequência, P_k a potência da respectiva componente f_k e M o número de *bins* que compõem o espectro de frequência do SME (PHINYOMARK et al., 2012). Normalmente M é definido como a próxima potência de 2 do tamanho do sinal no domínio do tempo.

A MDF é a componente de frequência que divide a área do espectro de potência em duas partes iguais, conforme descrito na equação 10 (PHINYOMARK et al., 2012).

$$\sum_{k=1}^{MDF} P_k = \sum_{k=MDF}^M P_k = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M P_k \quad (10)$$

Tanto a MNF como MDF são utilizadas como estimadores para detecção da fadiga muscular. Considerando a presença de fadiga muscular, será observado um decréscimo na MNF e MDF, se os mesmo forem obtidos em diferentes instantes de tempo do sinal eletromiográfico. Se analisarmos do ponto de vista morfológico do espectro de frequências, é como se a energia se concentrasse em torno das frequências mais baixas. Embora apresentem comportamentos semelhantes existem algumas diferenças pontuais, por exemplo, a MNF é mais sensível a fadiga muscular, já a MDF é menos afetada ruídos, principalmente os concentrados em altas frequências (STULEN; LUCA, 1981).

2.2.2.2 Filtros

Filtros podem ser analógicos ou digitais, no processo de aquisição do SME filtros analógicos costumam ser utilizados para selecionar apenas as frequências que compõem a resposta mioelétrica. Tal prática é exercida para evitar que as múltiplas fontes de interferências sejam registradas juntamente com o sinal desejado.

Durante o processamento do SME, filtros digitais podem ser utilizados como alternativas para suavização do sinal, ou mesmo para restringir a faixa de frequência que se deseja analisar.

Pode se dizer de uma forma geral que o objetivo de um filtro é selecionar de um sinal apenas as componentes de frequência que são de interesse para respectiva análise. Isso acontece por que o sinal de entrada de um filtro tem as componentes de frequência que se encontram na faixa de rejeição atenuadas, no caso dos filtros digitais, normalmente por um procedimento matemático executado em um sistema computacional.

Digitais ou analógicos, os filtros podem ser passa baixas, passa altas, passa banda e rejeita banda. Considerando que um filtro ideal é aquele capaz de eliminar por completo as frequências na faixa de rejeição, um filtro passa altas ideal deve atenuar todas as frequências abaixo da frequência de corte (f_c). Nas mesmas condições o filtro passa baixas deve eliminar todas as frequências acima da frequência de corte. Os filtros passa banda e rejeita banda possuem duas frequências de corte, no filtro passa banda ideal devem ser eliminadas as frequências abaixo da primeira frequência de corte e as acima da segunda. Por fim, no filtro rejeita banda devem ser eliminadas as frequências entre as duas frequências de corte (SMITH, 2003).

Filtros ideais não podem ser construídos na prática, porém quanto maior for a ordem do filtro mais próximo este estará da resposta ideal, entretanto maior será a sua complexidade. No caso de filtros digitais maior será o custo computacional.

Assumindo que um filtro pode ser definido como um sistema linear invariante no tempo, capaz de alterar as características do sinal de entrada, de modo que na saída se obtenha um novo sinal contendo apenas um conjunto específico das componentes de frequência do sinal de entrada. Existem diferentes formas de alcançar a função de transferência que atenda a esses requisitos, isto é, diferentes tipos de filtros. Entre eles o Butterworth, Chebyshev, Elíptico entre outros (LUCA, 2003).

O filtro Butterworth é muito utilizado para o processamento de sinais eletromiográficos por ter uma resposta em frequência maximamente plana na banda passante, além de permitir a preservação da linearidade de amplitude na região da banda passante. Tais características que o tornam a opção ideal para condicionamento de aplicações de EMG (LUCA, 2003).

2.3 Métodos para Detecção Automática da Ativação Muscular

Esta seção tem se destina a descrever os métodos Operador de Energia de Teager-Kaiser e *Sample Entropy*, utilizados para detecção automática da ativação muscular. Estes dois métodos já consolidados na literatura, foram implementados durante o desenvolvi-

mento deste trabalho, com objetivo de resolver o complexo desafio que é identificar de forma eficiente a ativação muscular em sinais de EMG, e também servir como parâmetro de comparação para a nova metodologia proposta neste trabalho, a qual será descrita nos capítulos seguintes. Os resultados apresentados pela implementação de cada um dos métodos foram obtidos através de dados de EMG reais e também de dados sintéticos construídos a partir do gerador de dados artificiais de EMG proposto e descrito no capítulo seguinte.

2.3.1 Operador de Energia de Teager-Kaiser

A utilização do Operador de Energia de Teager-Kaiser (TKE) para realizar a detecção automática da ativação muscular em sinais de EMG foi proposta por (LI; ZHOU; ARUIN, 2007) com objetivo de diminuir ocorrências de erros na detecção, principalmente em sinais com baixa SNR.

O princípio fundamental para uso de TKE em sinais de EMG consiste na capacidade que o método possui de destacar variações abruptas do sinal no domínio do tempo. Isso ocorre por que neste método, são consideradas as variações instantâneas de amplitude e frequência. Sua definição matemática é dada por:

$$\Psi[\mathbf{s}[n]] = \mathbf{s}[n]^2 + \mathbf{s}[n+1]\mathbf{s}[n-1] \quad (11)$$

onde $\Psi \in \mathbb{R}$ é o TKE, \mathbf{s} é o SME e n o número da amostra.

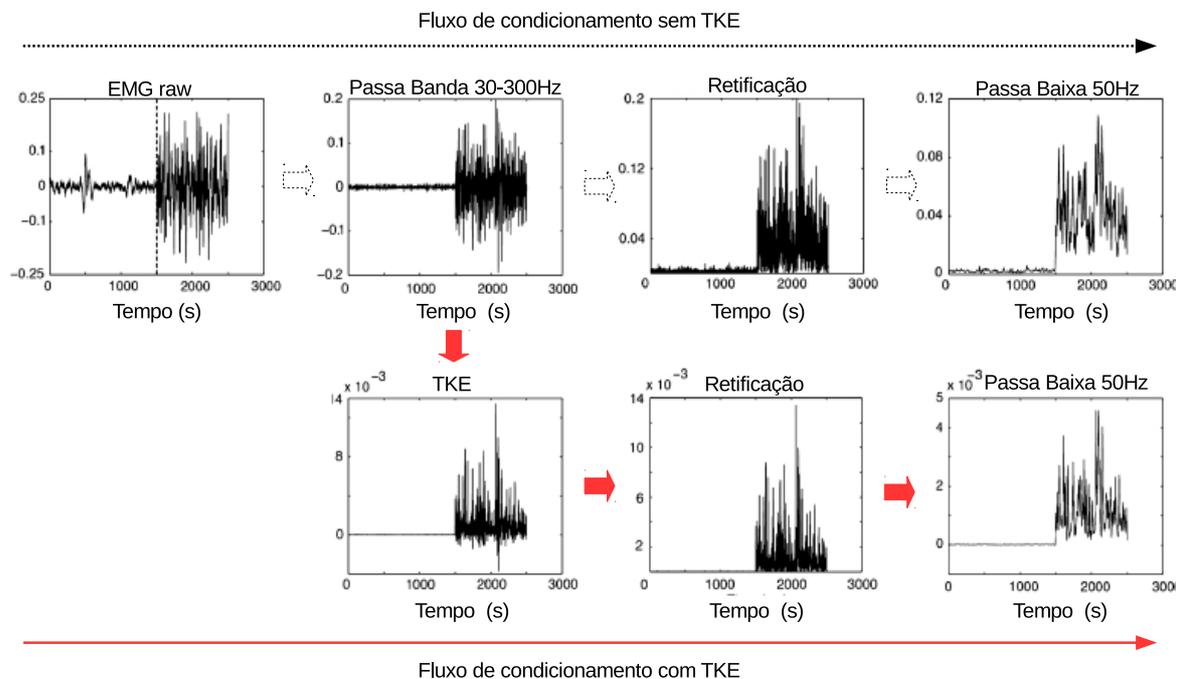
A detecção automática da ativação muscular de uma forma geral é realizada por uma técnica de *threshold* aplicada a um envelope do sinal. Este envelope é obtido submetendo o SME a aplicação de um filtro de suavização como média móvel, RMS ou mesmo um filtro passa baixas. Dois fluxos de condicionamento, com e sem utilização do TKE são apresentados na Figura 11. Na parte superior da figura são apresentadas as etapas típicas de processamento do SME antes de ser submetido a um algoritmo baseado em limiares (*threshold*).

Primeiro o SME é submetido a um filtro passa banda com frequências de corte em 30-300Hz, depois o sinal filtrado é retificado, e por fim, submetido a um filtro passa baixas com frequência de corte em 50Hz. A parte inferior da figura apresenta a inserção do TKE como passo intermediário entre o filtro passa bandas e a retificação. O objetivo é ressaltar as variações abruptas no sinal, o que pode ser observado nas formas que o sinal apresenta nas etapas seguintes.

Para aplicações que compreendem a detecção automática da ativação muscular, o TKE aparece para compor uma etapa de condicionamento do sinal, sendo aplicado antes do filtro de suavização. Os efeitos quanto a redução de ruído são evidentes melhorando assim a qualidade do envelope obtido, e conseqüentemente facilitando o trabalho da rotina de *threshold*. A robustez apresentada para níveis baixos de SNR (LI; ZHOU; ARUIN, 2007;

SOLNIK et al., 2008; SOLNIK et al., 2010; SANTOS, 2011) e o baixo custo computacional são indicadas como as principais vantagens deste método.

Figura 11 – Fluxo do condicionamento do SME sem utilização do TKE (acima) e com a utilização do TKE (abaixo). As setas em preto indicam operações comuns

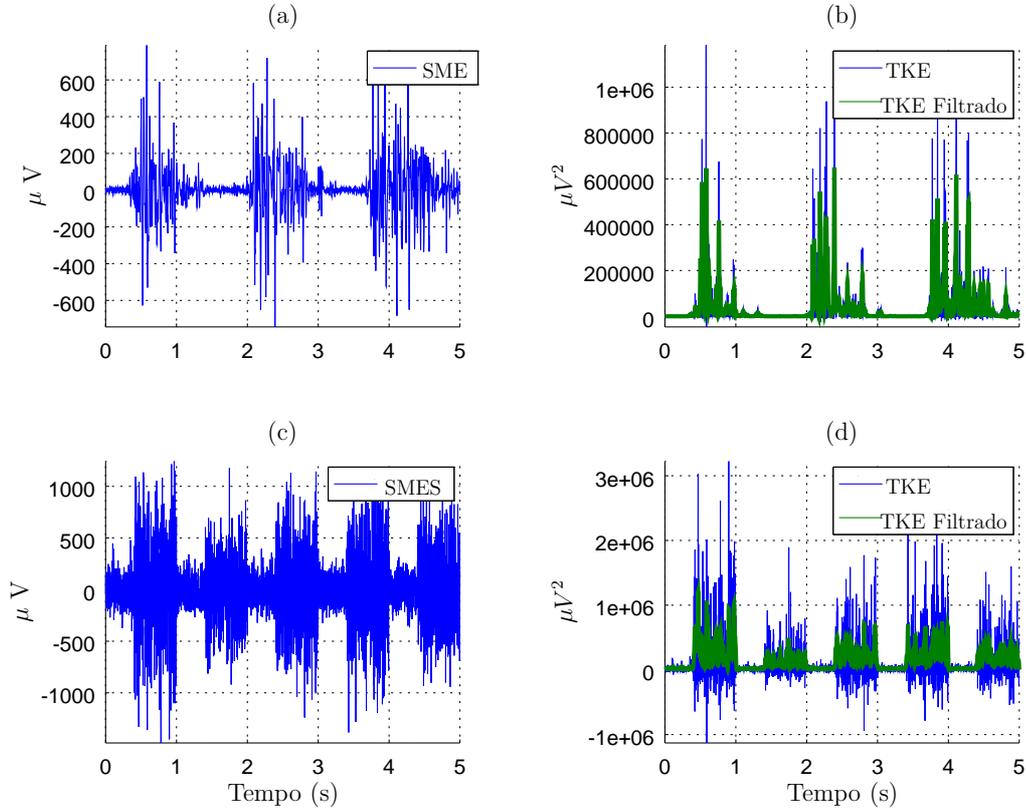


Fonte: Adaptado de (SOLNIK et al., 2010)

A Figura 12 mostra um exemplo de aplicação o método TKE implementado neste trabalho de acordo com a sua especificação na equação (11) e seguindo o fluxo típico apresentado na Figura 11.

Onde é apresentado um exemplo de saída da rotina para um sinal de EMG sintético com SNR de 2dB e para um sinal real do músculo VL. Os sinais representados no domínio do tempo na coluna da esquerda e a respectiva versão destes no domínio TKE na coluna da direita. A parte superior da figura mostra a resposta eletromiográfica no domínio tempo (a) e no domínio TKE (b) para o músculo VL. Na parte inferior o SME artificial com SNR de 8dB do domínio do tempo (c) e a versão no domínio TKE (d). Nos sinais a direita, os gráficos representados por verde correspondem a versão no domínio TKE após retificar e aplicar um filtro passa baixas com frequência de corte em 50Hz. O sinal de EMG sintético apresentado na Figura foi construído através de um gerador de sinais eletromiográficos proposto neste trabalho, o qual será descrito no capítulo seguinte.

Figura 12 – Exemplo de aplicação do Operador de Energia de Teager-Kaiser para sinais reais (a) e (b), e para sinais sintéticos (c) e (d).



2.3.2 Sample Entropy

A entropia é uma medida da complexidade e aleatoriedade de sistemas dinâmicos. Muitos métodos tem sido propostos para estimar a entropia de sistemas dinâmicos representados por séries temporais. *Sample Entropy* (SPE), foi o nome dado a técnica proposta em (RICHMAN; MOORMAN, 2000) para este fim.

A SPE tem sido aplicada na análise de séries temporais fisiológicas incluindo o diagnóstico de doenças cardiovasculares (COSTA; GOLDBERGER; PENG, 2002; COSTA; HEALEY, 2003) e a detecção e classificação do comportamento motor (ZHOU et al., 2011). Dado que a atividade muscular é normalmente acompanhada por um aumento instantâneo na complexidade do sistema, é possível detectá-la medindo essas alterações através da SPE (ZHANG; ZHOU, 2012).

Considerando a série temporal $x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n$ a qual deseja-se determinar a SPE, o primeiro passo é criar um espaço m-dimensional construído da seguinte forma:

$$x(p) = [x(p+k)]_{k=0}^{m-1}, p = 1, 2, \dots, n - m + 1 \quad (12)$$

onde m é a dimensão do espaço a ser criado, normalmente o valor atribuído para m é 2 (ZHANG; ZHOU, 2012). Outro parâmetro a ser definido é a tolerância r , cujos valores recomendados estão entre 15 a 25% do Desvio Padrão (SD) da série temporal em questão. Uma vez determinado o espaço m -dimensional devem-se determinar as probabilidades $B^m(r)$ e $A^m(r)$.

Para determinar o valor de $B^m(r)$ é necessário determinar as distâncias entre todas as combinações possíveis para o espaço m -dimensional criado por (12), contar quantas foram as distâncias em que o valor obtido foi menor do que a tolerância r , e por fim, determinar o valor médio das distâncias que se encontram nessa situação. A sequência de ações para determinar $A^m(r)$ é similar a utilizada para $B^m(r)$, porém a dimensão do espaço a ser formado é $m + 1$. Uma vez definida todas as dependências a SampEn é definida de acordo com a seguinte equação:

$$SampEn(x, m, r) = -\ln(A^m(r)/B^m(r)) \quad (13)$$

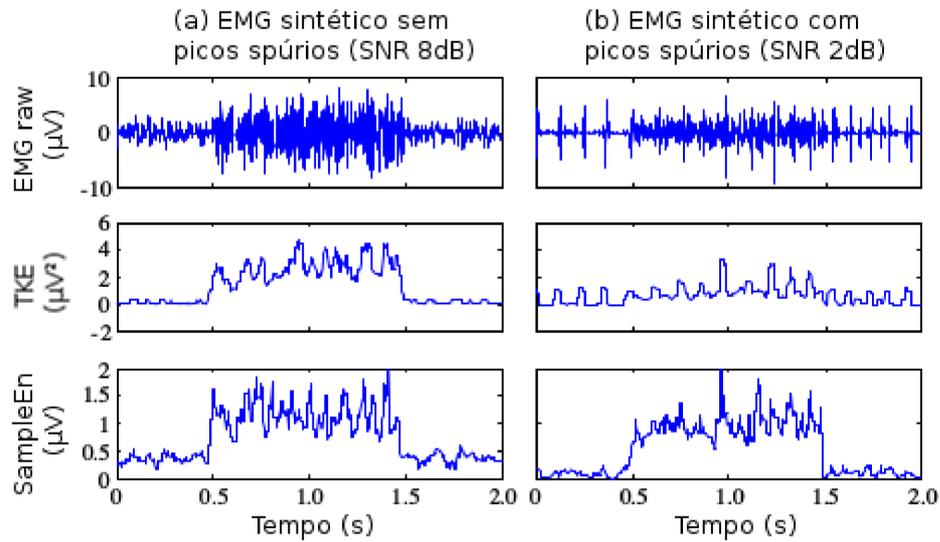
A detecção da ativação muscular por meio da SampEn é similar a um filtro de suavização com janela deslizante, porém ao invés de calcular o valor médio ou o RMS, determina-se a SampEn da janela em questão.

No método proposto por (ZHANG; ZHOU, 2012) foram utilizadas janelas de $32ms$ com um incremento de $4ms$, medindo para cada janela a SampEn, com objetivo de destacar os *burst* de ativação e atenuar sinais espúrios, uma vez que estes não implicam aumento na complexidade do sistema. A atividade muscular é determinada aplicando uma rotina de *threshold* no domínio da SampEn, isto é, no envelope obtido após o janelamento.

Estudos que utilizaram a SPE para detecção da ativação muscular demonstram que em precisão o método é superior em relação ao método baseado no TKE, principalmente quando o sinal possui picos espúrios como os da Figura 13 (ZHOU et al., 2011; ZHANG; ZHOU, 2012). Entretanto, nenhuma análise foi feita em relação ao custo computacional, e da mesma forma que a maior parte dos outros métodos, depende de um *threshold* definido pelo usuário.

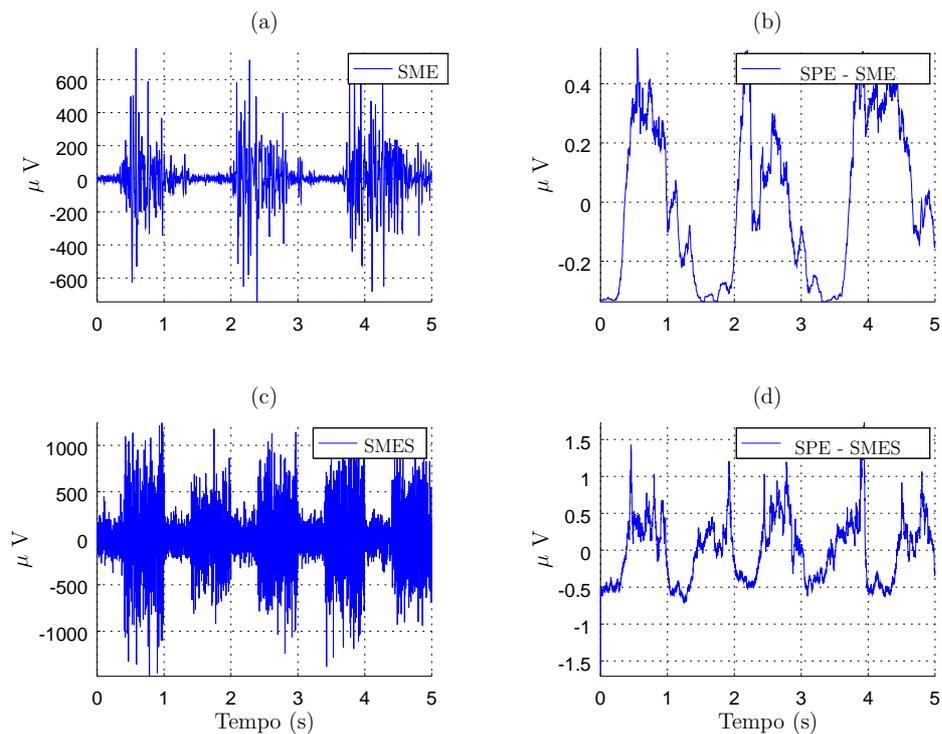
Assim como o TKE, este método foi implementado para as plataformas de *software* MATLAB/Octave. Um exemplo de aplicação da implementação do método para sinais sintéticos e reais é apresentado na Figura 14. A parte superior da figura contém a resposta eletromiográfica para o músculo VL antes (a) e depois (b) de aplicar a *Sample Entropy*. Na parte inferior aparece o SME artificial com SNR de 8dB antes (c) e depois de aplicar a *Sample Entropy* (d).

Figura 13 – Efeitos de diferentes métodos de condicionamento para dois grupos de dados de EMG. Da coluna esquerda com SNR de 8dB e na coluna direita com SNR de 2dB, com a presença de picos espúrios.



Fonte: Adaptado de (ZHANG; ZHOU, 2012)

Figura 14 – Exemplo de aplicação do Operador de Energia de Teager-Kaiser para sinais reais (a) e (b), e para sinais sintéticos (c) e (d).



2.4 Comentários Finais

Neste capítulo, inicialmente foram abordados os tópicos necessários para compreensão dos principais aspectos fisiológicos presentes no processo de contração muscular devido a sua importância para o contexto geral do trabalho. Visando estabelecer as bases teóricas que permitem compreender o funcionamento e também as contribuições da metodologia proposta, na sequência do capítulo, foram apresentadas as principais técnicas de processamento digital de sinais aplicadas ao sinal eletromiográfico, bem como sua origem e definição matemática. As técnicas de processamento citadas são importantes tanto para aplicações que se destinam a realizar a detecção automática da ativação muscular como para outros fins, como por exemplo, a extração de características do SME. Uma vez estabelecidos os conceitos fundamentais, o estado da arte dos métodos de detecção da ativação muscular coberto sob um aspecto geral na introdução do trabalho, é aprofundando através de uma descrição um mais detalhada de dois métodos existentes e já consolidados na literatura. Os dois métodos descritos, foram implementados e utilizados como referência para comparação de resultados com os obtidos pela metodologia proposta.

3 Proposta

Considerando os trabalhos citados nos capítulos anteriores e também seus respectivos conjuntos de vantagens e desvantagens, é possível concluir que não existe um método que se destaque em relação aos outros em todos os quesitos e que sirva de referência. Tão pouco existe uma forma ou padrão sistemático para avaliar métodos de detecção. Características como alta variabilidade do SME, falta reprodutibilidade nos protocolos de exercícios, suscetibilidade a interferências de toda ordem, somado às diversas aplicações que a utilizam como ferramenta a detecção da ativação muscular, aumentam a importância de que esses métodos seja cada vez mais robustos e confiáveis. Este capítulo descreve uma nova abordagem para detecção da ativação muscular através de uma metodologia simples, fácil de compreender e ao mesmo tempo robusta, confiável e eficiente. A robustez está associada principalmente com a tolerância à presença de ruídos, a confiabilidade com a assertividade do método, já a eficiência se refere ao custo computacional. Para viabilizar uma análise fidedigna da metodologia proposta e também de outras metodologias de detecção, foi desenvolvido uma ferramenta para construir sinais de eletromiográficos artificiais, a qual será descrita a seguir.

3.1 Gerador de Dados Sintéticos

A avaliação do desempenho de algoritmos que se destinam a detectar a ativação muscular em sinais de EMG deve envolver uma grande quantidade de dados e situações cujos parâmetros sejam previamente conhecidos. No entanto para este tipo de avaliação não é apropriada a utilização de dados reais, fato que se deve a baixa reprodutibilidade associada aquisição de sinais de EMG em diferentes momentos e situações (MERLETTI; PARKER, 2004). Como solução ao cenário apresentado, a geração de dados sintéticos aparece como alternativa, sendo adotada em diversos trabalhos (STAUDE et al., 2001; DAI, 2009; ZHANG; ZHOU, 2012; GAMBOA et al., 2012; RASOOL; IQBAL; WHITE, 2012; XU et al., 2013; ZHOU; ZHANG, 2013) como ferramenta de avaliação dos algoritmos em questão. Nesta seção será descrito o método para geração de dados sintéticos utilizado neste trabalho.

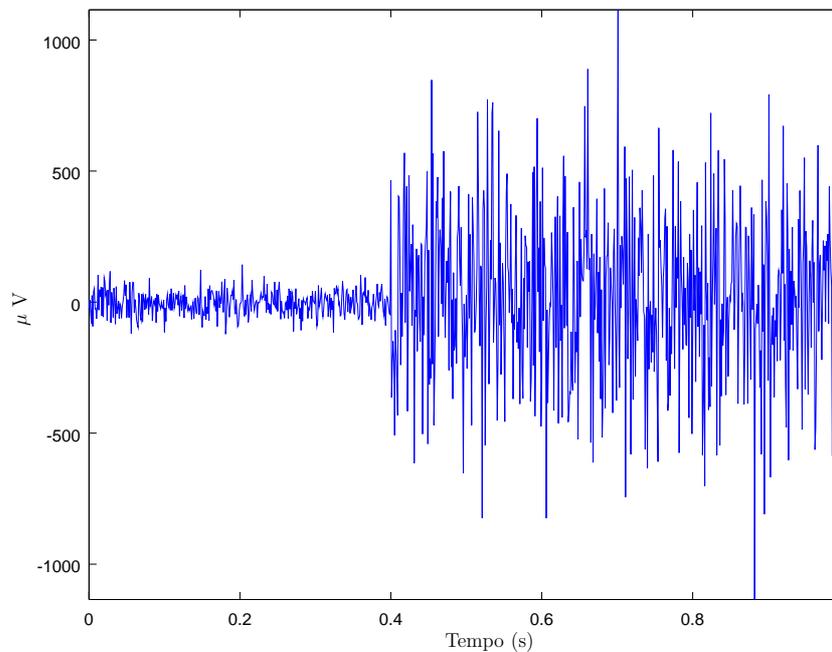
3.1.1 Arquitetura

O diagrama de blocos da Figura 15 apresenta a arquitetura básica do gerador de dados proposto. O conjunto de entradas define as características do Sinal Eletromiográfico Sintético (SMES) a ser obtido como saída do gerador.

Figura 15 – Diagrama de Blocos do Gerador de EMG Sintético



Na etapa de construção, é constituído um sinal formado por n ciclos semelhantes ao da Figura 16, dando origem a primeira versão do SMES. O número de ciclos presentes no sinal e o tempo de duração do *burst* de ativação e do período de repouso são parte do conjunto de parâmetros definidos pelo usuário.

Figura 16 – *Burst* de ativação construído artificialmente.

Cada fragmento desta primeira versão do SMES segue uma distribuição normal, que é característica de sinais de EMG. Entretanto, ainda se faz necessário remover as componentes de frequência que não são típicas em EMG, isto é, na faixa de $10Hz$ a $500Hz$. Por esta razão, na etapa de formatação, o sinal gerado na etapa de construção é submetido a uma combinação de filtros passa banda. Além de selecionar as frequências esperadas para um sinal de EMG, o objetivo é dar uma forma típica ao seu espectro, que implica em apresentar maior energia nas componentes entre 50-150Hz.

A etapa final é destinada a adição de ruído, onde são construídas outras quatro versões do SMES apresentando diferentes valores para SNR (2dB, 8dB, 14dB e 20dB).

Portanto a saída do sintetizador é composta por cinco SMES e os parâmetros

especificados na entrada do sistema são os seguintes:

- F_s : Frequência de amostragem em Hz;
- R_n : Número de repetições, isto é, número de *bursts* de ativação contidos no sinal gerado;
- τ_r : Tempo em segundos para o período de repouso;
- τ_a : Tempo em segundos para o período de ativação;
- σ_{r0}^2 : Limite inferior para variância do período de repouso;
- σ_{r1}^2 : Limite superior para variância do período de repouso;
- σ_{a0}^2 : Limite inferior para variância do período de ativação;
- σ_{a1}^2 : Limite superior para variância do período de ativação.

3.1.2 Processo de Construção do SMES

O Ciclo de Ativação Sintético (CAS) apresentado na Figura 16 é constituído por duas sequências de números aleatórios, as quais seguem uma distribuição normal com média zero. Cada sequências possui o seu papel, uma corresponde ao período de repouso e a outra ao *burst* de ativação, sendo a variância de cada sequência o parâmetro que as diferencia. Portanto, o CAS na Figura 16, é o resultado da concatenação dessas duas sequências.

O período de repouso $\mathbf{S}_r \in \mathbb{R}^n$ possui uma duração de τ_r segundos e uma variância que se encontra dentro do intervalo $[\sigma_{r0}^2; \sigma_{r1}^2]$. A regra para construção do segmento \mathbf{S}_r é a seguinte:

$$\mathbf{S}_r = randn(1, \tau_r \cdot Fs) \cdot (\sqrt{\sigma_{r0}^2} + rand(1) \cdot (\sqrt{\sigma_{r1}^2} - \sqrt{\sigma_{r0}^2})) \quad (14)$$

onde, $randn$ é uma função disponibilizada pelo MATLAB (GUIDE, 1998) a qual retorna uma sequência de $\tau_r \cdot Fs$ números pseudo-aleatórios seguindo uma distribuição normal. A função $rand(1)$ retorna um número aleatório entre zero e um. Semelhante a construção de \mathbf{S}_r , o segmento $\mathbf{S}_a \in \mathbb{R}^n$, é gerado a partir da regra:

$$\mathbf{S}_a = randn(1, \tau_a \cdot Fs) \cdot (\sqrt{\sigma_{a0}^2} + rand(1) \cdot (\sqrt{\sigma_{a1}^2} - \sqrt{\sigma_{a0}^2})) \quad (15)$$

onde, τ_a é período de tempo em segundos para o *burst* de ativação e $[\sigma_{a0}^2; \sigma_{a1}^2]$, o intervalo de variância. A concatenação dos segmentos formados por S_r e S_a dá origem ao ciclo de ativação. A Figura 17 mostra um exemplo da forma do SMES ao final desta etapa.

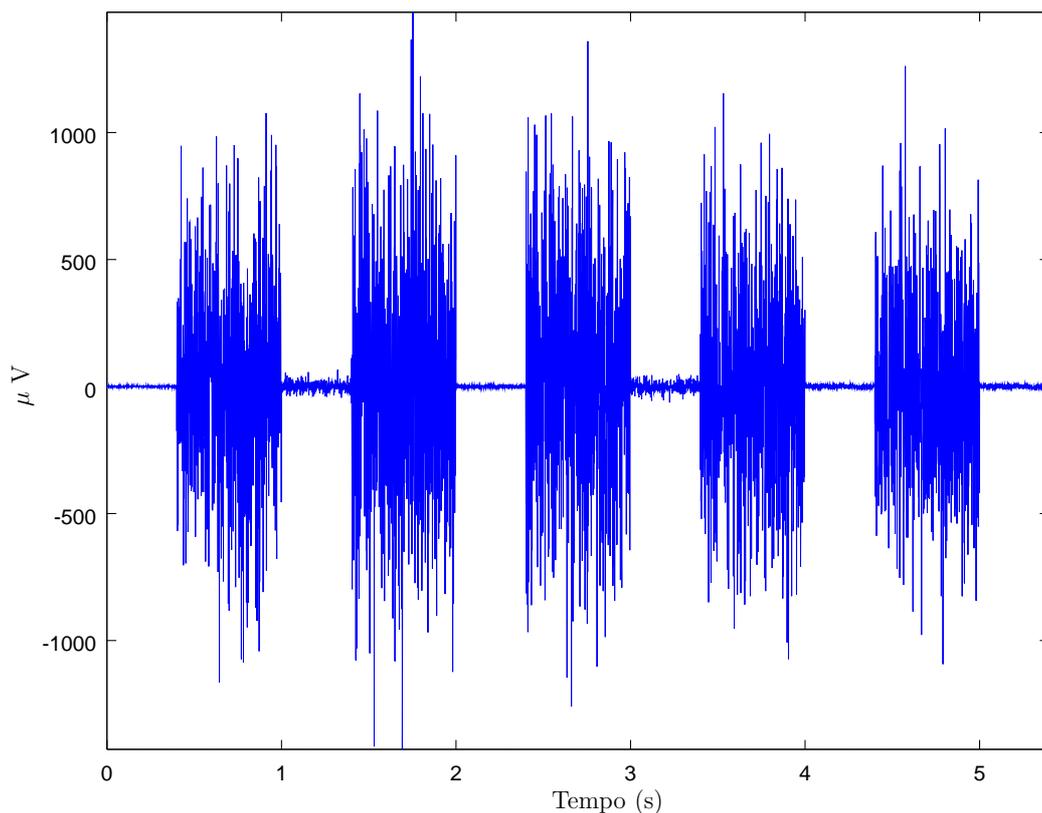
O parâmetro R_n indica para o algoritmo quantas serão as iterações que o algoritmo irá executar, isto é, quantos *bursts* de ativação irão compor o sinal a ser gerado. O instantes de *onset* e *offset* do SMES podem ser determinados da seguinte forma:

$$onset[k]_{k=1}^{k=R_n} = \tau_r k + \tau_a(k - 1) \quad (16)$$

$$offset[k]_{k=1}^{k=R_n} = \tau_r k + \tau_a k \quad (17)$$

onde k corresponde ao k -ésimo *burst* de ativação contido no sinal.

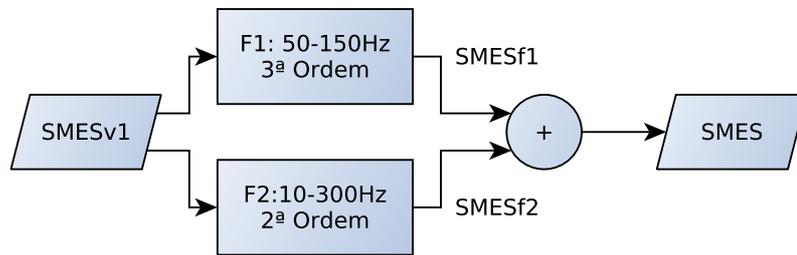
Figura 17 – SMES - Sinal sintético gerado após a execução da etapa de construção, utilizando os seguintes parâmetros de entrada: $Fs = 1\text{KHz}$, $R_n = 5$, $\tau_r = 0.4$, $\tau_a = 0.6$, $\sigma_{r0}^2 = 1^2$, $\sigma_{r1}^2 = 50^2$, $\sigma_{a0}^2 = 250^2$, $\sigma_{a1}^2 = 500^2$



3.1.3 Ajuste em Frequência

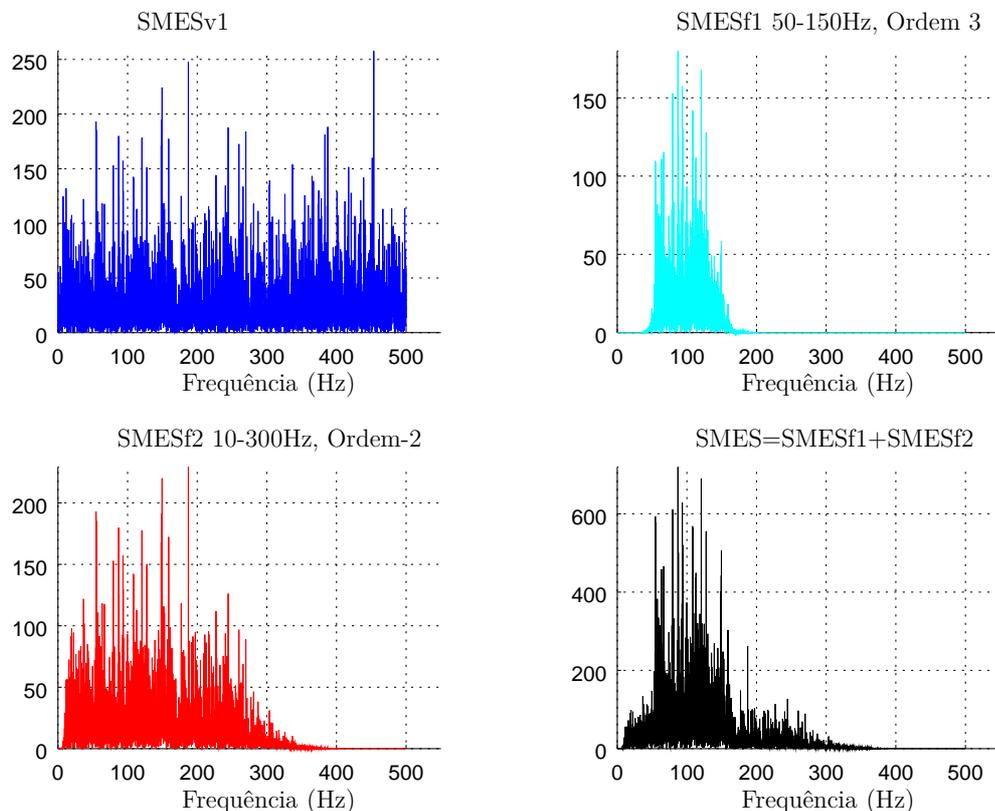
O sinal obtido na etapa de construção representado na Figura 18 por SMESv1 é submetido a dois filtros Butterworth passa banda, um de ordem três e frequência de corte 50-150Hz (F1), e outro de ordem dois e frequências de corte entre 10-300Hz (F2).

Figura 18 – Diagrama de blocos da etapa de formatação do SMES



Na sequência é realizada a soma dos sinais resultantes da aplicação dos filtros no domínio do tempo. O espectro de frequências dos sinais intermediários e do SMES podem ser observados na Figura 19. Embora a forma do SMESv1 no domínio do tempo seja próxima a de um sinal de EMG, o espectro de frequências apresenta magnitudes de energia similares em praticamente todas as frequências, característica que não correspondem às de sinais de EMG.

Figura 19 – Modificação no espectro de frequências do sinal artificial em cada uma das etapas do gerador proposto.



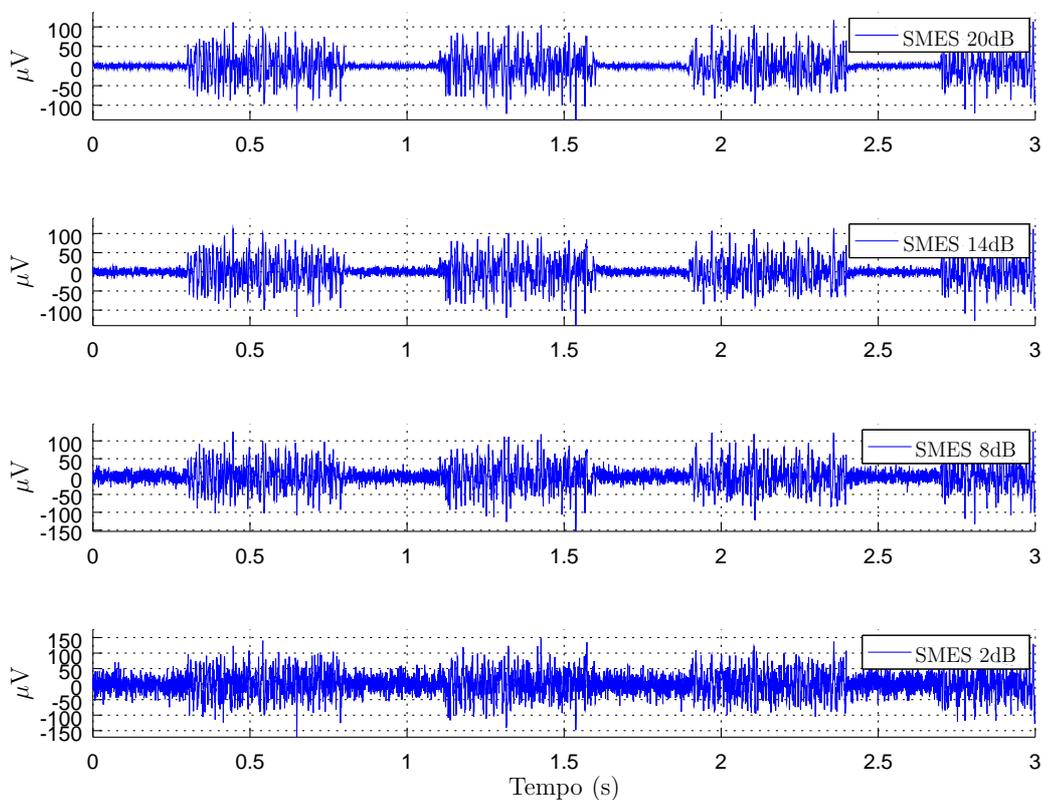
O espectro do sinal filtrado por F1 (SMESf1) apresenta componentes com energia relevante apenas em torno da região selecionada pelas suas frequências de corte. Sendo esta região a que apresenta maior energia para sinais eletromiográficos. O espectro de SMESf2 apresenta componentes de frequência com energia relevante próximas de 450Hz, mesmo que a frequência de corte do filtro seja 300Hz. No entanto a queda de energia entre as frequências 300Hz e 450Hz é suave, diferente da apresentada para o sinal SMEf1 que é mais abrupta, fato devido as ordens dos filtros.

A soma dos sinais SMEf1 e SMEf2 no domínio do tempo, permite obter no espectro de frequências as seguintes características: maior concentração da energia entre 50-150Hz e uma queda suave até 450Hz.

3.1.4 Adição de Ruído

A Figura 20 mostra quatro sinais com os diferentes valores de SNR, construídos a partir do sinal livre de ruídos gerado na etapa anterior. Os valores pré-definidos para SNR são os seguintes; 2dB, 8dB, 14dB e 20dB.

Figura 20 – SMES - Diferentes valores de SNR para os sinais construídos a partir do gerador proposto.



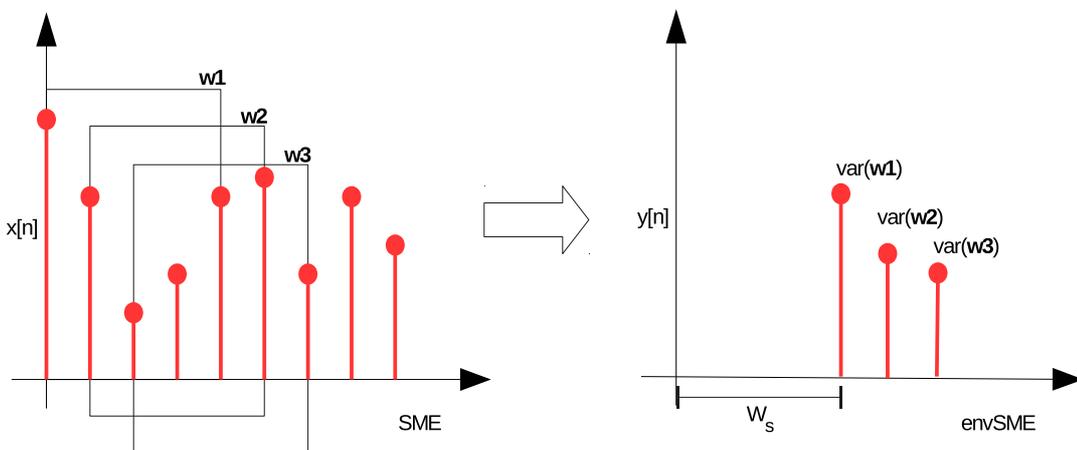
O ruído é gerado pela função `awgn` disponibilizada no MATLAB. Portanto para cada especificação utilizada como entrada para o gerador de sinais sintéticos serão gerados cinco sinais, um livre de ruído somado as outras faixas de SNR adicionadas.

3.2 Filtro de Variância Móvel

O Filtro de Variância Móvel (FVM) é o ponto central da metodologia proposta, seu objetivo é obter uma nova versão do SME, amplificando as regiões onde se encontram os *burts* de ativação e atenuando as regiões de silêncio. A essa nova versão do SME é dado o nome de Envelope do Sinal Eletromiográfico (*envSME*).

Semelhante a um filtro de média móvel, no qual é calculado a média de um número específico de pontos do sinal de entrada (janela) para produzir cada amostra do sinal de saída, no FVM ao invés de calcular a média da janela calcula-se a variância. O *envSME* é obtido através do deslocamento da janela, de tamanho fixo e pré-determinado, ao longo do sinal de entrada. A Figura 21 apresenta um esquema gráfico do funcionamento do filtro proposto, onde são obtidas as três primeiras amostras do sinal de saída. Neste exemplo o tamanho pré-fixado para janela foi de cinco amostras, desta forma, a primeira amostra obtida para o sinal de saída (*envSME*), consiste na variância das cinco primeiras amostras do sinal de entrada (*w1*). As amostras subsequentes resultam do deslocamento da janela ao longo do sinal de entrada (*SME*).

Figura 21 – Representação gráfica da aplicação do Filtro de Variância Móvel para $W_s = 5$, $x[n] = s[n]$, $y[n] = envEMG$. O deslizamento da janela é representado pelas regiões *w1*, *w2* e *w3* que correspondem às três primeiras janelas que consequentemente irão formar os três primeiros pontos do *envSME*.



Em termos matemáticos, o processo descrito na Figura 21, isto é, o FVM pode ser definido de acordo com as equações apresentadas a seguir:

$$n_t = n + W_s \quad (18)$$

onde n corresponde ao número da amostra do sinal de entrada, W_s ao tamanho da janela e n_t ao deslocamento necessário para que se obtenha o número de amostras correspondente à primeira janela. Este deslocamento representado por n_t se faz necessário para aplicações *online*, isto é, aplicações onde o processamento dos sinais de EMG é realizado em tempo real. Nessas condições, por se tratar de um sistema de tempo real, o mesmo deve ser tratado e representado como um sistema causal, onde a saída resulta de valores obtidos de entradas presentes ou passadas. Já para aplicações *offline*, onde o processamento de SME é realizado após a coleta dos dados, este deslocamento pode ser ignorado ($n_t = n$).

Antes de calcular a variância de um determinado conjunto de dados, é necessário definir a média do mesmo. Considerando o deslocamento inicial n_t , a média de cada uma das janelas estabelecidas para o SME pode ser obtida da seguinte forma:

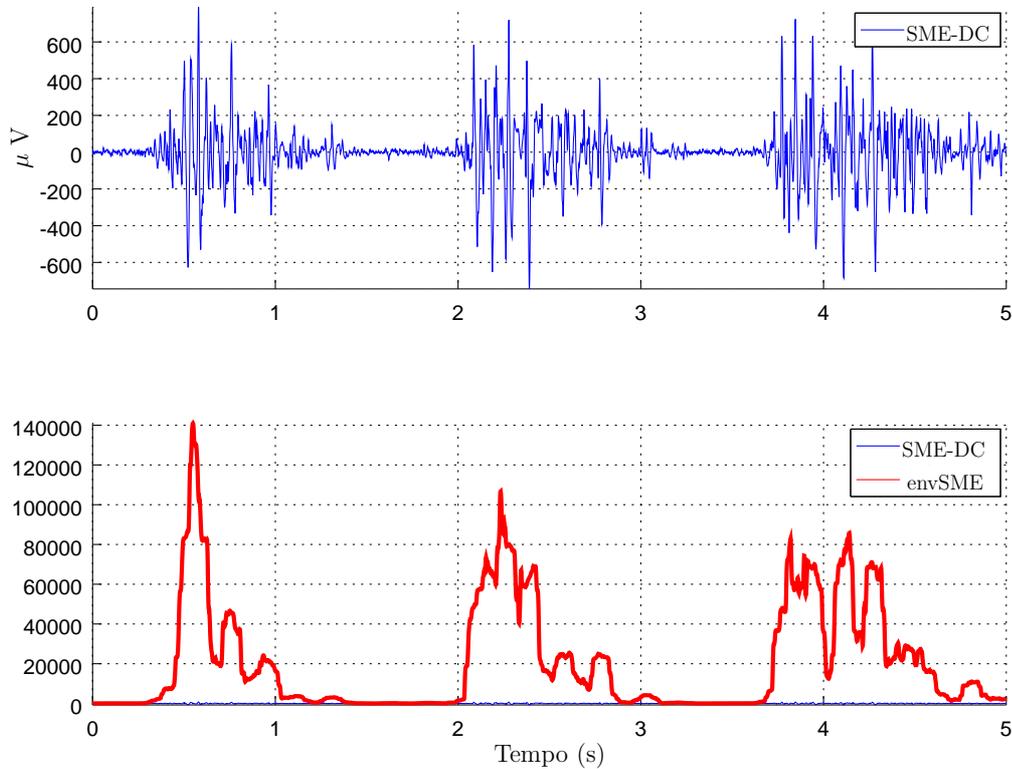
$$\bar{s}[n_t] = \frac{1}{W_s} \sum_{k=1}^{W_s} s[n_t - k]u(n - W_s) \quad (19)$$

onde $\bar{s}[n_t] \in \mathbb{R}^n$ é um vetor unidimensional que representa a média de cada uma das janelas do SME, u a função degrau unitário e k a k -ésima amostra dentro de cada janela. Uma vez definidas média e deslocamento da janela, o filtro de variância é definido pela seguinte equação:

$$\mathbf{s}_{\sigma^2}[n_t] = \frac{1}{W_s - 1} \sum_{k=1}^{W_s} (s[n_t - k] - \bar{s}[n_t])^2 u(n - W_s) \quad (20)$$

onde $\mathbf{s}_{\sigma^2} \in \mathbb{R}^n$ é um vetor unidimensional que representa o SME após a aplicação do FVM. O filtro é constituído de operações básicas do ponto de vista matemático, fator que agrega simplicidade de compreensão e também de implementação para solucionar um desafio de tamanha complexidade. Um exemplo da aplicação do filtro é apresentado na Figura 22. O gráfico na parte superior da figura mostra o SME que será condicionado a partir do filtro de variância, já o gráfico na parte inferior mostra os sinais SME e envSME sobrepostos, de modo que fica evidente a proporção em que os *bursts* de ativação foram amplificados após a aplicação do filtro.

Figura 22 – Efeito do filtro de variância sobre a resposta eletromiográfica do músculo VL.



3.3 Algoritmo de Segmentação: *Threshold* Pseudo Adaptativo

Uma vez determinado o envSME, na maioria dos casos é possível identificar em quais regiões do sinal ocorreram eventos de ativação muscular diretamente por inspeção. A Figura 22 serve como exemplo dessa característica, a qual evidencia a eficiência do filtro proposto. Portanto, na maioria das situações a aplicação de uma técnica *Single Threshold* deve ser suficiente para obter automaticamente os instantes de início e fim de cada ativação muscular presente no sinal. Porém com objetivo de agregar maior confiabilidade aos resultados obtidos, e para aumentar a tolerância à presença de ruídos do método, foi proposto um algoritmo de segmentação denominado *Threshold* Pseudo Adaptativo (TPA).

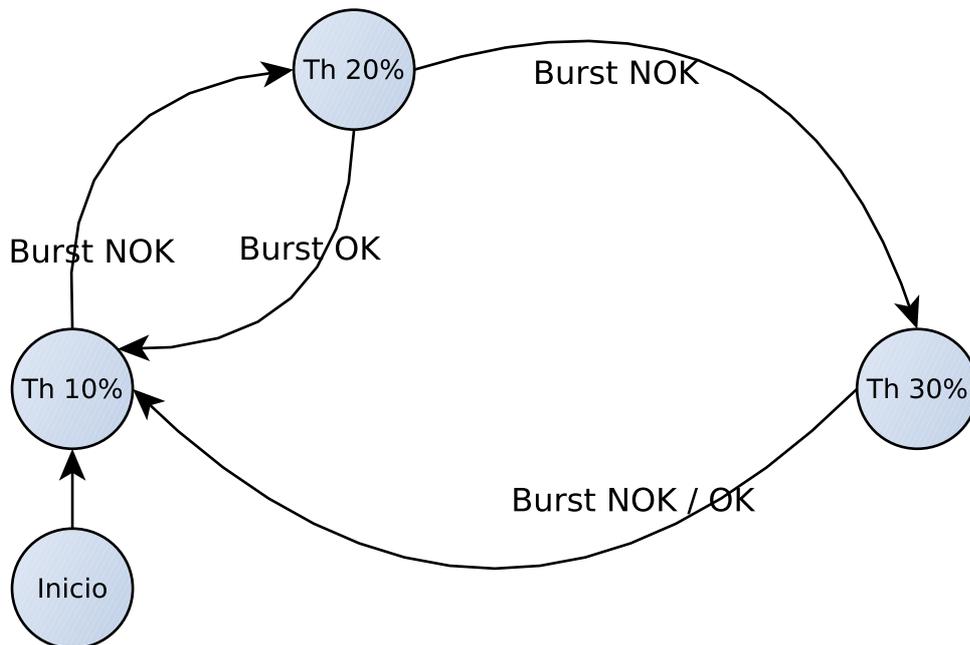
O funcionamento básico do algoritmo é validar se o *burst* de ativação encontrado é válido ou não. Um *burst* de ativação para ser considerado válido pelo algoritmo deve apresentar um tempo de duração superior a $30ms$, que corresponde ao tempo mínimo de uma ativação muscular de acordo com (BONATO; ALESSIO; KNAFLITZ, 1998). Caso o *burst* de ativação seja considerado inválido o algoritmo retorna ao ponto onde foi

encontrado o último *burst* de ativação válido, e adapta os parâmetros de detecção.

O parâmetro a ser adaptado é o *threshold*, isto é, o limiar escolhido para determinar se a amostra verificada pertence a um determinado período de repouso ou a um *burst* de ativação. As faixas de limiares utilizadas são extraídas do envSME, sendo elas 10%, 20% e 30% de sua amplitude máxima. A Figura 23 ilustra através de uma máquina de estados processo que determina qual limiar deve ser utilizado.

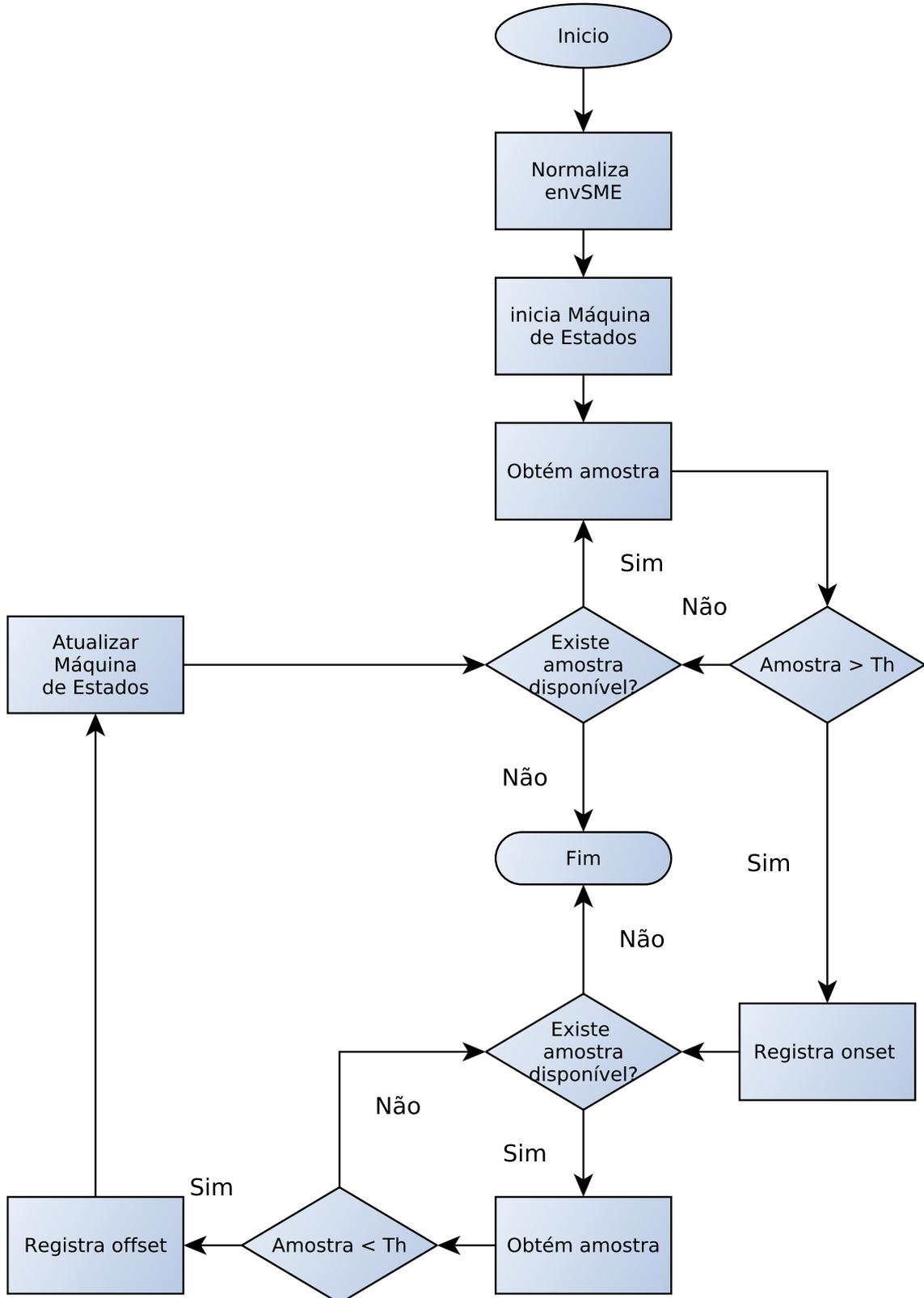
O limiar inicial é de 10%, se o *burst* encontrado não for considerado válido (Burst NOK), o algoritmo retorna a última amostra onde foi encontrado um *burst* válido, modificando o limiar atual para 20%. Caso o *burst* encontrado não seja válido novamente, o limiar é alterado para 30%, e o algoritmo retorna para amostra na qual foi encontrado o último *burst* válido. Toda vez que um *burst* é considerado válido (Burst OK) o limiar retorna ao valor inicial de 10%.

Figura 23 – Máquina de estados que determina o valor do limiar assumido pela rotina de *Threshold Pseudo Adaptativo*



A Figura 24 mostra através de um fluxograma como são determinados os instantes de tempo dos *bursts* de ativação a partir do envSME. A máquina de estados representada pela Figura 23, está contida no processo ilustrado pela Figura 24. Por exemplo, no bloco do fluxograma que indica atualização da máquina de estados, será verificado se o *burst* encontrado é válido e se o limiar utilizado deve ser modificado ou não.

Figura 24 – Fluxograma do algoritmo que determina os tempos de início e fim de cada ativação muscular através do envSME

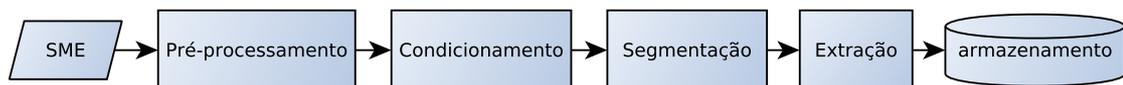


3.4 Processo de Detecção da Ativação Muscular

O processamento do SME para diversos fins pode compreender várias etapas, tais como remoção do nível DC, retificação, normalização, aplicação de filtros de suavização, análise no domínio da frequência. A aplicação alvo ou as informações que se deseja obter irão determinar o tipo de processamento a ser realizado. Entretanto, o processo ao qual é submetido o SME para detecção automática da ativação muscular pode ser generalizado em quatro etapas: pré-processamento, condicionamento, segmentação e extração. Etapas as quais a grande maioria dos métodos de detecção realiza, inclusive a metodologia proposta neste trabalho e os métodos existentes cuja implementação foi descrita no capítulo anterior.

A rotina proposta neste trabalho implementa de forma modular cada uma dessas etapas, isto é, define um conjunto de interfaces, assim cada uma pode ser tratada de forma independente. Entende-se por interface o conjunto formado pelas entradas e saídas de cada uma. Esta arquitetura modular facilita futuras modificações que permitam otimizar etapas específicas do processo. A Figura 25 apresenta na forma de um diagrama de blocos a arquitetura da rotina proposta, especificando a localização e a sequência de cada das etapas em que o processo de detecção foi dividido.

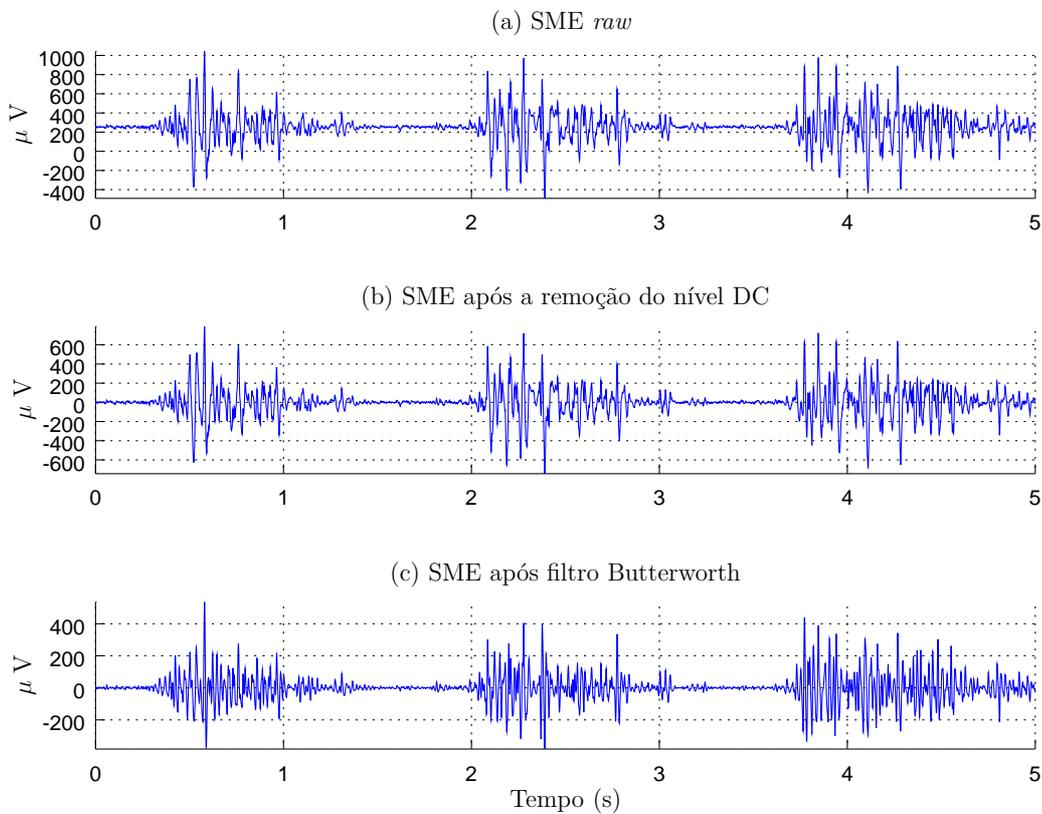
Figura 25 – Arquitetura modular da rotina de detecção automática de *onsets* e *offsets* em sinais eletromiográficos.



A etapa de pré-processamento recebe como entrada o SME *raw*, registrado pelo eletromiógrafo. O objetivo principal desta etapa é minimizar os efeitos de ruídos e interferências aos quais o SME está sujeito. Na rotina proposta o pré-processamento consiste na remoção do nível DC e da seleção da faixa de frequência de interesse para análise eletromiográfica. Este processo de filtragem é realizado por um filtro do tipo Butterworth aplicado no sentido direto e reverso, afim de evitar alterações na fase do sinal, a frequência de amostragem será a mesma na qual o sinal foi coletado. A banda passante selecionada foi de 10 – 500Hz segundo as recomendações da ISEK (MERLETTI; TORINO, 1999).

Considerando futuras modificações, é nesta etapa que técnicas para remoção ou cancelamento de ruídos devem ser aplicadas. A Figura 26 mostra as modificações no SME durante a etapa de pré-processamento. O SME *raw* (a), apresenta um deslocamento na linha de base, após a remoção do nível DC pode-se verificar então que a linha de base foi deslocada para zero. Em (c) pode se verificar na linha base, que as pequenas variações foram minimizadas após a remoção das componentes de alta frequência.

Figura 26 – Modificações no SME durante a etapa de pré-processamento



Na segunda etapa, é realizado o condicionamento do sinal, o que consiste em modificá-lo até o ponto que seja possível através de um algoritmo baseado em limiares, determinar os instantes de ativação muscular. O SME é pré-processado é a entrada da etapa de condicionamento, já a saída é o envSME, que no caso na metodologia proposta neste trabalho, consiste em aplicar o FVM sobre o sinal pré-processado.

A metodologia de condicionamento baseada no FVM está localizada nesta etapa, assim como os métodos existentes avaliados TKE e SPE e também outros. Portanto quaisquer modificações ou experimentação no que tange o condicionamento do sinal deve ser realizada nesta etapa. Por exemplo, se o objetivo for testar diferentes métodos que também utilizam um envelope do sinal para determinar *onsets* e *offsets*, basta substituir o tipo de condicionamento do SME.

O objetivo da etapa segmentação consiste em determinar efetivamente os instantes de início e fim de cada uma das ativações musculares presentes no sinal analisado. É nesta etapa que se localiza o algoritmo TPA descrito anteriormente, e também onde podem ser inseridas outras técnicas como *Single Threshold* e *Double Threshold*. Como entrada esta etapa recebe o envelope do sinal, isto é, o SME condicionado, a saída são os tempos de *onset* e *offset*.

A última etapa antes do armazenamento dos resultados ou tomada de decisão no caso de uma aplicação de controle de próteses por exemplo, é a extração de características. Esta etapa recebe como entrada os instantes de tempo que corresponde a intervalos de ativações musculares e também o SME pré-processado. A partir daí serão extraídas as informações pertinentes a aplicação em questão, as quais podem ser estimadores extraídos dos *burst* de ativação como valor máximo, RMS, área, MNF, MDF entre outros. Ou mesmo parâmetros relacionados aos padrões de ativação observados, como tempo médio de ativação, número de ativações em determinado período, etc.

As etapas de pré-processamento e segmentação possuem parâmetros importantes, cuja definição pode parecer arbitrária ou empírica. Por este motivo, o objetivo desta seção é descrever como cada um deles foi escolhido. Diferentemente de outros métodos nenhum desses parâmetros precisa ser definido pelo usuário. Na etapa de pré-processamento os parâmetros ajustáveis estão relacionados ao filtro passa banda, sendo necessário definir a ordem do filtro e as frequências de corte. Os valores escolhidos seguem as recomendações da ISEK conforme descrito anteriormente.

Na etapa segmentação, em que é aplicado o FVM o parâmetro em questão é o tamanho da janela W_s , o qual foi definido em $10ms$. Este valor corresponde a $1/3$ do tempo mínimo estipulado para uma contração muscular que é de aproximadamente $30ms$. Desta forma por mais rápida que seja a contração será possível detectá-la.

Estes parâmetros devem ser genéricos para as aplicações de EMG, pois provem de princípios fisiológicos ou normativos, não sendo necessária a intervenção do usuário final. Entretanto para eventuais experimentos visando a otimização de resultados para uma aplicação específica, os mesmos podem ser ajustados.

3.5 Comentários Finais

Este capítulo apresentou as contribuições propostas neste trabalho. Primeiramente, apresentou o gerador de dados de EMG artificiais proposto, capaz de construir a partir de um conjunto de especificações, sinais com diferentes valores de SNR. Os quais podem ser utilizados para analisar e validar o desempenho de métodos de detecção da ativação muscular, uma vez que as características dos sinais construídos é previamente conhecida. Na sequência, foi apresentado o FVM, como componente principal da nova metodologia proposta, onde foram descritos detalhadamente os princípios que o norteiam. Sendo o FVM uma técnica de condicionamento do sinal, foi apresentado também um algoritmo denominado TPA proposto com objetivo de otimizar a etapa de segmentação do SME, isto é, etapa onde são efetivamente definidos os instantes em que o músculo esteve ativado. Por fim, foi apresentada uma rotina genérica que divide o processo de detecção da ativação muscular em etapas independentes.

4 Resultados e Discussão

Este capítulo está dividido em duas partes, na primeira serão apresentados os resultados obtidos pelos métodos avaliados tendo como entradas sinais de EMG artificiais com diferentes valores para SNR. Este conjunto de sinais artificiais foi construído por meio do simulador proposto neste trabalho, e descrito no capítulo ???. Dado que são conhecidos os instantes de tempo exatos em que o sinal apresentou *bursts* de ativação, é possível avaliar a precisão dos métodos de detecção, confrontando os instantes de tempo medidos, com os instantes de tempo esperados para cada sinal. A utilização de sinais de EMG artificiais com diferentes valores de SNR permite avaliar a precisão dos métodos em função da presença de ruídos.

Além do método proposto nesta dissertação, serão avaliados outros dois algoritmos consolidados na literatura como métodos de detecção de *onsets* e *offsets* em sinais de EMG. São estes o TKE e o SPE, os quais da mesma forma que o método FVM, são filtros de suavização, responsáveis por condicionar o SME antes de submetê-lo a uma rotina baseada em limiares. Sendo esta a etapa na qual serão efetivamente determinados os instantes de tempo em que o sinal indica a ocorrência de contração muscular.

Para avaliar a eficiência dos métodos de detecção foram estabelecidos neste trabalho três critérios de avaliação objetivos; precisão, tolerância a ruídos e custo computacional. A precisão é a medida que evidencia quão próximos dos valores reais estão os resultados obtidos pelos métodos de detecção. O parâmetro utilizado para quantificar a precisão é a latência, isto é, a diferença entre o valor detectado e o instante de tempo real em que ocorreu o evento de *onset* ou *offset* da ativação muscular.

A tolerância a ruídos, indica qual o impacto da presença de ruídos sobre a precisão do método analisado. Avaliação deste critério consiste em observar a variação do primeiro critério, precisão, para sinais que apresentam uma magnitude de ruído significativa. Portanto cada um dos métodos avaliados recebe como entrada versões de um mesmo sinal artificial com diferentes valores de SNR.

O terceiro critério, e não menos importante, é o custo computacional, que diz respeito ao tempo necessário para que o algoritmo em questão cumpra seu objetivo. Desconsiderando as etapas comuns de pré-processamento e extração de características presentes em rotinas de detecção, é medido o tempo decorrido entre as etapas de condicionamento e a etapa de segmentação.

A segunda parte do capítulo apresenta os resultados obtidos para dados de EMG reais. Diferentemente dos dados artificiais cujos parâmetros são conhecidos previamente, para dados reais estes parâmetros em um primeiro momento não são conhecidos. Por

esta razão a avaliação dos resultados obtidos pelo dados reais é verificar a convergência entre os resultados apresentados pelos três algoritmos, pois todos afirmam ser capazes de identificar com precisão eventos de início e fim da ativação muscular.

Cada sujeito participante da pesquisa na qual foram coletados os dados, teve o mesmo conjunto de músculos analisados. Os sinais de cada músculo foram agrupados formando um único sinal, por exemplo, todos sinais provenientes do músculo VL foram agrupados para formar um único sinal VL. Este sinal, por sua vez foi segmentado pelos três métodos de detecção em questão. Após obter os instantes de tempo de início e fim para todos os *burst* presentes no sinal, foram extraídos destes, parâmetros importantes para análise eletromiográfica como valor eficaz (RMS), valor máximo (Pico), MNF e MDF. A seguir são apresentados os valores médios destes parâmetros para cada sinal e também como medida de comparação entre os resultados Coeficiente de Correlação de Pearson ρ .

4.1 Conjunto de Dados Experimentais

Além dos dados construídos artificialmente pelo gerador, neste trabalho foram utilizados dados reais coletados na pesquisa (RAMA, 2015). A pesquisa contou com dez indivíduos saudáveis do sexo feminino com idade de $21,50 \pm 1,65$ anos, altura $1,60 \pm 0,06$ m, massa corporal $57,74 \pm 6,08$ kg e IMC 22,5. Foi utilizado o eletromiógrafo *wireless* BTS FREEEMG 1000 da BTS Bioengineering com uma frequência de amostragem de 1 kHz, o *software* responsável pela recepção e armazenamento dos dados foi o BTS EMG-Analyser. Os músculos cuja atividade eletromiográfica foi registrada foram os seguintes: Bíceps Femoral (BF), Gastrocnêmio Medial (GM) e Gastrocnêmio Lateral (GL), Reto Femoral (RF), Semitendinoso (ST), Tibial Anterior (TA), Vasto Lateral (VL) e Vasto Medial (VM). O estudo consistiu em duas condições experimentais com simulações da gravidade sobre a Lua ou Marte e também a gravidade Terra como grupo de controle. Os participantes caminharam em um ritmo pré-determinado (4.5 km/h) durante 5 minutos para as três condições. No presente estudo foram utilizados apenas os dados do grupo de controle, isto é, utilizando a gravidade terrestre.

4.2 Avaliação de Performance

A análise de performance a ser realizada consiste em quantificar os critérios de avaliação estabelecidos para cada um dos três métodos analisados. Esta análise, além de permitir uma comparação qualitativa entre cada métodos, sugere e viabiliza um processo de validação para o método proposto, para os implementados, para outros métodos existentes e para novos métodos propostos. O gerador de dados EMG artificiais proposto neste trabalho aparece como elemento fundamental para esta análise, pois como já citado,

dele provém os valores de referência que irão determinar quanto um método específico está próximo dos dados reais.

A Tabela 1 apresenta a especificação utilizada para construção dos dados utilizados nesta análise. Contabilizando o sinal construído com base nessa especificação e os outros quatro, aos quais foram adicionadas diferentes componentes de ruído, totalizam cinco sinais. Cada um com 100s de duração e 200000 pontos. Os sinais resultantes desta especificação pode ser observados através da Figura 27, que apresenta fragmentos dos quatro sinais com diferentes valores de SNR construídos pelo gerador e utilizados nesta análise. Os valores de SNR são, 2dB, 8dB, 14dB e 20dB. Este último ainda apresenta picos espúrios não relacionados com sinal, que permite avaliar a principal qualidade apontada pelo método SPE.

Tabela 1 – Especificação dos dados de EMG artificiais utilizados na análise de performance.

Parâmetro	F_s	R_n	τ_r	τ_a	σ_{r0}^2	σ_{r1}^2	σ_{a0}^2	σ_{a1}^2
Valor	1000Hz	100	0.4s	0.6s	3	30	200	400

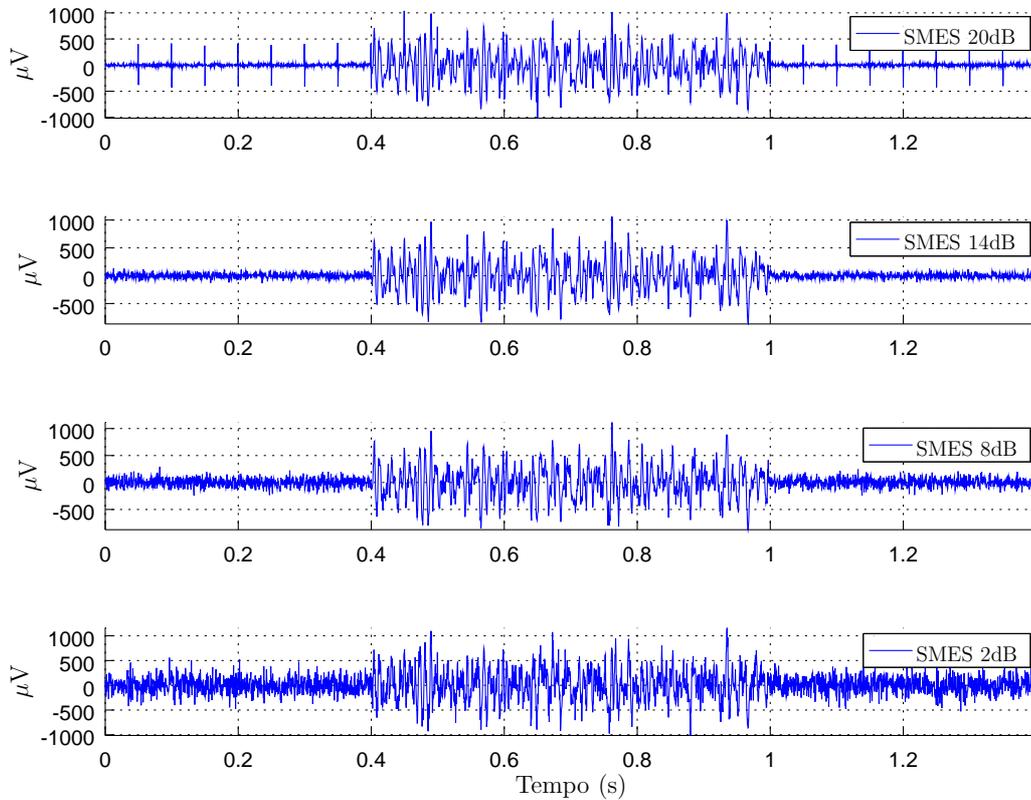
4.2.1 Algoritmo *Threshold* Pseudo Adaptativo

A etapa posterior a de condicionamento do sinal consiste na aplicação de um algoritmo de *threshold* para apontar os instantes de tempo onde foram identificados eventos de *onset* e *offset*. A Figura 28 apresenta em azul o SME no domínio do FVM, cada linha corresponde a um nível de SNR. Na coluna (a), o sinal em verde corresponde a definição dos instantes de *onset* e *offset* realizadas através de um algoritmo baseado em *Single Threshold*. A coluna (b) mostra no sinal em vermelho as marcações realizadas pelo algoritmo *Threshold* Pseudo Adaptativo. Da mesma forma as Figuras 29 e 30 mostram as marcações realizadas pelos dois algoritmos aplicados sobre os envelopes de sinal obtidos pelos métodos TKE e SPE respectivamente.

Através da Figura 28 é possível observar que o efeito de condicionamento do método FVM é eficiente em sua tarefa de destacar os *bursts* de ativação a ponto de ser possível segmentá-lo corretamente apenas com um algoritmo de limiar simples, mesmo para uma SNR de 2dB. Os picos espúrios incluídos no sinal com SNR de 20dB não aparecem após a aplicação do FVM.

A coluna (a) da Figura 29 contém a aplicação do método TKE utilizando os parâmetros apresentados em (SOLNIK et al., 2010) de acordo com o fluxo descrito na Figura 11. É possível observar que o algoritmo baseado em *Single Threshold* não foi suficiente para determinar corretamente os instantes que delimitam o início e o fim do

Figura 27 – Fragmento dos sinais SMES utilizados para avaliação dos métodos de detecção de *onset* e *offset*.



bursts de ativação. Já os falsos positivos apresentados na coluna (a) foram resolvidos com sucesso pelo algoritmo de *Threshold* Pseudo Adaptativo na coluna (b).

A Figura 30 mostra que os resultados da segmentação realizada no domínio da *Sample Entropy*. Entretanto, utilizando a janela de $32ms$ recomendada em (ZHANG; ZHOU, 2012), não foi possível obter um envelope do sinal que desse condições para que um algoritmo baseado em *threshold* fosse capaz de realizar a segmentação.

Somente foi possível segmentar o sinal após adaptar a janela para $64ms$. Ainda assim, para o sinal com $2dB$ de SNR a segmentação correta foi possível apenas através do algoritmo *Threshold* Pseudo Adaptativo.

Embora os métodos TKE e SPE sejam métodos de detecção existentes, para que os mesmos obtivessem exito nas marcações ou foi necessário a atuação do algoritmo de *threshold* proposto ou alguma adaptação no valores recomendados para o mesmo.

Figura 28 – Algoritmo baseado em *Single Threshold* (verde) e *Threshold Pseudo Adaptativo* (vermelho) aplicados sobre o envelope obtido pelo método FVM para diferentes valores de SNR.

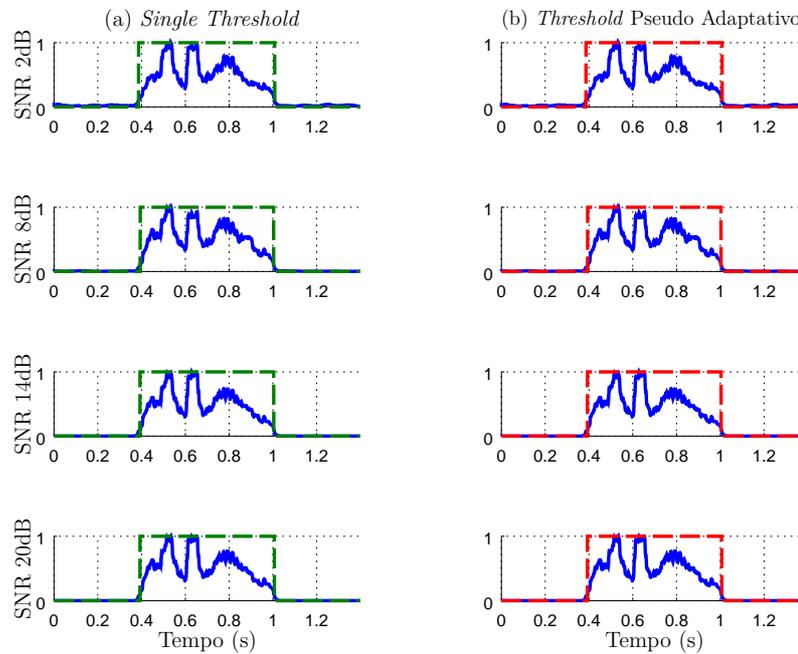


Figura 30 – Algoritmo baseado em *Single Threshold* (verde) e *Threshold Pseudo Adaptativo* (vermelho) aplicados sobre o envelope obtido pelo método SPE para diferentes valores de SNR.

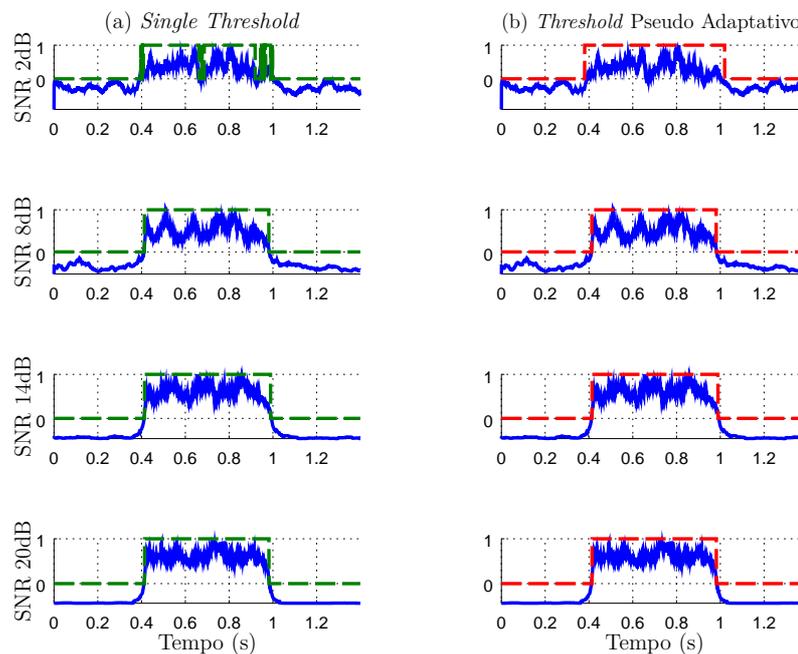
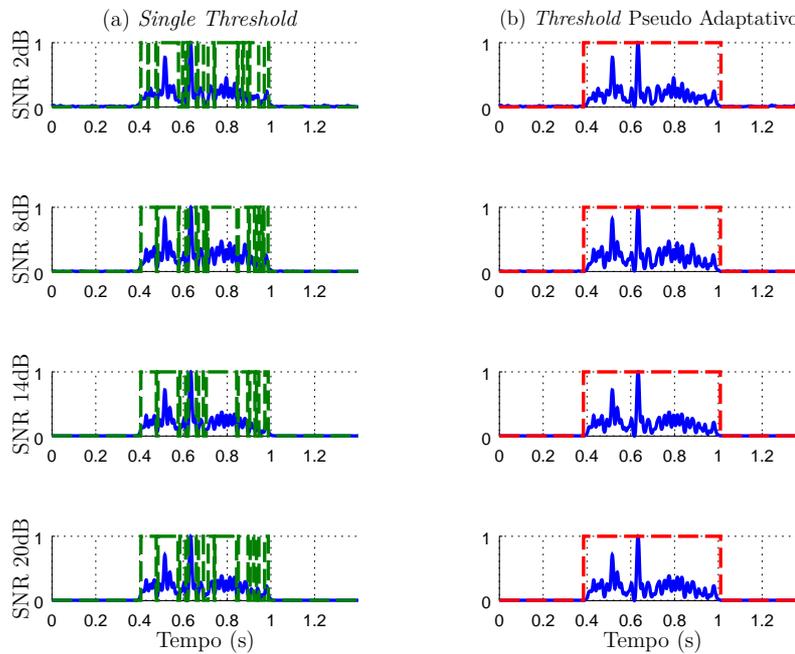


Figura 29 – Algoritmo baseado em *Single Threshold* (verde) e *Threshold Pseudo Adaptativo* (vermelho) aplicados sobre o envelope obtido pelo método TKE para diferentes valores de SNR.



Mesmo que de forma preliminar é possível inferir que as SNRs analisadas não afetam significativamente os resultados dos três métodos. Também foi possível constatar a eficiência do FVM em condicionar o sinal, sendo único que não necessitou da atuação do *Threshold Pseudo Adaptativo*, qual se mostrou eficaz quando foi necessária a sua atuação.

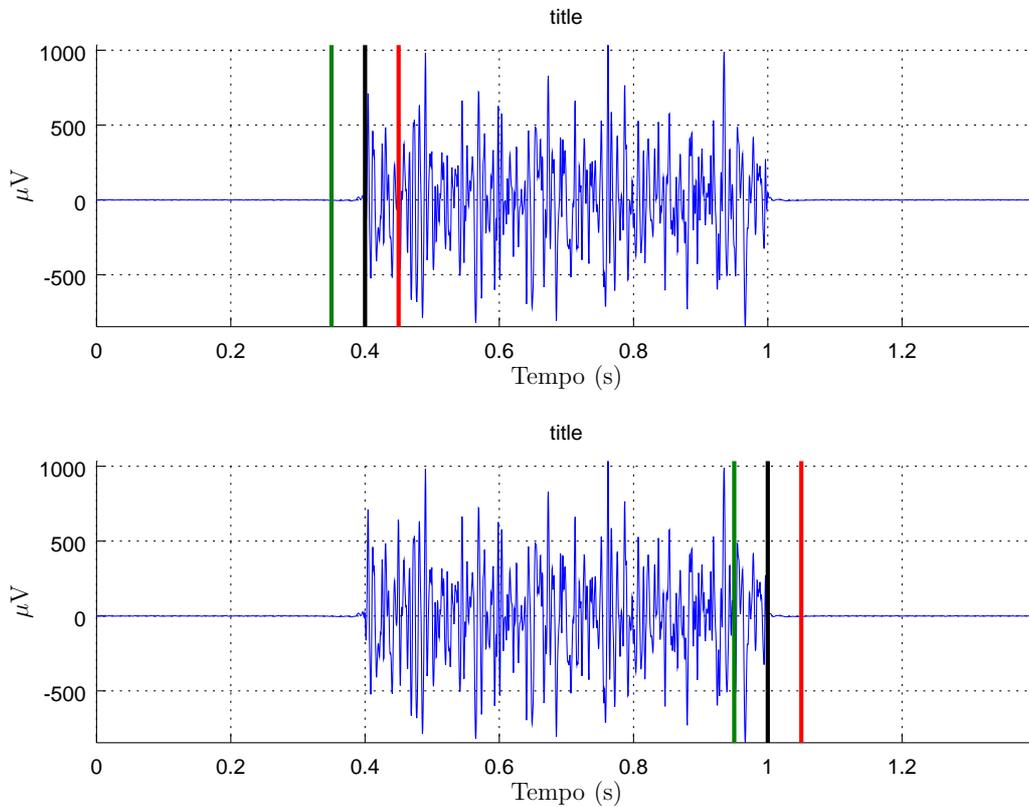
4.2.2 Latência

De uma forma genérica a latência é a diferença entre um valor esperado e um valor medido, no universo dos métodos de detecção, a diferença entre o tempo e medido e o tempo real em que um evento de início ou fim de ativação ocorreu. A latência foi medida sob três aspectos diferentes ao longo dos sinais analisado: *onset* (λ_0), *offset* (λ_1) e a também a diferença entre o tempo de duração do *burst* de ativação (Δ_λ).

Representada por um número real, quando o valor encontrado para latência apresentar um sinal negativo indicará que o instante de tempo detectado para o evento está adiantado. No entanto, se o valor calculado for um número positivo, indica que o instante de tempo encontrado pelo método está atrasado. Entretanto, para realizar calculo de média das latências são considerados apenas os valores absolutos das medições.

O termo latência de *onset* corresponde as diferenças de tempo para os eventos de início da ativação muscular, e o termo latência de *offset* à diferença de tempo para os

Figura 31 – Exemplo de latência de *onset* no gráfico (a) e latência de *offset* no gráfico (b). A linha horizontal preta indica o valor correto, as linhas verde e vermelha representam marcações atribuídas por diferentes métodos.



eventos onde termina a ativação. A Figura 31 mostra um exemplo para os dois tipos de latência, a linha vertical em preto indica o instante de tempo de referência, enquanto as linhas em verde e vermelho indicam duas marcações distintas realizadas por diferentes métodos de detecção. A latência atribuída ao método representado pela linha verde apresentará um sinal negativo, pois ocorreu antes do instante de tempo de referência. Em contrapartida, a latência atribuída ao método representado pela linha vermelha deve apresentar um sinal positivo, dado que a marcação foi realizada após o instante de referência.

Latência de *burst* representa a diferença entre o tempo de duração real de uma contração muscular e o valor medido pelo método de detecção. Neste caso se a latência atribuída ao *burst* for representada por um sinal negativo significa que o tempo de duração medido é menor do que o tempo real, caso contrário, se este for representado por um valor positivo significa que o tempo medido é maior ou igual.

A Tabela 2 apresenta média e desvio padrão para latência de *onset*, *offset* e *burst* medida pelos três métodos avaliados.

Tabela 2 – Latência média e desvio padrão apresentado para o métodos FVM, TKE e SPE.

	$\bar{\lambda}_0$	$\bar{\lambda}_1$	$\bar{\Delta}_\lambda$
FVM	0.018400 ± 0.022594	0.013200 ± 0.013200	0.026400 ± 0.034010
TKE	0.033600 ± 0.029888	0.046800 ± 0.018593	0.079200 ± 0.044454
SPE	0.013400 ± 0.012215	0.023800 ± 0.009094	0.035600 ± 0.017658

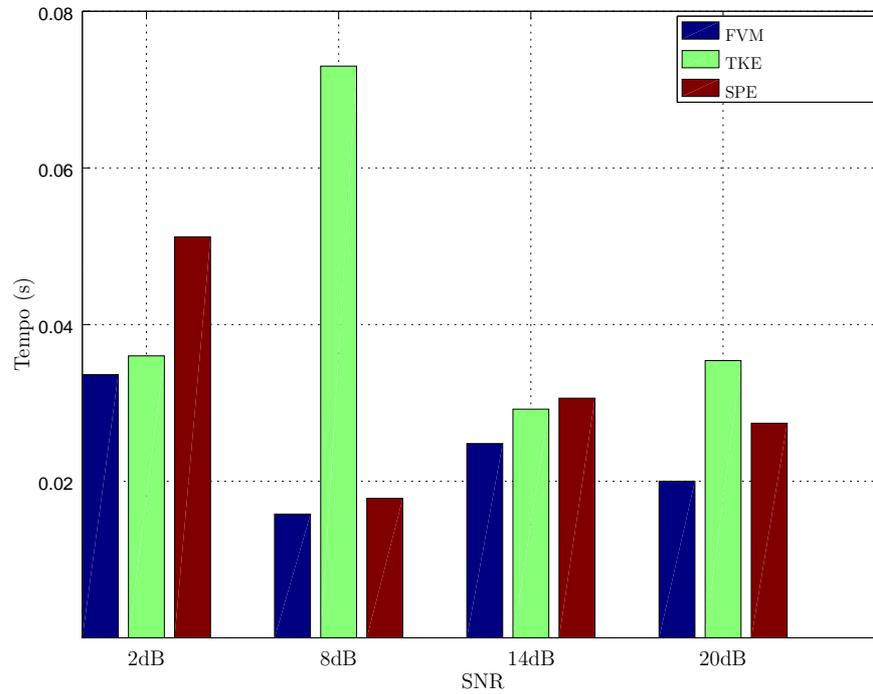
Estes valores foram obtidos do sinal sintético livre de ruído gerado a partir dos valores especificados na Tabela 1. Os resultados mostram para os três métodos uma latência média na ordem de centésimos de segundo para início, fim e também para o tempo de duração da ativação muscular. O método FVM apresentou resultados mais precisos, isto é, mais próximos dos valores de referência. Embora a latência média de *onset* do FVM tenha ficado cinco milésimos de segundo maior do que o método SPE, as latências médias de *onset* e *burst* foram respectivamente cerca de três e cinco centésimos de segundo mais precisas. O método TKE embora tenha mostrado alta precisão, apresentou resultados inferiores aos dos métodos FVM e SPE no critério precisão.

4.2.3 Latência x SNR

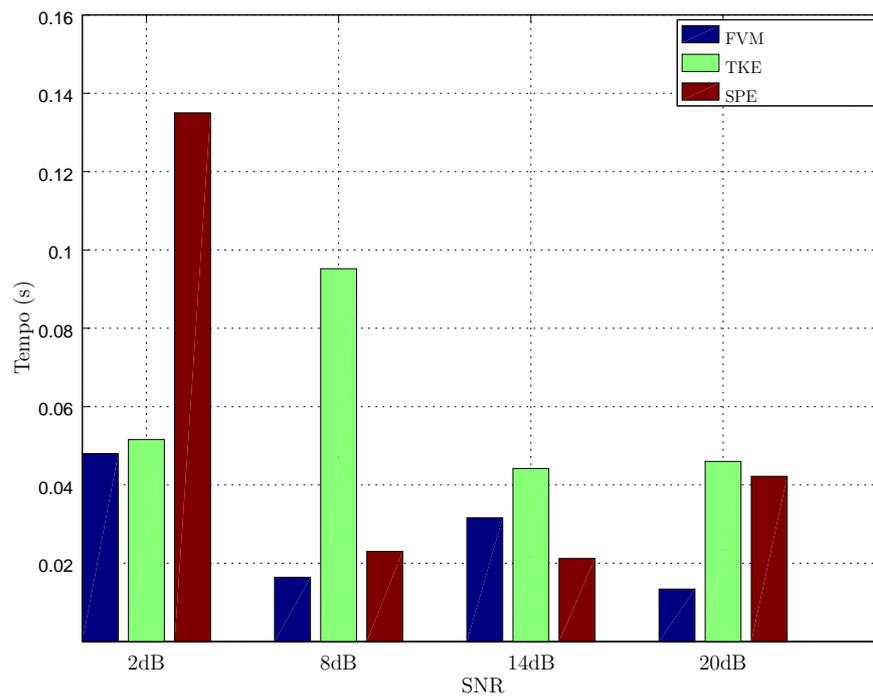
O segundo critério de avaliação estabelecido para análise de performance é a tolerância a ruídos, isto é, o quanto a precisão de um método pode ser afetada pela presença de ruídos. Se a precisão de um método é avaliada pela latência, então a tolerância a ruídos, neste contexto, implica em verificar o quanto a latência pode ser afetada pela incidência de ruídos no sinal. Portanto, foi analisada a precisão de cada um dos métodos para diferentes valores de SNR.

A Figura 32 mostra a latência média de *onset* obtida a partir do conjunto de sinais sintéticos constituídos a partir das especificações apresentadas na Tabela 1 e por diferentes valores de SNR.

Considerando a precisão apresentada pelos três métodos para os quatro sinais analisados, não foi possível notar variação significativa para os diferentes valores de SNR. O método TKE por exemplo, apresentou uma precisão maior para uma SNR de $2dB$ do que para o sinal com menor incidência de ruído, o de $8dB$. O método FVM apresentou para todas as faixas de SNR latência inferior a quatro centésimos de segundo, demonstrando uma precisão maior em relação aos outros métodos e também uma variação menor em função da SNR. Mesmo que os métodos TKE e SPE tenham apresentado, também, um bom desempenho.

Figura 32 – Latência de *onset* média para diferentes valores de SNR.

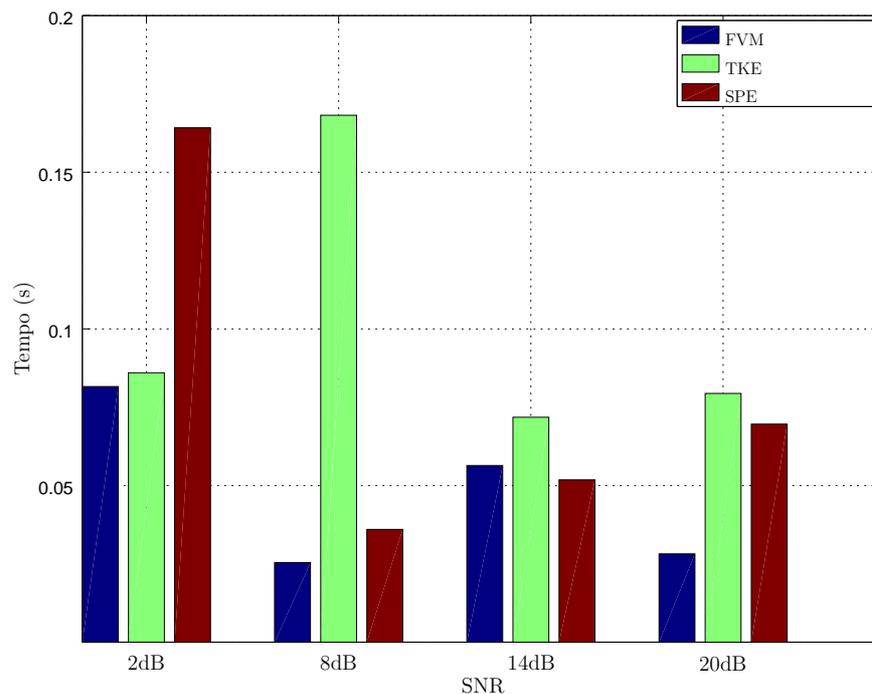
A Figura 33 apresenta os resultados para a variação da latência média de *offset* em função da SNR.

Figura 33 – Latência de *offset* média para diferentes valores de SNR.

Da mesma forma que para latência média de *onset* os resultados do método FVM apresentam uma precisão maior na comparação com os outros dois métodos, a variação da latência média também é inferior. O método SPE apresentou uma queda de desempenho para o sinal com SNR de $2dB$, apresentando uma latência média na ordem de décimos de segundo. Entretanto o método SPE, para as outras faixas de ruído se mostrou mais preciso que o método TKE.

A Figura 34 apresenta os resultados obtidos para latência de *burst* para as diferentes valores de SNR disponíveis. O métodos TKE e TKE apresentaram diferenças de tempo maiores para SNR de $8dB$ e $2dB$ respectivamente, ficando em torno de um décimo de segundo. Já o método FVM seguiu o mesmo comportamento apresentado para as latências de *onset* e *offset*, isto é, maior precisão que os outros métodos e menor variação para as diferentes SNRs analisadas.

Figura 34 – Latência de Ativação média para diferentes valores de SNR



A tabela 3 apresenta a variância (σ^2) das latências médias ($\bar{\lambda}$) obtidas por cada método nas diferentes SNRs analisadas. Nesta tabela é possível observar a variância apresentada pelo método FVM é significativamente menor do que os métodos TKE e SPE. Demonstrando que o método proposto neste trabalho é o menos afetado pela presença de ruído entre os três métodos avaliados.

Tabela 3 – Variância das médias para as diferentes SNRs analisadas.

	$\sigma_{\lambda_0}^2$	$\sigma_{\lambda_0}^2$	$\sigma_{\Delta\lambda}^2$
FVM	4.9112e-05	2.2979e-04	6.1802e-04
TKE	3.1835e-04	4.6925e-04	1.6130e-03
SPE	2.1563e-04	2.3815e-03	2.8835e-03

4.2.4 Custo computacional

O custo computacional é uma característica muito importante para aplicações de tempo real, por exemplo o controle de próteses mioelétricas de membros superiores. Para aplicações desse tipo é necessário adquirir o sinal, identificar que ocorreu uma contração muscular, classificá-la, e depois enviar a respectiva instrução de controle à prótese para realização do movimento desejado. A classificação pode ser realizada através uma Rede Neural Artificial (RNA), ou através da extração de características do *burst* de ativação (OSKOEI; HU, 2007). Portanto a detecção da ativação muscular pode ser utilizada para extrair características do SME com objetivo de controlar a prótese, ou para montar o conjunto de treino de uma RNA através da segmentação do sinal.

O tempo de resposta máximo, isto é, o tempo máximo para processar do sinal eletromiográfico e enviar um comando de controle para a prótese sem que o usuário perceba esse atraso varia entre 200ms (FARINA et al., 2014) e 300ms (OSKOEI; HU, 2007).

Para que se possa inferir algum significado ao sinal adquirido em tempo real, é necessário armazenar uma determinada quantidade de amostras, isto é, guardar um *buffer*. Considerando que o tempo de resposta deva ser inferior a 300ms, quanto menor for o *buffer* menor será o tempo para processar o sinal.

A tabela 4 mostra o tempo de processamento médio utilizado para os métodos FVM, TKE e SPE, para diferentes tamanhos de *buffer*. Os tempos medidos foram obtidos na plataforma de *software* Octave, em sistema operacional Ubuntu 14.04.1 e processador Intel(R) Core(TM) i7-3610QM CPU 2.30GHz 64 bits.

Tabela 4 – Tempo de processamento médio em segundos dos métodos de detecção para diferentes tamanhos de *buffer* com frequência de amostragem de $1kHz$.

Tamanho <i>Buffer</i>	FVM (s)	TKE (s)	SPE (s)
64ms	0.031672	0.005962	0.358654
128ms	0.055730	0.006869	0.836877
200ms	0.089187	0.009775	1.353348

O tempo de resposta é composto pelo tempo reservado para o *buffer*, somando ao tempo necessário para que o mesmo seja processado, e por fim, o tempo necessário para determinar a instrução de controle a ser enviada para a prótese. Este tempo para tomada de decisão não contabilizado na tabela 5, portanto a soma entre o tempo de *buffer* e o tempo de processamento dos métodos deve ser inferior ao tempo de resposta máximo, de modo que fique uma margem para a etapa final do controle.

A tabela 5 apresenta o tempo necessário para processar os diferentes tamanhos de *buffer*, para cada um dos métodos, isto é, a soma do tamanho *buffer* com o tempo necessário para o processamento de cada um. Pode se dizer que é o tempo de resposta para cada um dos métodos desconsiderando o tempo necessário para enviar a instrução de controle. Desta forma, um tempo de resposta válido, não deve exceder $200ms$ para os *buffers* de 64 e $128ms$. Já para o *buffer* de $200ms$, um tempo de resposta válido deve ser inferior a $300ms$.

Tabela 5 – Tempo de resposta médio em milissegundos (ms) dos métodos de detecção para diferentes tamanhos de *buffer* com frequência de amostragem de $1kHz$. O cálculo do tempo resposta não considera o tempo necessário para tomada de decisão

Tamanho <i>Buffer</i>	FVM	TKE	SPE
$64ms$	$95ms$	$69ms$	$422ms$
$128ms$	$183ms$	$134ms$	$964ms$
$200ms$	$284ms$	$209ms$	$1553ms$

Fica evidente através dos resultados apresentados nas Tabelas 5 e 4 que o método SPE não atende as especificações de tempo real para nenhuma das possibilidades avaliadas. Os métodos TKE e FVM em contra partida atendem tais especificações para todas as possibilidades. Embora o tempo de processamento demandado pelo método TKE seja menor que os outros métodos, o método FVM atende as especificações em termos de custo computacional e também apresenta menor variabilidade em função do ruído e maior precisão.

4.3 Análise com dados de EMG reais

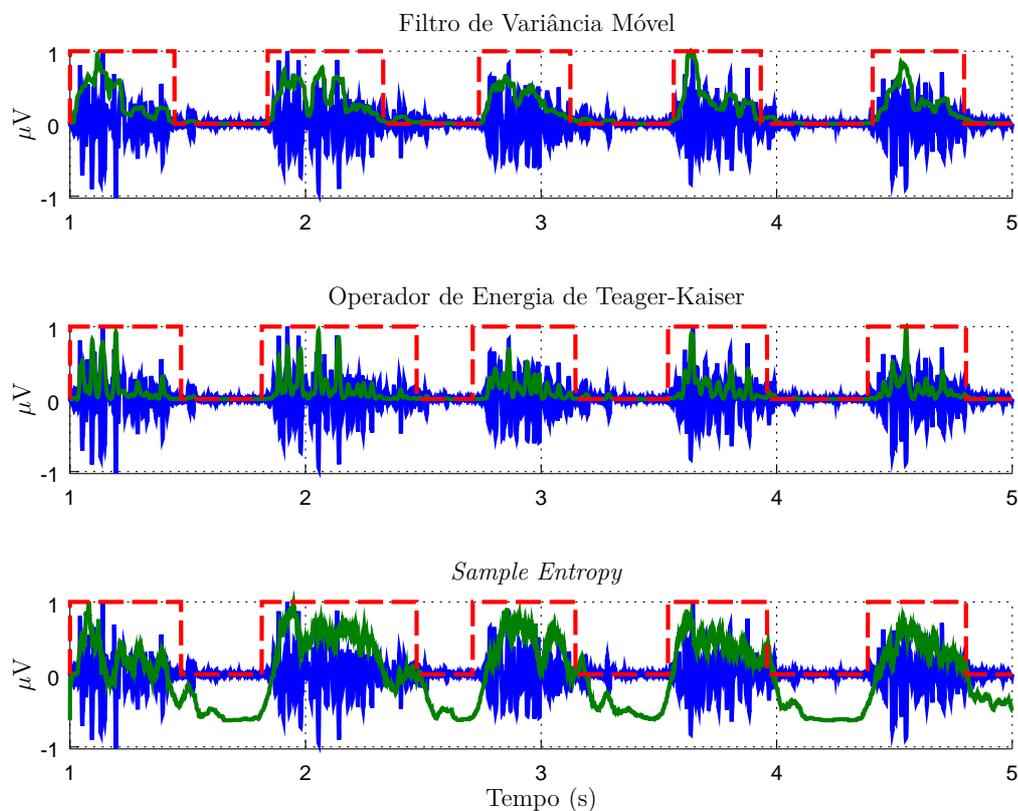
Os resultados obtidos através da análise dos dados de EMG reais tem por objetivo mostrar a convergência entre os métodos. Pois diferentemente dos dados artificiais, nos dados reais os tempos exatos das ativações musculares presentes nos sinais não são previamente conhecidas. Portanto, não é possível realizar a mesma análise apresentada na seção anterior.

A convergência dos métodos será demonstrada através da extração de parâmetros importantes para análise de EMG de uma forma geral. Dos *bursts* de ativação serão extraídos dois estimadores no domínio do tempo e dois estimadores obtidos no domínio da frequência. No domínio do tempo os estimadores são o valor de pico e o RMS do *burst*, no domínio da frequência foram medidas a MNF e MDF. Estes quatro parâmetros foram extraídos de todos os *bursts* encontrados ao longo de todo conjunto de dados analisado.

O RMS e o valor de pico nos *bursts* de ativação são normalmente utilizados para comparar entre grupos diferentes quais músculos são ativados e qual a intensidade durante a determinado exercício. Seja para diferentes grupos ou para um mesmo grupo em situações diferentes. Já a MNF e a MDF são utilizadas principalmente para verificar a ocorrência de fadiga muscular.

A Figura 35 mostra um exemplo da segmentação realizada pelos três métodos para um mesmo fragmento da resposta eletromiográfica do músculo VL.

Figura 35 – Segmentação da resposta eletromiográfica do músculo VL para os métodos FVM, TKE e SPE.



Conforme citado no capítulo anterior, o conjunto de dados disponíveis conta com a resposta eletromiográfica de oito músculos diferentes para cada um dos doze sujeitos

participantes da pesquisa. Cada participante realizou exercícios em três condições diferentes, simulando gravidades diferentes (Marte, Lua e Terra). O resultados apresentados a seguir correspondem aos exercícios realizados em ambiente terrestre.

Todos os sinais de cada músculo específico foram concatenados, de modo a formar um único sinal por músculo, dando origem a oito novos sinais. Cada um destes oito sinais foram submetidos aos métodos de detecção de *onset* e *offset*. Dos *bursts* obtidos foram extraídos os quatro estimadores valor de pico, RMS, MNF e MDF.

A Tabela 6 mostra média e desvio padrão para os estimadores extraídos de cada um dos *bursts* de ativação encontrados para o músculo BF. Para se chegar nos resultados apresentados na tabela inicialmente foram concatenados os sinais do músculo BF de todos os sujeitos participantes da pesquisa, formando então um único sinal para representar o músculo BF.

Tabela 6 – Média e Desvio Padrão dos parâmetros extraídos dos *bursts* de ativação obtidos através da segmentação dos BF em ambiente terrestre.

Método	Pico (μV)	RMS (μV)	MNF (Hz)	MDF (Hz)
FVM	487.85 ± 369.52	159.45 ± 150.80	34.43 ± 22.34	53.81 ± 28.86
TKE	470.77 ± 370.45	185.65 ± 173.60	34.11 ± 22.79	56.81 ± 29.77
SPE	477.49 ± 364.65	154.95 ± 137.08	39.02 ± 23.64	59.33 ± 28.85

A primeira linha da tabela apresenta os valores médios obtidos pelo método FVM para os estimadores escolhidos. Portanto, a MDF de 45.34 ± 25.25 corresponde a média para os valores de MDF medido em cada um dos *bursts* encontrados pelo método FVM no sinal que representa o músculo BF. A segunda e a terceira linha mostram os resultados para os métodos TKE e SPE obtidos da mesma forma. A mesma metodologia demonstrada para o músculo BF foi aplicada para obter os resultados apresentados a seguir para o restante dos músculos que compõem o conjunto de dados.

As Tabelas 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13 apresentam respectivamente os resultados obtidos para os músculos GL, GM, RF, ST, TA, VM e VL.

Tabela 7 – Média e Desvio Padrão dos parâmetros extraídos dos *bursts* de ativação obtidos através da segmentação dos GL em ambiente terrestre.

Método	Pico (μV)	RMS (μV)	MNF (Hz)	MDF (Hz)
FVM	302.49 ± 129.32	77.61 ± 31.44	72.95 ± 35.92	91.28 ± 34.59
TKE	290.27 ± 136.89	83.17 ± 35.57	70.92 ± 33.39	91.85 ± 32.40
SPE	277.80 ± 123.23	79.84 ± 30.84	72.15 ± 32.57	94.65 ± 29.36

De uma forma geral, analisando os resultados apresentados ao longo das tabelas é

possível perceber que para os quatro estimadores observados os valores são muito semelhantes entre cada músculo, tanto para média quanto para o desvio padrão.

Tabela 8 – Média e Desvio Padrão dos parâmetros extraídos dos *bursts* de ativação obtidos através da segmentação dos GM em ambiente terrestre.

Método	Pico (μV)	RMS (μV)	MNF (Hz)	MDF (Hz)
FVM	527.50 ± 295.35	158.11 ± 109.02	47.81 ± 29.73	63.00 ± 31.64
TKE	480.61 ± 251.92	171.80 ± 109.00	47.35 ± 29.05	66.18 ± 32.05
SPE	515.97 ± 305.76	169.36 ± 107.41	49.76 ± 32.04	69.94 ± 36.24

O valor de pico, por exemplo, ao analisar os resultados músculo a músculo os valores médios são muito semelhantes. A maior diferença percentual entre os valores de pico para um mesmo músculo pode ser observada na Tabela 9 entre o método FVM e SPE, entretanto essa diferença se encontra na ordem de 10%.

Tabela 9 – Média e Desvio Padrão dos parâmetros extraídos dos *bursts* de ativação obtidos através da segmentação dos RF em ambiente terrestre.

Método	Pico (μV)	RMS (μV)	MNF (Hz)	MDF (Hz)
FVM	579.81 ± 443.61	206.08 ± 176.38	24.27 ± 14.84	34.68 ± 13.06
TKE	550.64 ± 421.14	239.53 ± 205.50	20.40 ± 12.47	35.28 ± 15.08
SPE	521.29 ± 424.94	192.57 ± 177.08	23.18 ± 12.76	36.48 ± 16.29

Ainda observando o valor de pico, é possível notar a diferença significativa desse estimador para músculos diferentes, enquanto o músculo RF na Tabela 7 apresenta um valor de pico em torno de 1mV, na tabela 11 o valor de pico fica em torno de $200\mu V$ para o músculo TA. O que evidencia a diferença de intensidade na ativação muscular desses dois músculos durante a realização do exercício no qual foram coletados os dados.

Tabela 10 – Média e Desvio Padrão dos parâmetros extraídos dos *bursts* de ativação obtidos através da segmentação dos ST em ambiente terrestre.

Método	Pico (μV)	RMS (μV)	MNF (Hz)	MDF (Hz)
FVM	400.83 ± 335.37	121.52 ± 111.91	35.85 ± 23.66	54.06 ± 25.86
TKE	405.69 ± 346.40	140.38 ± 131.30	35.43 ± 22.76	54.32 ± 25.88
SPE	360.26 ± 295.68	111.05 ± 87.96	35.49 ± 21.47	55.39 ± 24.72

Para reforçar e também pode quantificar o que foi observado através dos valores médios obtidos para os estimadores analisados entre os métodos em cada músculo, foi utilizado o Coeficiente de Correlação de Person (CCP) (ρ). Os resultados obtidos para o CCP podem ser observados na Tabela 14.

Tabela 11 – Média e Desvio Padrão dos parâmetros extraídos dos *bursts* de ativação obtidos através da segmentação dos TA em ambiente terrestre.

Método	Pico (μV)	RMS (μV)	MNF (Hz)	MDF (Hz)
FVM	280.43 ± 61.39	72.69 ± 17.11	67.88 ± 14.65	90.79 ± 10.50
TKE	258.60 ± 59.95	82.87 ± 20.65	62.91 ± 11.68	86.90 ± 10.10
SPE	280.15 ± 76.48	88.33 ± 22.72	70.38 ± 14.87	93.97 ± 13.35

Tabela 12 – Média e Desvio Padrão dos parâmetros extraídos dos *bursts* de ativação obtidos através da segmentação dos VM em ambiente terrestre.

Método	Pico (μV)	RMS (μV)	MNF (Hz)	MDF (Hz)
FVM	570.13 ± 484.79	198.61 ± 193.20	25.52 ± 13.77	37.69 ± 14.31
TKE	524.93 ± 442.12	220.99 ± 214.71	21.88 ± 12.16	37.93 ± 14.34
SPE	477.38 ± 415.12	178.91 ± 181.13	25.17 ± 14.89	38.83 ± 15.10

Tabela 13 – Média e Desvio Padrão dos parâmetros extraídos dos *bursts* de ativação obtidos através da segmentação dos músculos VL em ambiente terrestre.

Método	Pico (μV)	RMS (μV)	MNF (Hz)	MDF (Hz)
FVM	431.76 ± 421.29	145.66 ± 158.04	22.82 ± 11.75	39.59 ± 15.53
TKE	409.63 ± 396.29	162.39 ± 166.00	21.13 ± 11.75	40.82 ± 14.55
SPE	441.98 ± 427.40	154.60 ± 174.99	22.95 ± 12.09	40.07 ± 16.76

Para cada músculo, e para cada um dos estimadores foi obtido o CCP entre os métodos FVM e TKE ($\rho_{FVM,TKE}$) e também entre os métodos FVM e SPE ($\rho_{FVM,SPE}$). Uma vez que o CCP mede o grau de correlação entre dois conjunto de dados e também a direção dessa correlação, é possível observar que os valores apresentados na Tabela 14 indicam uma forte correlação positiva para os quatro estimadores, em todos os músculos.

Considerando os valores médios e os de CCP é possível afirmar que os resultados obtidos pelos três métodos para o conjunto de dados reais analisados converge.

Tabela 14 – Coeficiente de Correlação de Person entre os métodos FVM, TKE e FVM, SPE para os parâmetros Pico, RMS, MNF e MDF extraídos dos *bursts* de ativação.

	Pico	RMS	MNF	MDF
ρ_{BF}				
$\rho_{FVM,TKE}$	0.992973	0.995797	0.937427	0.955028
$\rho_{FVM,SPE}$	0.997120	0.993700	0.906690	0.952534
ρ_{GL}				
$\rho_{FVM,TKE}$	0.964024	0.954036	0.957349	0.981052
$\rho_{FVM,SPE}$	0.971148	0.935888	0.915320	0.935205
ρ_{GM}				
$\rho_{FVM,TKE}$	0.974727	0.976407	0.984628	0.983733
$\rho_{FVM,SPE}$	0.977379	0.994471	0.978738	0.943998
ρ_{RF}				
$\rho_{FVM,TKE}$	0.987214	0.995265	0.948567	0.993559
$\rho_{FVM,SPE}$	0.995938	0.971765	0.983725	0.970155
ρ_{ST}				
$\rho_{FVM,TKE}$	0.944024	0.990086	0.967138	0.972258
$\rho_{FVM,SPE}$	0.993164	0.992527	0.890503	0.903373
ρ_{TA}				
$\rho_{FVM,TKE}$	0.800157	0.880619	0.825025	0.794502
$\rho_{FVM,SPE}$	0.842129	0.916952	0.850256	0.768691
ρ_{VL}				
$\rho_{FVM,TKE}$	0.979439	0.984765	0.959332	0.973054
$\rho_{FVM,SPE}$	0.983282	0.988748	0.989374	0.994368
ρ_{VM}				
$\rho_{FVM,TKE}$	0.989690	0.991608	0.976059	0.993953
$\rho_{FVM,SPE}$	0.972496	0.956864	0.953348	0.969335

4.4 Comentários Finais

Neste capítulo foram apresentados os resultados obtidos pela metodologia proposta e também pelos dois métodos de detecção da ativação muscular avaliados neste trabalho. Na primeira parte do capítulo foi realizada uma análise da performance apresentada pelos três métodos, baseada em critérios objetivos, utilizando para tal dados artificiais cujas características eram previamente conhecidas, entre elas, o instante exato de início e fim de cada ativação muscular. Assim foi possível comparar a precisão através da latência, a tolerância a ruídos através da variação da latência para diferentes valores de SNR e também o custo computacional de cada método. Na segunda parte foram apresentados os resultados obtidos por cada um dos três métodos analisados quando submetidos a dados de EMG reais, e também uma análise em relação a convergência dos resultados apresentados.

5 Conclusão

Este trabalho apresentou uma nova metodologia para detecção de contrações musculares voluntárias em sinais mioelétricos. O método proposto envolve duas abordagens, uma para o condicionamento do SME baseada na variância janelada do sinal, e outra para efetivamente determinar os instantes de tempo onde o músculo analisado esteve contraído através um algoritmo segmentação.. Além do método proposto para detecção da ativação muscular foi desenvolvida uma rotina genérica separando o processo de detecção em diferentes etapas: pré-processamento, condicionamento, segmentação, extração de características e armazenamento. Esta rotina construída para rodar nas plataformas de *software* Matlab/Octave permite atuar individualmente em cada umas das etapas estabelecidas seja para avaliação ou otimização. Através desta foi possível avaliar e comparar os resultados obtidos através das técnicas propostas nesta dissertação e também dos métodos existentes implementados.

Os métodos implementados foram o Operador de Energia de Teager-Kaiser e o *Sample Entropy*, ambos consolidados na literatura, e apresentados como alternativas eficazes para solucionar o desafio da detecção da ativação muscular em sinais de EMG. O escopo desta dissertação ainda contou com uma proposta de simulador de dados de EMG, este gerador de dados sintéticos permitiu construir sinais de EMG artificiais a partir da especificação de um conjunto de parâmetros, entre os principais o número de *burts* presentes no sinal e o tempo de duração. O que viabilizou a análise de performance realizada, uma vez que eram conhecidos os instantes exatos de ativação e desativação presentes no sinal. Dados de EMG reais foram utilizados com objetivo de verificar a convergência entre os resultados obtidos pelos métodos avaliados.

O condicionamento do SME realizado pelo FVM se mostrou eficaz, atingindo o seu objetivo principal que é atenuar as regiões de repouso do sinal, mesmo com a presença de ruídos, e destacar os *burts* de ativação. De modo que na maioria dos casos foi possível determinar corretamente os instantes de *onset* e *offset* através de um algoritmo baseado em *Single Threshold* (Figura 28). Diferentemente dos métodos SPE e TKE (Figuras 29 e 30), que tendo como entrada os mesmos sinais, somente apresentaram resultados coerentes por meio do algoritmo de segmentação proposto neste trabalho. Para o método SPE foi necessário utilizar um tamanho de janela diferente dos $32ms$ recomendados em (ZHANG; ZHOU, 2012), o tamanho da janela teve de ser ajustado para $64ms$.

A avaliação dos três métodos implementados contou com dois grupos de dados, sendo o primeiro um conjunto de dados artificiais com diferentes valores de SNR e o segundo formado por dados reais coletados de dez sujeitos, cada sinal com aproximada-

mente cinco minutos de duração, provenientes de oito músculos distintos. Constituinte assim uma base de dados robusta sob vários aspectos, sendo formada por diferentes músculos e sujeitos. Foram estabelecidos três critérios de avaliação para análise de performance realizada: precisão, tolerância a ruídos e custo computacional. Cada um desses critérios aborda aspectos fundamentais para um método de detecção, e por ser possível quantificá-los objetivamente, podem ser utilizados para avaliar a performance de quais quer outros métodos destinados ao mesmo fim.

Os três métodos apresentaram resultados satisfatórios para os critérios precisão e tolerância a ruídos. A latência média, parâmetro utilizado para quantificar a precisão, apresentou valores na ordem milésimos de segundo. O método FVM apresentou uma precisão maior na comparação entre os métodos, uma vez que os valores de latência média apresentados foram inferiores aos dos métodos TKE e SPE. Já o método SPE apresentou melhores resultados que o TKE para este critério.

Foi estabelecido que a tolerância a ruídos seria medida pela variância da precisão obtida a partir de sinais com diferentes valores de SNR. As pequenas variações em função da SNR observadas para os três métodos, permite afirmar que a tolerância a ruídos apresentada foi satisfatória. Segundo este critério, a menor variância da precisão foi apresentada pelo FVM, isto é, neste método foi observada a menor variação da precisão para as diferentes SNRs avaliadas.

A análise do custo computacional teve por objetivo determinar se o método avaliado atendia aos requisitos mínimos impostos para aplicações de tempo real, onde o tempo de resposta deve ser inferior a $300ms$ pelo menos. Os métodos FVM e TKE responderam dentro da margem de tempo determinada. Entretanto o método SPE não apresentou um tempo de resposta satisfatório. Na comparação entre os métodos o TKE apresentou o menor custo computacional.

Através da análise realizada por meio dos dados de EMG reais foi possível demonstrar a semelhança entre os resultados obtidos pelos três métodos. A proximidade entre as características extraídas dos sinais de EMG por cada um dos métodos analisados foi quantificada através do CCP, demonstrando uma forte correlação positiva entre os resultados. Refletindo assim as pequenas diferenças de precisão apresentadas na análise de performance.

Dada a importância que a detecção da ativação muscular representa para a Eletromiografia, neste trabalho foram apresentados recursos importantes para solução deste desafio. Além de propor uma nova metodologia intuitiva e eficiente, e também descrever, implementar e avaliar dois métodos existentes. Foram propostos recursos e metodologias para avaliação de métodos e algoritmos de detecção auxiliando na escolha da técnica mais adequada.

Em trabalhos futuros pode ser avaliada a relação entre o envelope de variância do SME, obtido após aplicação do FVM, e variáveis fisiológicas. De modo que este além de ser utilizado como técnica de condicionamento, também seja utilizado como um estimador, assim como a MDF, MNF, RMS e outros tantos. Ao simulador podem ser adicionados novos tipos de ruídos, e também pode ser construída uma base de dados de sinais reais com tempos de ativação previamente conhecidos. Técnicas de tolerância a falhas como redundância visando aumentar a precisão em aplicações de tempo real poderiam ser aplicadas utilizando os métodos FVM TKE simultaneamente valendo-se de processadores com múltiplos núcleos.

Referências

- BASMAJIAN, J. V.; LUCA, C. D. Muscles alive. **Muscles alive: their functions revealed by electromyography**, Br Soc Rheumatology, v. 278, p. 126, 1985. Citado na página 30.
- BONATO, P.; ALESSIO, T. D.; KNAFLITZ, M. A statistical method for the measurement of muscle activation intervals from surface myoelectric signal during gait. **Biomedical Engineering, IEEE Transactions on**, IEEE, v. 45, n. 3, p. 287–299, 1998. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 52.
- CLARYS, J. P.; CABRI, J. Electromyography and the study of sports movements: A review. **Journal of sports sciences**, Taylor & Francis, v. 11, n. 5, p. 379–448, 1993. Citado na página 34.
- CORMACK, D. H.; ARAUJO, C. L. C. de; NEVES, M. B. L. **Fundamentos de histologia**. [S.l.]: Guanabara-Koogan, 1996. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 23.
- CORREIA, P. P.; MIL-HOMENS, P. A electromiografia no estudo do movimento humano. **Cruz Quebrada: Faculdade de Motricidade Humana**, 2004. Citado na página 32.
- COSTA, M.; GOLDBERGER, A. L.; PENG, C.-K. Multiscale entropy analysis of complex physiologic time series. **Physical review letters**, APS, v. 89, n. 6, p. 068102, 2002. Citado na página 40.
- COSTA, M.; HEALEY, J. Multiscale entropy analysis of complex heart rate dynamics: discrimination of age and heart failure effects. In: IEEE. **Computers in Cardiology**, 2003. [S.l.], 2003. p. 705–708. Citado na página 40.
- COWAN, S. M. et al. Delayed onset of electromyographic activity of vastus medialis obliquus relative to vastus lateralis in subjects with patellofemoral pain syndrome. **Archives of physical medicine and rehabilitation**, Elsevier, v. 82, n. 2, p. 183–189, 2001. Citado na página 15.
- DAI, F. **Onset detection for surface electromyography signals**. Tese (Doutorado) — Carleton University Ottawa, 2009. Citado na página 44.
- DING, J.-J. et al. Improved onset detection algorithm based on fractional power envelope match filter. In: IEEE. **Signal Processing Conference, 2011 19th European**. [S.l.], 2011. p. 709–713. Citado na página 19.
- FARINA, D. et al. Decoding the neural drive to muscles from the surface electromyogram. **Clinical neurophysiology**, Elsevier, v. 121, n. 10, p. 1616–1623, 2010. Citado na página 27.
- FARINA, D. et al. The extraction of neural information from the surface emg for the control of upper-limb prostheses: emerging avenues and challenges. **Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on**, IEEE, v. 22, n. 4, p. 797–809, 2014. Citado na página 68.

- GAMBOA, H. et al. Electromyography onset detection: new methodology. **Journal of Biomechanics**, Elsevier, v. 45, p. S494, 2012. Citado na página 44.
- GHEZ, C. Muscles: effectors of the motor systems. **Principles of neural science**, New York: Elsevier Science, p. 548–563, 1991. Citado na página 24.
- GUIDE, M. U. The mathworks. **Inc., Natick, MA**, v. 5, p. 333, 1998. Citado na página 46.
- GUYTON, A.; HALL, J. Textbook of medical physiology. Hrvatska znanstvena bibliografija i MZOS-Svibor, 2006. Citado na página 26.
- HALL, J. E. **Guyton and Hall textbook of medical physiology**. [S.l.]: Elsevier Health Sciences, 2010. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 26.
- HERMENS, H. J. et al. European recommendations for surface electromyography. **Roessingh Research and Development**, v. 8, n. 2, p. 13–54, 1999. Citado na página 30.
- HODGES, P. W.; BUI, B. H. A comparison of computer-based methods for the determination of onset of muscle contraction using electromyography. **Electroencephalography and Clinical Neurophysiology/Electromyography and Motor Control**, Elsevier, v. 101, n. 6, p. 511–519, 1996. Citado na página 17.
- HODGES, P. W.; RICHARDSON, C. A. Inefficient muscular stabilization of the lumbar spine associated with low back pain: a motor control evaluation of transversus abdominis. **Spine**, LWW, v. 21, n. 22, p. 2640–2650, 1996. Citado na página 15.
- HORTOBÁGYI, T. et al. Interaction between age and gait velocity in the amplitude and timing of antagonist muscle coactivation. **Gait & posture**, Elsevier, v. 29, n. 4, p. 558–564, 2009. Citado na página 15.
- HUG, F.; DOREL, S. Electromyographic analysis of pedaling: a review. **Journal of Electromyography and Kinesiology**, Elsevier, v. 19, n. 2, p. 182–198, 2009. Citado na página 16.
- JOHN, G. P.; DIMITRIS, G. M. Digital signal processing, principles, algorithms, and applications. **Pentice Hall**, 1996. Citado na página 29.
- JUNQUEIRA, L.; CARNEIRO, J. **Histologia Básica**. [S.l.]: Guanabara Koogan, 1999. Citado na página 22.
- KAMEN, G.; CALDWELL, G. E. Physiology and interpretation of the electromyogram. **Journal of Clinical Neurophysiology**, LWW, v. 13, n. 5, p. 366–384, 1996. Citado na página 36.
- KENNEY, W. L.; WILMORE, J.; COSTILL, D. **Physiology of Sport and Exercise With Web Study Guide**. [S.l.]: Human Kinetics, 1999. Citado 3 vezes nas páginas 23, 24 e 25.
- KONRAD, P. The abc of emg. **A practical introduction to kinesiological electromyography**, v. 1, 2005. Citado 3 vezes nas páginas 28, 29 e 31.

- LI, X.; ZHOU, P.; ARUIN, A. S. Teager–kaiser energy operation of surface emg improves muscle activity onset detection. **Annals of biomedical engineering**, Springer, v. 35, n. 9, p. 1532–1538, 2007. Citado 4 vezes nas páginas 17, 18, 38 e 39.
- LUCA, C. D. et al. Behaviour of human motor units in different muscles during linearly varying contractions. **The Journal of Physiology**, Wiley Online Library, v. 329, n. 1, p. 113–128, 1982. Citado na página 27.
- LUCA, C. J. D. The use of surface electromyography in biomechanics. **Journal of applied biomechanics**, Human kinetics publishers, inc., v. 13, p. 135–163, 1997. Citado 2 vezes nas páginas 35 e 36.
- LUCA, C. J. D. Surface electromyography: Detection and recording. **DelSys Incorporated**, v. 10, p. 2011, 2002. Citado 3 vezes nas páginas 28, 32 e 35.
- LUCA, G. D. Fundamental concepts in emg signal acquisition. **Copyright Delsys Inc**, 2003. Citado na página 37.
- MADELEINE, P.; MATHIASSEN, S. E.; ARENDT-NIELSEN, L. Changes in the degree of motor variability associated with experimental and chronic neck–shoulder pain during a standardised repetitive arm movement. **Experimental Brain Research**, Springer, v. 185, n. 4, p. 689–698, 2008. Citado na página 15.
- MARPLE-HORVAT, D.; GILBEY, S. A method for automatic identification of periods of muscular activity from emg recordings. **Journal of neuroscience methods**, Elsevier, v. 42, n. 3, p. 163–167, 1992. Citado na página 19.
- MCCOOL, P. et al. Lower arm electromyography (emg) activity detection using local binary patterns. **Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on**, IEEE, v. 22, n. 5, p. 1003–1012, 2014. Citado 4 vezes nas páginas 15, 17, 18 e 27.
- MCGILL, S. M. et al. Coordination of muscle activity to assure stability of the lumbar spine. **Journal of Electromyography and Kinesiology**, Elsevier, v. 13, n. 4, p. 353–359, 2003. Citado na página 15.
- MERLETTI, R.; PARKER, P. A. **Electromyography: physiology, engineering, and non-invasive applications**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2004. v. 11. Citado na página 44.
- MERLETTI, R.; TORINO, P. D. Standards for reporting emg data. **J Electromyogr Kinesiol**, v. 9, n. 1, p. 3–4, 1999. Citado 2 vezes nas páginas 34 e 55.
- MERLO, A.; FARINA, D.; MERLETTI, R. A fast and reliable technique for muscle activity detection from surface emg signals. **Biomedical Engineering, IEEE Transactions on**, IEEE, v. 50, n. 3, p. 316–323, 2003. Citado na página 18.
- MICERA, S. et al. Improving detection of muscle activation intervals. **Engineering in Medicine and Biology Magazine, IEEE**, IEEE, v. 20, n. 6, p. 38–46, 2001. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 18.

- NIELSEN, J. L. et al. Enhanced emg signal processing for simultaneous and proportional myoelectric control. In: IEEE. **Engineering in Medicine and Biology Society, 2009. EMBC 2009. Annual International Conference of the IEEE**. [S.l.], 2009. p. 4335–4338. Citado na página 16.
- NIGG, B.; HERZOG, W. Biomechanics of the musculo-skeletal system wiley. **New York**, v. 44, 1994. Citado na página 31.
- OLIVEIRA, A. d. S. C.; GONÇALVES, M. Emg amplitude and frequency parameters of muscular activity: effect of resistance training based on electromyographic fatigue threshold. **Journal of Electromyography and Kinesiology**, Elsevier, v. 19, n. 2, p. 295–303, 2009. Citado na página 16.
- OSKOEI, M. A.; HU, H. Myoelectric control systems—a survey. **Biomedical Signal Processing and Control**, Elsevier, v. 2, n. 4, p. 275–294, 2007. Citado 4 vezes nas páginas 16, 17, 18 e 68.
- PHINYOMARK, A. et al. **The usefulness of mean and median frequencies in electromyography analysis**. [S.l.]: INTECH Open Access Publisher, 2012. Citado na página 36.
- POWERS, S. K.; HOWLEY, E. T. **Fisiologia do exercício. brasileira**. [S.l.]: São Paulo: Ed. Manole LTDA, 2000. Citado na página 22.
- QIZHU, S. et al. Onset determination of muscle contraction in surface electromyography signals analysis. In: IEEE. **Information Acquisition, 2005 IEEE International Conference on**. [S.l.], 2005. p. 4–pp. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 19.
- RAMA, J. **The effects of simulated Mars and Moon hypogravity using a lower body positive pressure treadmill on EMG activation levels in the muscles of the lower limbs during ambulation**. Tese (Doutorado) — Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul, 2015. Citado na página 59.
- RASOOL, G.; IQBAL, K.; WHITE, G. A. Myoelectric activity detection during a sit-to-stand movement using threshold methods. **Computers & Mathematics with Applications**, Elsevier, v. 64, n. 5, p. 1473–1483, 2012. Citado na página 44.
- RICHMAN, J. S.; MOORMAN, J. R. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy. **American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology**, Am Physiological Soc, v. 278, n. 6, p. H2039–H2049, 2000. Citado na página 40.
- ROBERTSON, G. et al. **Research methods in biomechanics, 2E**. [S.l.]: Human Kinetics, 2013. Citado na página 30.
- RODRIGUES, A. Análise da atividade eletromiográfica dos músculos do tornozelo em solo estável e instável. **Fisioterapia em Movimento**, p. 177–187, 2009. Citado na página 16.
- ROGER, M.; ENOKA, R. **Bases neuromecânica da cinesiologia**. [S.l.]: São Paulo: Manole, 2000. Citado na página 30.

- SANTOS, S. B. S. dos. **Detecção de início de ativação muscular no eletromiograma com o operador de Teager-Kaiser**. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2011. Citado 2 vezes nas páginas 38 e 39.
- SEDLAK, J. et al. Segmentation of surface emg signals. In: IEEE. **Applied Electronics (AE), 2013 International Conference on**. [S.l.], 2013. p. 1–4. Citado na página 16.
- SILVEIRA, R. d. N. **Efeitos de diferentes tempos de alongamento muscular nos níveis de força de membros superiores em praticantes de treinamento de força**. Dissertação (Mestrado) — Universidade do Extremo Sul Catarinense, Criciúma, 2009. Citado na página 16.
- SMITH, S. W. **Digital signal processing: a practical guide for engineers and scientists**. [S.l.]: Newnes, 2003. Citado na página 37.
- SOLNIK, S. et al. Teager–kaiser operator improves the accuracy of emg onset detection independent of signal-to-noise ratio. **Acta of bioengineering and biomechanics/Wroclaw University of Technology**, NIH Public Access, v. 10, n. 2, p. 65, 2008. Citado 2 vezes nas páginas 38 e 39.
- SOLNIK, S. et al. Teager–kaiser energy operator signal conditioning improves emg onset detection. **European journal of applied physiology**, Springer, v. 110, n. 3, p. 489–498, 2010. Citado 3 vezes nas páginas 38, 39 e 60.
- SÖRNMO, L.; LAGUNA, P. **Bioelectrical signal processing in cardiac and neurological applications**. [S.l.]: Academic Press, 2005. Citado na página 28.
- STAUDE, G. et al. Onset detection in surface electromyographic signals: a systematic comparison of methods. **EURASIP Journal on Applied Signal Processing**, Hindawi Publishing Corp., v. 2001, n. 1, p. 67–81, 2001. Citado na página 44.
- STULEN, F. B.; LUCA, C. J. D. Frequency parameters of the myoelectric signal as a measure of muscle conduction velocity. **Biomedical Engineering, IEEE Transactions on**, IEEE, n. 7, p. 515–523, 1981. Citado na página 36.
- WONG, Y.-m. Recording the vastii muscle onset timing as a diagnostic parameter for patellofemoral pain syndrome: fact or fad? **Physical Therapy in Sport**, Elsevier, v. 10, n. 2, p. 71–74, 2009. Citado na página 15.
- XU, Q. et al. An adaptive algorithm for the determination of the onset and offset of muscle contraction by emg signal processing. **Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on**, IEEE, v. 21, n. 1, p. 65–73, 2013. Citado 3 vezes nas páginas 16, 17 e 44.
- ZHANG, X.; ZHOU, P. Sample entropy analysis of surface emg for improved muscle activity onset detection against spurious background spikes. **Journal of Electromyography and Kinesiology**, Elsevier, v. 22, n. 6, p. 901–907, 2012. Citado 8 vezes nas páginas 15, 18, 40, 41, 42, 44, 61 e 76.
- ZHOU, P. et al. Characterizing the complexity of spontaneous motor unit patterns of amyotrophic lateral sclerosis using approximate entropy. **Journal of neural engineering**, IOP Publishing, v. 8, n. 6, p. 066010, 2011. Citado 2 vezes nas páginas 40 e 41.

ZHOU, P.; ZHANG, X. A novel technique for muscle onset detection using surface emg signals without removal of ecg artifacts. **Physiological measurement**, IOP Publishing, v. 35, n. 1, p. 45, 2013. Citado na página 44.