

DETECÇÃO AUTOMÁTICA DE CONTRAÇÃO MUSCULAR UTILIZANDO A
ELETROMIOGRAFIA DE SUPERFÍCIE

Igor da Guia Rosa

TESE SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DA COORDENAÇÃO DOS
PROGRAMAS DE PÓS-GRADUAÇÃO DE ENGENHARIA DA UNIVERSIDADE
FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS
NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM CIÊNCIAS EM
ENGENHARIA BIOMÉDICA.

Aprovada por:

Prof. Marcio Nogueira de Souza, D.Sc.

Prof. Antonio Fernando Catelli Infantosi, Ph.D.

Prof^a. Claudia Domingues Vargas, D.Sc.

Prof^a. Líliam Fernandes de Oliveira, D.Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

FEVEREIRO DE 2005

ROSA, IGOR DA GUIA

Detecção Automática de Contração Muscular Utilizando a Eletromiografia de Superfície
[Rio de Janeiro] 2005

IX, 70 p. 29,7 cm (COPPE/UFRJ, M.Sc.,
Engenharia Biomédica, 2005)

Tese - Universidade Federal do Rio de
Janeiro, COPPE

1. Instrumentação Biomédica

I. COPPE/UFRJ II. Título (série)

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho aos meus pais, pelo entendimento de sua importância e suporte durante todo o tempo.

AGRADECIMENTOS

Ao Prof. Marco Antonio Cavalcanti Garcia (EEFD / UFRJ), vulgo “Marquinho”, pela sua amizade, alegria e por acreditar sempre.

Ao meu orientador Prof. Marcio Nogueira de Souza pelo seu respeito e compreensão, apesar das inúmeras discussões calorosas.

Ao Engenheiro José Magalhães, o grande Magá, por transformar as minhas idéias, incluindo as mais loucas, em protocolos experimentais.

Aos amigos Adriana Macedo, Andréa Fonseca, André Alvarenga, Danilo Melges, Leonardo Müller, Rodrigo Félix, dentre os tantos outros, pelas refeições mais divertidas e pelas discussões esclarecedoras.

Ao amigo Arthur Ferreira, vizinho de computador, pelos inúmeros auxílios prestados.

Aos Amigos e Funcionários do PEB e do Laboratório de Biomecânica (EEFD / UFRJ) pelos momentos agradáveis.

À FAPERJ e ao CNPq pelo apoio financeiro.

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

DETECÇÃO AUTOMÁTICA DE CONTRAÇÃO MUSCULAR UTILIZANDO A
ELETROMIOGRAFIA DE SUPERFÍCIE

Igor da Guia Rosa

Fevereiro/2005

Orientador: Marcio Nogueira de Souza

Programa: Engenharia Biomédica

Este trabalho apresenta o estudo comparativo entre três importantes técnicas de detecção de contração muscular: a técnica de comparação com o limiar simples, a de comparação com o limiar duplo e a baseada na razão de máxima verossimilhança. Foram constituídos um banco de dados simulado, composto de 70 sinais; e um real, com 61 sinais, para a avaliação das mesmas. O banco de sinais simulados é proveniente de um simulador de sinais eletromiográficos de superfície (EMGS), também desenvolvido neste trabalho. O banco de dados real tem origem em um protocolo experimental desenvolvido para este propósito, sendo o Bíceps Braquial o músculo escolhido para o estudo. Como figuras de mérito são utilizadas a latência e um índice de contração, este último, tendo sido também proposto neste trabalho. Foi realizada a análise estatística dos dados, que sugerem o melhor desempenho da técnica que utiliza o limiar duplo. O nível de significância utilizado foi de 5 %. Como sub-produto deste estudo, foi desenvolvido um protótipo de um detector automático de contração muscular.

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

AUTOMATIC DETECTION OF MUSCLE ACTIVITY USING THE SURFACE
ELETROMIOGRAPHY

Igor da Guia Rosa

February/2005

Advisor: Marcio Nogueira de Souza

Department: Biomedical Engineering

This work presents a comparative study among the three main techniques of muscle activity detection: the single threshold technique, the double threshold technique and the technique based on the ratio of the maximum likelihood. Two databases were constituted, a simulated-signals, constituted of 70 signals, and real-signals one with 61 signals. The simulated database was generated by a surface electromyographic signals (SEMG) simulator, which was also developed in this work. The real-signals database was originated from a experimental protocol developed to this purpose, where the chose muscle was the Biceps Braquii. The parameters of assessment were the latency and the contraction index, the last one being proposed in this work. The statistics analysis of the data was performed. It suggests the best performance of the double threshold technique. The levels of significance was settled at 5 %. As a consequence of this study, a prototype of an automatic muscle activity detector was implemented.

ÍNDICE

DEDICATÓRIA	iii
AGRADECIMENTOS.....	iv
LISTA DE ACRÔNIMOS E SÍMBOLOS.....	3
CAPÍTULO I - INTRODUÇÃO	4
I.1 - OBJETIVO	6
CAPÍTULO II - FISIOLOGIA DA CONTRAÇÃO.....	7
II.1 – POTENCIAL DE REPOUSO E TRANSMISSÃO NERVOSA.....	7
II.2 – TECIDO MUSCULAR E CONJUNTIVO	9
II.3 - TENDÕES	10
II.4 – ESTRUTURA DOS MÚSCULOS ESQUELÉTICOS.....	10
II.5 – PROCESSO DE CONTRAÇÃO MUSCULAR	15
II.6 – UNIDADE MOTORA.....	16
II.7 - TIPOS DE UNIDADES MOTORAS	17
II.8 - RECRUTAMENTO DAS UNIDADES MOTORAS	18
CAPÍTULO III – ELETROMIOGRAFIA	19
III.1 - POTENCIAL DE AÇÃO DE UMA UNIDADE MOTORA (PAUM)	19
III.2 – DEFINIÇÃO DA ELETROMIOGRAFIA.....	21
CAPÍTULO IV – DETECÇÃO OBJETIVA DE ATIVIDADE MUSCULAR NO SINAL DE EMGS.....	24
IV.1 – MODELAGEM E SIMULAÇÃO DO SINAL DE EMGS.....	24
IV.2 – DETECÇÃO DE CONTRAÇÃO MUSCULAR POR MEIO DA ANÁLISE DO SINAL DE EMGS.....	26
CAPÍTULO V - METODOLOGIA.....	30

V.1 – TÉCNICA DE COMPARAÇÃO COM UM LIMIAR SIMPLES.....	30
V.2 – TÉCNICA DE COMPARAÇÃO COM O LIMIAR DUPLO	34
V.3 – TÉCNICA DA RAZÃO DE MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA	40
V.4 – PÓS-PROCESSAMENTO	43
V.5 – SIMULADOR DE EMGS	44
V.6 – PROTOCOLO EXPERIMENTAL	49
V.7 – PARÂMETROS DE COMPARAÇÃO DAS TÉCNICAS	51
V.8 – ANÁLISE ESTATÍSTICA.....	53
V.9 – DETECTOR AUTOMÁTICO DE CONTRAÇÃO MUSCULAR.....	53
CAPÍTULO VI - RESULTADOS	56
VI.1 - SIMULADOR	56
VI.2 – COMPARAÇÃO ENTRE AS TÉCNICAS	60
VI.2 – PROTÓTIPO DO DETECTOR AUTOMÁTICO DE CONTRAÇÃO MUSCULAR.....	62
CAPÍTULO VII - DISCUSSÃO.....	64
CAPÍTULO VIII - CONCLUSÕES.....	68
CAPÍTULO IX - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	70

LISTA DE ACRÔNIMOS E SÍMBOLOS

ξ - primeiro limiar da técnica de comparação com o limiar duplo

[] – Concentração iônica

r_o – segundo limiar da técnica de comparação com o limiar duplo, ou seja, número de amostras que devem ultrapassar o primeiro limiar para que ocorra a detecção de atividade muscular

DF(●) – Função de decisão

EMG – Eletromiografia

EMGS – Eletromiografia de Superfície

L(●) – Função de Verossimilhança

LD – Técnica de comparação com o limiar duplo

LS – Técnica de comparação com o limiar simples

PA – Potencial de Ação

PAUM – Potencial de Ação de Unidade Motora

P_d – Probabilidade de detecção

P_{dk} – Probabilidade da k-ésima amostra do sinal estar acima do primeiro limiar ξ

P_{fa} – Probabilidade de falso alarme

RMS – Valor médio quadrático (“*root mean square*”)

SNR – Relação sinal-ruído (“*signal-to-noise ratio*”)

TPAUM – Trem de Potenciais de Ação de Unidade Motora

UM – Unidade motora

Var ou VAR – Variância

\tilde{x} - sinal branqueado

z_i – sinal auxiliar da técnica de comparação com o limiar duplo

CAPÍTULO I - INTRODUÇÃO

Com o desenvolvimento tecnológico ocorrido nos últimos anos, o poder computacional foi sensivelmente aumentado, viabilizando a implementação de técnicas sofisticadas de processamento de sinais. O estudo aprofundado de sinais biológicos só foi possível com o auxílio de computadores com grande capacidade de processamento, muito embora, por muito tempo, o osciloscópio tenha sido utilizado como ferramenta de visualização desses sinais, o qual não permitia uma análise mais complexa dos mesmos. O funcionamento do organismo humano, o qual apresenta um elevado nível de complexidade, sempre despertou o interesse da comunidade científica. Na busca deste entendimento alguns dos principais objetos de estudo são os sinais bioelétricos.

Dentre os sinais bioelétricos destacam-se o eletrocardiograma (ECG), o eletroencefalograma (EEG) e o eletromiograma (EMG) (WEBSTER, 1978). O ECG é caracterizado pela atividade do músculo cardíaco, o miocárdio. O EEG é o sinal elétrico que representa a atividade cortical, ou seja, do córtex cerebral, sendo geralmente obtido através do escalpo. O EMG é o sinal elétrico proveniente da atividade muscular esquelética. Estes sinais podem ser captados de forma invasiva, ou seja, diretamente nas fibras musculares ou no córtex cerebral, mas também de forma não invasiva, por meio de eletrodos de superfície. Com o advento de novas tecnologias, tem-se dado preferência às técnicas menos invasivas, pois estas proporcionam maior conforto ao paciente, além da menor demanda de tempo na sua realização.

Destas três principais modalidades de sinais bioelétricos, o ECG tem sido o mais estudado. Este fato se deve ao alto índice de óbitos em decorrência de patologias cardiovasculares, sendo esta uma preocupação mundial (OPAS, 2003).

O ECG apresenta um padrão bem definido, no qual cada segmento que o compõe está relacionado com os eventos fisiológicos conhecidos. Deste modo, inúmeras patologias são identificadas, algumas de forma precoce, pela simples observação de alterações no padrão característico deste sinal (GUYTON, 1988).

O EEG também é um sinal bastante estudado, e cujas perguntas, em geral, envolvem funções cerebrais de mais alto nível, como a parte cognitiva, de modo que o muito que se conhece ainda é definido por alguns autores como pouco, dada a complexidade dos mecanismos envolvidos (BEAR, 2002).

O interesse dos pesquisadores pelo EMG não podia ser comparado, inicialmente, àquele relacionado ao EEG e ECG. Este quadro foi se modificando com o passar do tempo e, atualmente, os parâmetros extraídos do sinal de EMG são utilizados em diversas áreas, como por exemplo, no estudo da Biomecânica e Cinesiologia (HAMILL & KNUTZEN, 1999; RASCH, 1991), no controle de estimulação elétrica funcional (FRIGO et al., 2000), na extração de parâmetros de contração em situações específicas (GARCIA, 1998; FARINA & MERLETTI, 2000), na detecção de patologias neuromusculares (RAU & DISSELHORST-KLUG, 1997), medição do tempo de reação (WITTEK et al., 2001; STAUDE, 2001), no controle de próteses (MICERA et al., 2001), entre outras.

Ao se processar o sinal de EMG os problemas se resumem, em sua grande maioria, a problemas de decomposição, classificação, identificação e detecção. No caso do controle de próteses artificiais ou de interfaces homem-máquina, o sinal de EMG pode ser utilizado para se detectar a intenção de movimento do indivíduo, representada pela atividade muscular, e a partir desta análise ativar a estratégia de controle do dispositivo.

Por muitos anos a detecção de contração muscular foi realizada de forma visual por um operador treinado, através da simples observação do sinal bruto de EMG. No entanto, estas técnicas vêm sendo progressivamente substituídas por técnicas automáticas objetivas, almejando-se que o desempenho destas técnicas seja similar a detecção realizada por um observador treinado (HODGES & BUI, 1996). Como consequência da utilização de um operador treinado na realização desta tarefa, dois problemas se destacam: a análise subjetiva do sinal por parte de um ser humano introduz uma grande dificuldade de reprodução dos resultados e a implementação deste tipo de técnica não é viável em tempo real.

Diante deste quadro, novas técnicas têm surgido com a finalidade de realizar a detecção automática de forma mais precisa e objetiva, atentando sempre para a viabilidade de uma implementação em tempo real (MICERA et al., 2001).

I.1 - OBJETIVO

O presente trabalho teve por objetivo estudar métodos de detecção de contração muscular através da análise do sinal de EMG de superfície, realizando uma análise comparativa entre tais métodos. Dentre os métodos descritos na literatura, foram implementadas e avaliadas a técnica de detecção por comparação com um limiar simples (MARPLE-HORVAT & GILBEY, 1992; HODGES & BUI, 1996; ABBINK et al., 1998; LEADER III et al., 1998), a técnica de detecção por comparação com limiar duplo (BONATO et al., 1998; MICERA et al., 2001) e a técnica de detecção baseada na razão de verossimilhança (MICERA et al., 1998).

CAPÍTULO II - FISIOLOGIA DA CONTRAÇÃO

II.1 – POTENCIAL DE REPOUSO E TRANSMISSÃO NERVOSA

As informações sensoriais e motoras viajam pelo encéfalo, medula espinhal ou nervos periféricos através de mecanismos eletroquímicos. A transmissão dessas informações por longos trajetos é realizada através dos axônios, que crescem a partir de um corpo celular neural, podendo atingir até um metro de comprimento (GUYTON, 1988).

Na membrana celular dos neurônios é observada uma diferença de potencial de aproximadamente -90 mV, decorrente da diferença da concentração iônica intra e extracelular (meio intracelular mais negativo). Esta diferença de potencial é denominada potencial de membrana ou de repouso (GUYTON, 1988).

Dentre os íons encontrados nos líquidos intra e extracelular, os íons potássio (K^+) e sódio (Na^+) desempenham um papel fundamental no que se relaciona ao potencial de membrana e a transmissão do impulso nervoso. Enquanto o neurônio não é estimulado, a $[K^+]$ intracelular é maior em relação à observada no meio extracelular, provocando uma saída de íons K^+ através da membrana, deixando no interior moléculas protéicas negativas que não podem atravessar a membrana, gerando o potencial negativo (GUYTON, 1988). Em contrapartida, a concentração de íons Na^+ no exterior da célula é muito maior que a do interior.

Quando o neurônio é estimulado, os canais de Na^+ se abrem e há uma entrada de Na^+ aumentando o potencial da membrana, que se aproxima cada vez mais de zero. Esta redução do potencial de membrana é denominada despolarização. Quando o potencial atinge um valor crítico, chamado de limiar, canais de K^+ e Na^+ se abrem. No início há

uma entrada rápida de íons Na^+ , enquanto há uma entrada lenta de íons K^+ , pois os canais de K^+ se abrem gradativamente. Quando o potencial de membrana atinge cerca de +35 mV, os canais de Na^+ se fecham. Com os canais de K^+ completamente abertos, há uma saída de K^+ da célula provocando a saída de cargas negativas, ao mesmo passo que as forças químicas e elétricas continuam agindo e logo o potencial de membrana negativo é restabelecido. Este processo pelo qual o potencial de membrana volta a ser negativo é denominado repolarização. O gradiente eletroquímico que move o K^+ para fora da célula é intenso e os seus respectivos canais permanecem abertos por tempo suficiente para que o potencial de membrana alcance valores 10 a 20 mV abaixo do potencial de repouso. Essa hiperpolarização da membrana é observada num ponto onde nenhuma força atua no K^+ , ou seja, no potencial de equilíbrio do K^+ , provocando o fechamento dos seus respectivos canais. Com este fechamento, o potencial de repouso é rapidamente restabelecido pela difusão passiva de íons através da membrana (BEAR, 2002). A forma de onda característica de um potencial de ação está mostrada na Figura II.1.

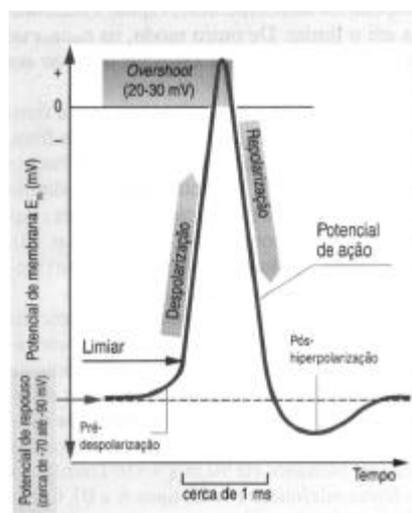


Figura II.1 – Forma de onda característica de um potencial de ação

(SILBERNAGL S.; DESPOPOULUS A., 2001)

A seqüência dos processos descritos acima é que permite a transmissão de informações ao longo das células nervosas e entre mais de uma célula.

II.2 – TECIDO MUSCULAR E CONJUNTIVO

A necessidade de mover objetos, interagir com o ambiente e manter o equilíbrio da postura se mostra indispensável não somente aos seres humanos, mas também para qualquer outro animal, envolvendo até mesmo uma questão de sobrevivência.

O tecido muscular é uma importante classe de tecidos, cuja principal função está relacionada com a geração de força e conseqüentemente de transformação de energia bioquímica em energia mecânica. A maioria dos animais tem aproximadamente metade de sua massa corpórea constituída de tecido muscular (GUYTON, 1988).

O tecido muscular é classificado em três grupos de acordo com suas características funcionais, fisiológicas e estruturais: tecido muscular estriado esquelético, tecido estriado muscular cardíaco e tecido muscular liso. Neste trabalho será abordado apenas o tipo estriado esquelético.

Além do tecido muscular, os músculos também são constituídos de tecido conjuntivo, fundamental na organização das fibras musculares.

O músculo inteiro é revestido externamente por uma camada densa de tecido conjuntivo, denominado epimísio. Desta camada partem ramificações que subdividem o músculo em feixes de fibras. A camada que forma estes feixes é denominada perimísio. Ainda se observa uma camada mais interna e delgada, denominada endomísio que organiza e separa as fibras musculares, por onde também passam capilares e fibras nervosas (ENOKA, 2000).

II.3 - TENDÕES

Os músculos não apresentam comunicação direta com as estruturas ósseas. Esta comunicação é feita através do tecido conjuntivo (os tendões). Os tendões transmitem passivamente a tensão gerada pelo tecido muscular não aderido aos ossos. Para isso, as camadas de tecido conjuntivo dos músculos se fundem dando forma ao tendão. Esse tipo de estrutura impede que ocorram danos nas fibras musculares durante as contrações. Esses danos não acontecem nos tendões porque estes são mais rígidos e resistentes que as fibras (ENOKA, 2000).

A partir do encurtamento das fibras musculares, há, por consequência, o exercício de uma força longitudinal nos tendões, os quais atuam nas articulações. Os tendões, então, promovem a aplicação de torque nas articulações produzindo, assim, os movimentos dos membros. Portanto, os tendões são de vital importância para a execução dos movimentos.

II.4 – ESTRUTURA DOS MÚSCULOS ESQUELÉTICOS

O principal constituinte do músculo estriado esquelético é a fibra muscular. Estas fibras são cilíndricas, possuindo células alongadas, cujos diâmetros variam entre 50 e 200 μm e com comprimentos que podem alcançar centímetros. São as fibras musculares que proporcionam aos músculos suas características elétricas e contráteis.

Uma fibra muscular tem a maior parte do seu interior constituído de feixes de proteínas especializadas denominadas miofibrilas. Esses feixes são encontrados por toda a extensão da fibra, possuem forma cilíndrica, cujo diâmetro mede, aproximadamente, de 1 a 2 μm . A quantidade de miofibrilas em uma fibra varia de acordo com o tamanho

da fibra, podendo chegar a centenas de milhares de fibras musculares em uma única grande fibra (ROBINSON & SNYDER-MACKLER, 2001).

A observação microscópica de uma secção longitudinal de uma miofibrila revela uma aparência de bandas claras e escuras alternadamente. Este padrão se deve aos miofilamentos, que são filamentos de proteínas, grossos e finos, contidos nas miofibrilas.

A unidade funcional das miofibrilas contendo áreas claras e escuras, limitada pelas chamadas linhas Z, é chamada de sarcômero. Os filamentos protéicos encontram-se no centro dos sarcômeros, enquanto os filamentos finos estendem-se das linhas Z em direção ao centro, sobrepondo as terminações dos filamentos grossos. Desta forma, as faixas escuras do músculo, denominadas faixas A, compreendem as regiões de superposição entre filamentos finos e grossos. Por fim, as faixas I são as faixas claras observadas ao redor das linhas Z, que se encontram no centro destas faixas.

Os filamentos grossos são constituídos da proteína contrátil miosina, que possui uma cabeça globular conectada a uma cauda longa e fina. Cerca de duzentas moléculas de miosina formam um filamento grosso.

Os filamentos finos são, principalmente, constituídos da proteína contrátil actina, que possui forma esférica. Nos filamentos finos observam-se duas longas cadeias de actina que se encontram ligadas a um filamento fino contorcido, possuindo uma forma helicoidal, similar a um “colar de pérolas retorcido”, assim referido por alguns autores. O filamento fino propriamente dito é composto por duas outras proteínas que são a troponina e a tropomiosina. Estas duas proteínas desempenham um papel regulador da interação contrátil entre os filamentos grossos e finos. A troponina liga-se a íons livres de cálcio (Ca^{2+}) e controla a posição da tropomiosina, que está relacionada com o

acoplamento actina-miosina no estado de repouso. A Figura II.2 mostra a estrutura da musculatura esquelética.

Cada miofibrila é acompanhada por uma membrana excitável chamada de retículo sarcoplasmático, que contém uma alta concentração de íons cálcio livres. A transmissão entre a superfície do retículo sarcoplasmático é viabilizada por invaginações da superfície da membrana celular, que formam caminhos transversais chamados de túbulos-T.

Outro grupo de estruturas internas largamente encontrado em toda extensão da fibra é o das mitocôndrias, ou sarcossomas. As mitocôndrias contêm enzimas associadas com o metabolismo oxidativo do combustível muscular tais como ácidos graxos livres e glicose. Desse modo os sarcossomas são os principais sítios de produção de adenosina trifosfato (ATP), que é indispensável no fornecimento de energia para diversos processos intracelulares, como síntese protéica, bombas iônicas e contração muscular (ROBINSON & SNYDER-MACKLER, 2001).

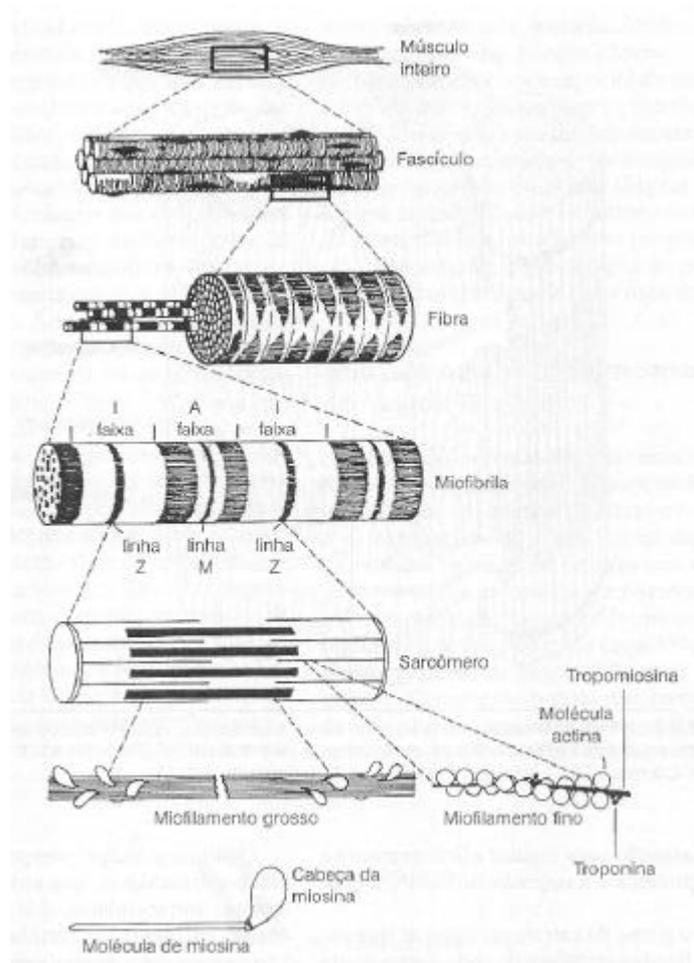


Figura II.2 - Estrutura do músculo esquelético (ROBINSON & SNYDER-MACKLER, 2001)

Envolvendo todas as estruturas intracelulares ainda encontra-se o citoplasma, ou sarcoplasma, que é um fluido constituído principalmente de água, mas que contém uma série de outras substâncias, fundamentais para o metabolismo celular.

A membrana celular da fibra muscular é chamada de sarcolema. Esta membrana atua na regulação do transporte de substâncias através da membrana, na manutenção do potencial de repouso e na propagação dos potenciais de ação. A Figura II.3 mostra uma representação da fibra muscular.

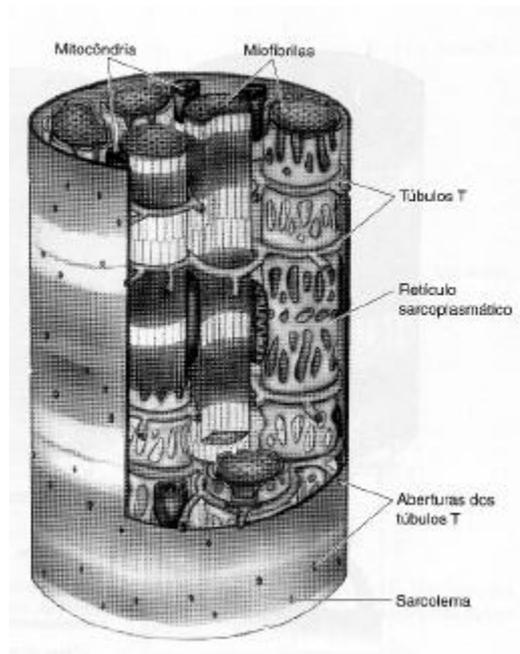


Figura II.3 - Estrutura da fibra muscular (BEAR, 2002)

A região especializada da membrana da fibra muscular onde geralmente se iniciam os potenciais de ação na miofibrila é chamada de placa motora.

II.5 – PROCESSO DE CONTRAÇÃO MUSCULAR

O conjunto de eventos elétricos e químicos que descreve como um músculo atinge o seu estado de contração é chamado de acoplamento excitação-contração (ROBINSON & SNYDER-MACKLER, 2001).

O início do processo de contração muscular começa com os potenciais de ação nos motoneurônios. Esses potenciais de ação provocam a liberação de acetilcolina (ACo) pelo terminal do axônio do neurônio motor na junção neuromuscular. Esta ACo liberada em decorrência do potencial de ação pré-sináptico, desencadeia um potencial excitatório pós-sináptico (PEPS) na fibra muscular, devido à abertura dos canais dos receptores nicotínicos que despolarizam o sarcolema pós-sináptico. Com este PEPS, canais de sódio dependentes de voltagem se abrem, provocando um potencial de ação pós-sináptico que se propaga ao longo do sarcolema através dos túbulos-T.

A despolarização dos túbulos-T provoca a liberação de Ca^{2+} do retículo sarcoplasmático e estes se ligam à troponina, liberando os sítios de ligação na actina para a miosina. As cabeças de miosina se conectam aos sítios livres e fazem um movimento de rotação provocando o deslizamento dos filamentos finos sobre os grossos, provocando o encurtamento da fibra e, portanto, a contração do músculo. A desconexão das cabeças de miosina é realizada à custa de ATP. Enquanto houver ATP e Ca^{2+} disponíveis, a contração continua.

O relaxamento é observado quando o Ca^{2+} é recapturado pelo retículo sarcoplasmático por meio de uma bomba dependente de ATP, pondo fim ao processo de contração muscular. Um esquema retratando o funcionamento do acoplamento entre a miosina e actina está mostrado na Figura II.4.

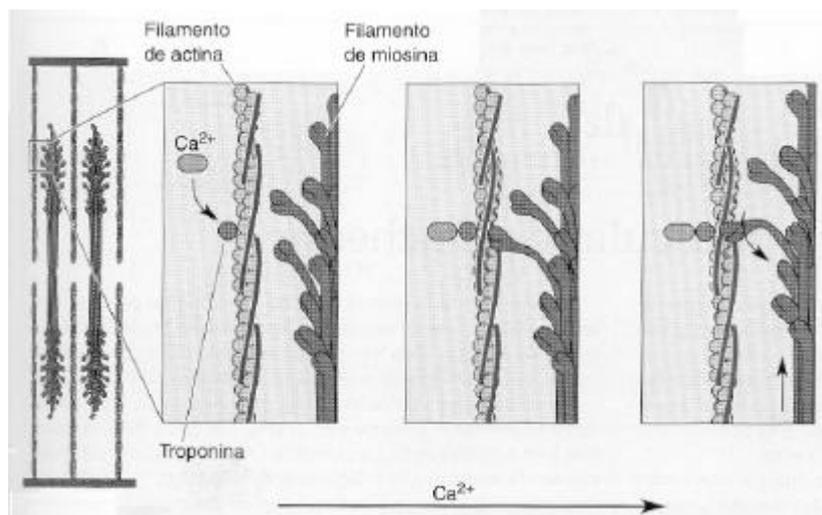
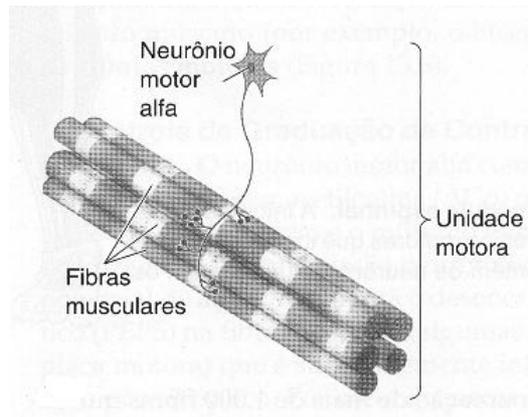


Figura II.4 – Representação do acoplamento actina-miosina (BEAR, 2002)

II.6 – UNIDADE MOTORA

A unidade motora (UM) é a unidade funcional básica de um músculo, sendo formada por um neurônio motor alfa, também denominado motoneurônio, proveniente da medula espinhal e todas as fibras musculares por ele inervadas, conforme mostrado na Figura II.5.

Cada fibra nervosa proveniente da medula inerva uma quantidade variada de fibras musculares, dependendo do tipo de músculo em questão. Em geral, músculos pequenos, de contração rápida e precisa, possuem poucas fibras musculares em suas unidades motoras, permitindo um controle mais fino dos movimentos, alguns destes chegam a possuir apenas 2 ou 3 fibras musculares. Já músculos maiores, que não necessitam de um controle apurado do movimento, podem chegar a ter centenas de fibras musculares formando uma única unidade motora. Um valor médio de fibras por unidade motora para todos os músculos em todo corpo está em torno de 150 fibras. (GUYTON, 1988)



**Figura II.5 – Representação de uma unidade motora: suas fibras musculares
inervadas por um único neurônio motor alfa (BEAR, 2002)**

II.7 - TIPOS DE UNIDADES MOTORAS

As unidades motoras podem ser divididas em três tipos, seguindo a classificação das suas miofibrilas: oxidativas de contração lenta (Tipo I), oxidativas de contração rápida (Tipo IIa) e glicolíticas de contração rápida (Tipo IIb).

As unidades motoras do Tipo I produzem a menor força, sendo resistentes à fadiga, as do Tipo IIb, rapidamente fatigáveis produzem a maior força e as do Tipo IIa, produzem força intermediária, sendo altamente resistentes à fadiga. Essa diferença é devido a variações no número de fibras musculares inervadas e ao tamanho das fibras musculares individuais (ENOKA, 2000) e à quantidade de mitocôndrias no interior celular.

Os motoneurônios do Tipo IIb e do IIa conduzem os impulsos nervosos a altas velocidades. Nos motoneurônios do Tipo I, a velocidade de transmissão do impulso nervoso é lenta. (HAMILL, 1999).

II.8 - RECRUTAMENTO DAS UNIDADES MOTORAS

As unidades motoras são recrutadas de acordo com o princípio do tamanho (“Princípio de Henneman”), ou seja, as unidades motoras com um menor limiar de excitação são recrutadas em primeiro lugar (DE LUCA, 1979). Esta tática de recrutamento é vista como uma soma espacial dos potenciais de ação de unidade motora (PAUMs). Com o desenvolvimento da contração e a necessidade de realizar um exercício mais intenso, as unidades que possuem um maior limiar de excitação começam a ser recrutadas seguindo essa ordem do menor para o maior.

Ao mesmo tempo em que as unidades motoras estão sendo recrutadas, um segundo princípio que permite um controle da contração é o princípio da soma temporal. Esse princípio está relacionado com a variação da frequência de disparo pelos motoneurônios. Um aumento das frequências de disparo fará com que mais fibras musculares consigam se contrair ao mesmo tempo, aumentando assim a intensidade da contração (GUYTON, 1988).

CAPÍTULO III – ELETROMIOGRAFIA

III.1 - POTENCIAL DE AÇÃO DE UMA UNIDADE MOTORA (PAUM)

O potencial de ação vindo da medula se propaga através do motoneurônio, que ativa um determinado número de fibras musculares, objetivando a realização da contração do músculo em questão. O conjunto formado pelo motoneurônio e pelas fibras por ele inervadas é chamado unidade motora (UM), como mencionado anteriormente. Para realizar a contração de um determinado músculo são necessárias diversas unidades motoras atuando em conjunto.

O potencial de ação gerado por uma unidade motora é denominado potencial de ação de uma unidade motora (PAUM), e é caracterizado pela soma dos potenciais de ação de cada fibra muscular. A Figura III.1 representa um PAUM de uma unidade motora formada por n fibras musculares.

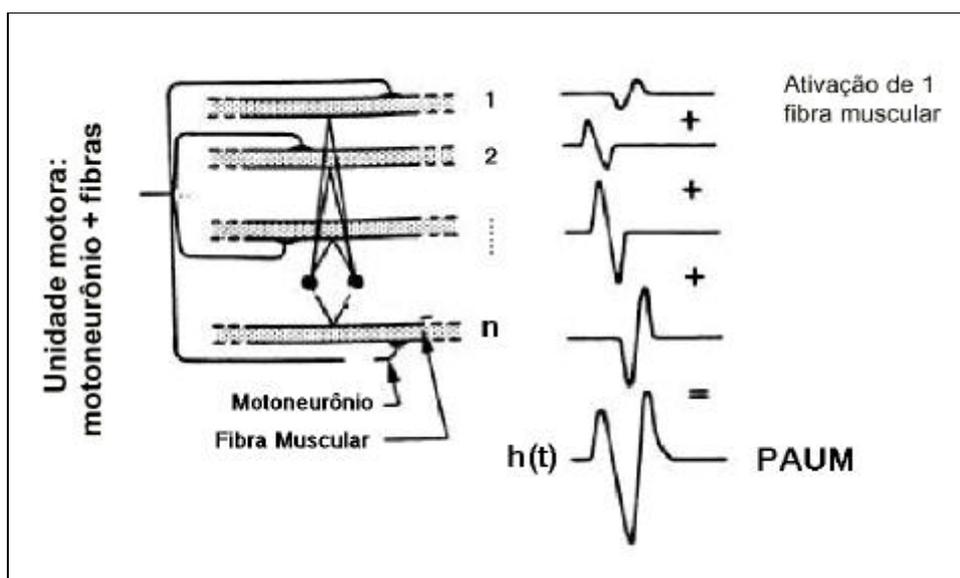


Figura III.1 – Representação da composição de um PAUM (DE LUCA, 1979)

As características do PAUM dependem, entre outros fatores, do tipo de unidade motora, posição dos eletrodos e número de fibras (DE LUCA, 1979). O sinal mioelétrico na superfície é resultante da soma de diversos PAUMs gerados durante a contração de um músculo, devidamente conformado pela transmissão nos tecidos moles até ser captado por um eletrodo na superfície, por exemplo.

Para a manutenção de uma contração muscular é necessário que os estímulos sejam mantidos, logo os PAUMs também se mantêm. A esta atividade proveniente de uma seqüência de disparos da unidade motora se denomina trem de potenciais de ação de unidade motora (TPAUM). As formas de onda de diversos TPAUMs e do sinal mioelétrico resultante da contribuição de todas as fibras captadas na superfície estão representadas na Figura III.2. A forma como a contribuição das fibras se dá é denominada de padrão de interferência (DE LUCA, 1979).

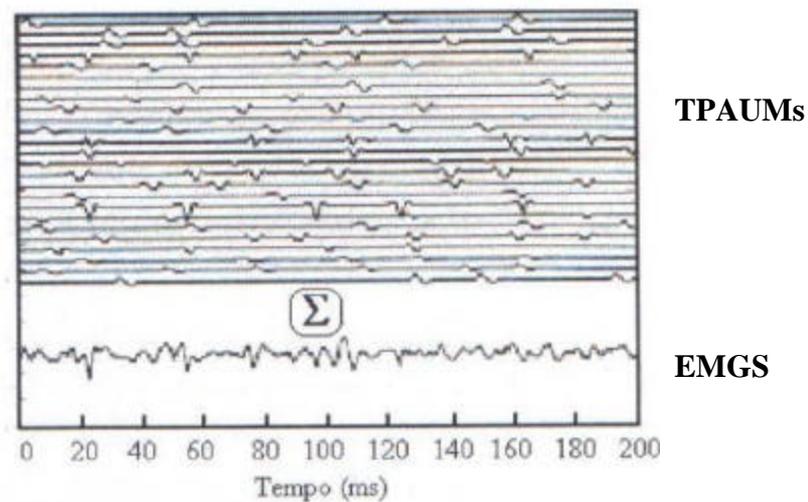


Figura III.2 – Representação do padrão de interferência resultando no sinal de EMG de superfície (DE LUCA, 1979).

III.2 – DEFINIÇÃO DA ELETROMIOGRAFIA

Desde a Grécia antiga, os pensadores buscavam explicações para os movimentos realizados pelos seres vivos (BEAR et al., 2002). Há indícios da formulação de algumas teorias, tais como a de que os movimentos seriam gerados por um “sistema hidráulico”, no qual o sangue seria o líquido que funcionaria como um propulsor. Já nesta época, enguias foram utilizadas no tratamento de dores musculares e indisposição física, administrando choques, provenientes das descargas elétricas das enguias, nos indivíduos sob tratamento. Até o século XVII, raras investigações foram feitas neste sentido.

No início do século XVII, Claudios Galen observa que os músculos são capazes de produzir contração muscular mesmo após serem removidos cirurgicamente do corpo. Em 1664, Willian Croone propõe que a contração muscular seria ocasionada por um processo de fermentação nos músculos. Em 1666, Francisco Redi deduz que a eletricidade gerada por peixes que davam choques elétricos, provinha da atividade de um tecido muscular especializado (WEBSTER, 1988).

O século XVII termina sem evidências concretas quanto à relação entre a contração muscular e a eletricidade nos músculos. Somente no século XVIII, Galvani conduz uma série de experimentos evocando contrações musculares a partir de descargas elétricas, sendo que estes experimentos foram repetidos e os mesmos resultados foram observados por Alessandro Volta. No início do século XIX é inventado o Galvanômetro, utilizado para medir correntes elétricas.

Em 1849, Dubois-Raymond provou que a atividade muscular pode ser detectada no músculo humana durante uma contração voluntária. Entre 1930 e 1960, diversas aplicações clínicas foram cogitadas para o uso da eletromiografia (EMG). Vários estudos foram iniciados buscando relacionar a amplitude do sinal com a força produzida

e a velocidade da contração. Nos anos seguintes, começou-se a desenvolver uma base teórica sólida para a eletromiografia, embasada em técnicas analíticas e de simulação. Em 1985, Basmajian e De Luca publicam um documento (“*Muscles Alive*”) (BASMAJIAN & DE LUCA, 1985) com uma série de resultados das investigações sobre a base elétrica da contração muscular, e a primeira evidência de atividade elétrica em músculos de seres humanos durante contração voluntária (WEBSTER, 1988).

Nos anos subseqüentes, a quantidade de estudos nesta linha aumentou. O desenvolvimento de novas tecnologias como eletrodos, osciloscópios, amplificadores, entre outros, proporcionou a captação de um sinal de EMG em melhores condições para análise. O caminho natural foi o estudo das aplicações do sinal de EMG, observando-se rapidamente a possibilidade de seu uso clínico (WEBSTER, 1988).

Seguindo a seqüência de fatos históricos brevemente descrita, surge a técnica de análise do sinal elétrico que emanava dos músculos, sendo ela denominada eletromiografia. Houve uma popularização deste tipo de análise, passando a ser realizada por diferentes áreas do conhecimento, o que provocou uma reformulação na sua definição de forma a abranger uma maior gama de estudiosos. A última definição de eletromiografia é o estudo da detecção, análise e uso do sinal elétrico (EMG) proveniente da contração muscular (WEBSTER, 1988).

Duas técnicas são observadas ao se tratar da eletromiografia, são elas a eletromiografia de superfície e de profundidade. A eletromiografia de superfície compreende a captação do sinal mioelétrico utilizando eletrodos dispostos na superfície da pele, enquanto a eletromiografia de profundidade constitui uma técnica invasiva, na qual eletrodos, do tipo agulha ou fio, são introduzidos diretamente em um determinado músculo (WEBSTER, 1978).

A eletromiografia de superfície é a mais utilizada, por se tratar de uma técnica simples, sem a necessidade de treinamento por parte do executor na colocação dos eletrodos, que são dispostos na superfície da pele. Apesar de sua simplicidade, o sinal coletado compreende a atividade de diferentes UMs, não sendo possível a observação da atividade de uma única unidade motora. Já a eletromiografia de profundidade permite que se observe apenas uma única UM, por meio da introdução de eletrodos diretamente nas fibras musculares, porém esta introdução requer treinamento na sua colocação. Mesmo com a correta introdução dos eletrodos, esta técnica apresenta um incômodo constante ao paciente. Neste sentido, assim como parece ser a tendência das técnicas de auxílio à diagnósticos de uma forma geral, a prática não invasiva é preferida nas aplicações em que esta é possível.

CAPÍTULO IV – DETECÇÃO OBJETIVA DE ATIVIDADE MUSCULAR NO SINAL DE EMGS

Esta revisão bibliográfica objetiva apresentar um panorama do estado atual da arte, no que diz respeito à detecção de atividade muscular e a modelagem do sinal de EMGS para realização de testes dos algoritmos de detecção.

IV.1 – MODELAGEM E SIMULAÇÃO DO SINAL DE EMGS

DE LUCA (1979) apresenta uma modelagem dos TPAUMs, bem como do sinal mioelétrico, buscando compor o modelo de acordo com características anatômicas e fisiológicas do processo de contração de muscular. Basicamente, o sinal mioelétrico é obtido através da convolução de um trem de impulsos de mesmo aspecto que os TPAUMs com um sinal que seria análogo à resposta impulsiva de uma unidade motora.

Vários trabalhos têm sido realizados no sentido de se modelar os sinais de EMG de superfície, porém poucos deles concentram esforços na investigação da relação entre os sinais observados na superfície e as características fisiológicas das UMs ativas (MERLETTI et al., 1999a).

Uma modelagem aprofundada do sinal de EMG deve considerar vários aspectos como o tipo de contração a ser modelada, o tipo de eletrodo utilizado na captação do sinal, parâmetros do meio e parâmetros da própria unidade motora (MERLETTI et al., 1999a; FARINA & MERLETTI, 2001).

Uma outra modelagem, de diferente concepção, é apresentada por (STAUDE et al., 1998). Neste trabalho é apresentado um modelo mecânico baseado em uma articulação única e elemento contráteis, além da realimentação de informações de posição do membro. Estas realimentações compõem uma lei de controle em conjunto

com informações provenientes de um “controle central”. Porém quando este sistema é descrito matematicamente, observa-se que os sinais provenientes do “controle central” determinam, de forma discretizada, a variância de um sinal descrito por um ruído branco, conformado através de filtragem adaptativa. Este filtro seria o responsável por atribuir ao sinal as características fisiológicas. Por fim, ao sinal obtido seria adicionado um ruído de instrumentação estabelecendo uma relação sinal-ruído pré-determinada.

Este modelo foi utilizado em três trabalhos consecutivos apresentados pelo mesmo autor (STAUDE, 1998, 1999 e 2001), mas não se observa nos parâmetros de controle uma relação com parâmetros fisiológicos, como proposto por MERLETTI et al. (1999a), pois o aumento da variabilidade do sinal pode ser determinado pelas duas estratégias de contração discutidas anteriormente.

MICERA et al. (1998) também utilizaram em seu trabalho sinais simulados decorrentes da utilização de um filtro, cujos coeficientes foram obtidos por meio da modelagem autoregressiva (AR) do sinal. Os períodos de relaxamento e contração foram determinados alterando-se a variância do processo aleatório de entrada.

MERLETTI et al. (1999a e 1999b) apresentam em dois artigos seguidos uma modelagem “sofisticada” do sinal mioelétrico, considerando uma grande parte dos parâmetros fisiológicos envolvidos neste processo, além de outras características que modificam a captação do sinal, como área dos eletrodos e seu posicionamento. Este tipo de modelagem não é observada nos trabalhos que têm por finalidade avaliar algoritmos de detecção, provavelmente devido a sua complexidade.

Diante dos diferentes modelos possíveis de serem adotados, STEGMAN et al. (2000) discutem os parâmetros fisiológicos mínimos para a constituição de simuladores, a depender da questão científica a ser investigada. Não é feita alusão aos simuladores

que se propõem a fornecer um sinal de EMG para a comparação de diferentes algoritmos de detecção de atividade muscular.

Uma alternativa aos modelos sofisticados é o resgate da essência apresentada por DE LUCA (1979). Este tipo de modelagem, onde convolui-se os TPAUMs com uma resposta impulsiva da UM, é também citado por MERLO et al. (2003), porém em suas simulações é utilizado um modelo mais detalhado do ponto de vista fisiológico considerando fibras de comprimento finito, com a detecção realizada na superfície da pele (FARINA & MERLETTI, 2001).

Um simulador comercial de PAUMs, que relaciona os parâmetros de configuração com a fisiologia, é, superficialmente, discutido por KARLSSON et al. (2003), apontando valores médios dos parâmetros fisiológicos utilizados como configuração padrão.

Neste tipo de modelo (convolucional) necessita-se de uma função que represente a resposta impulsiva da UM. Uma modelagem de sinais de EMG utilizando funções de Hermite é apresentada em LO CONTE et al. (1994). MERLO et al. (2003) referem-se a uma função de Hermite-Rodriguez de 1^a ordem como resposta impulsiva básica da UM. As funções de Hermite-Rodriguez são finitas no tempo, com formas que variam de acordo com o estabelecimento de seus parâmetros, assemelhando-se aos PAUMs.

IV.2 – DETECÇÃO DE CONTRAÇÃO MUSCULAR POR MEIO DA ANÁLISE DO SINAL DE EMGS

Quanto aos algoritmos de detecção de atividade muscular, um dos pioneiros descritos na literatura é apresentado por MARPLE-HORVAT & GILBEY (1992) e foi proposto para a análise da atividade muscular em movimentos livres, tanto em animais,

quanto em humanos. Este algoritmo é baseado no deslocamento de duas janelas ao longo do sinal, nestas é aplicada uma transformação previamente definida, resultando em um parâmetro que comparado com um limiar único. Quando este limiar é excedido, a atividade muscular é considerada detectada. O próprio autor relata que os resultados são muito prejudicados pela relação sinal ruído e pela presença de nível DC não nulo, ou seja, nestas condições, resultados inadequados são observados.

A filosofia de extração de um parâmetro do sinal de EMG foi vastamente explorada. Diversos métodos surgem, com pequenas variações, seguindo este mesmo princípio.

HODGES & BUI (1996) avaliaram 27 métodos seguindo este princípio. Neste trabalho, os métodos apresentam variações quanto ao parâmetro extraído do sinal a ser comparado com o limiar. Vários aspectos que influenciam na detecção da atividade muscular são discutidos, tais como a relação sinal-ruído e nível de alisamento, este último determinado pela frequência de corte de um filtro passa-baixas. Neste trabalho conclui-se que a maioria dos algoritmos apresenta uma estimativa acurada com relação à estimativa visual, podendo apresentar erros a depender da combinação de parâmetros utilizadas no algoritmo.

A detecção de contração utilizando limiar único também foi utilizada para análise da atividade de músculos da face durante a mastigação (ABBINK et al., 1998) e de movimento em bebês, ainda engatinhando (LEADER III et al. 1998). O algoritmo descrito neste último trabalho é uma variação daquele descrito por MARPLE-HORVAT & GILBEY (1992), no qual o limiar passou a depender do desvio-padrão do sinal de EMG e do espectro de frequências, ao contrário do anterior que dependia apenas do desvio padrão do sinal. Com esta modificação relatou-se um refinamento que resultou num incremento da taxa de acerto de 62,9 % para 85,4 %, no qual um acerto foi

considerado quando se detectou um período de atividade muscular previamente assinalado manualmente, com discrepância abaixo de 15 ms; e diminuição da taxa de erro combinada, de 73% para 23,6 %, no qual um erro foi considerado quando não se detectou um período de atividade muscular previamente assinalado manualmente ou quando se detectou atividade muscular onde não havia sido assinalada. Resultados percentuais não são observados, pois foram utilizadas épocas distintas de sinal para esta análise.

Trabalhos posteriores relatam que os resultados apresentados pelos algoritmos baseados na comparação com um limiar único não são satisfatórios (BONATO et al., 1998; MICERA et al., 2001)

Um novo princípio para a detecção de contração muscular baseado em dois limiares e utilizado para a análise de contração muscular durante a marcha foi apresentado por BONATO et al. (1998). Este novo conceito apresenta melhores resultados e ainda permite que se estabeleça um compromisso entre as probabilidades de não detecção e de falso alarme, correspondendo aos erros do tipo I e II.

MICERA et al. (1999) apresenta um algoritmo baseado na razão de verossimilhança generalizada para detecção de início de contração, cujos resultados superam os resultados de todos os algoritmos anteriores, de acordo com a sua comparação. O parâmetro de comparação entre os diversos algoritmos utilizados neste trabalho foi a latência, definida como a variação entre a estimativa do início da contração e o seu valor real.

Estes resultados são corroborados e ainda melhorados por STAUDE (1999), que incrementa o esquema de detecção utilizando três unidades básicas: um filtro branqueador, uma unidade de detecção e uma unidade de pós-processamento. Na unidade de detecção foram utilizados conceitos estatísticos de detecção ótima de

variações em processos aleatórios. Em seguida apresenta uma alteração do algoritmo utilizando a razão do logaritmo da verossimilhança (STAUDE, 2001) obtendo resultados ainda melhores. Em ambos os trabalhos é realizada uma comparação com diferentes algoritmos de detecção e funções de decisão.

Uma discussão sobre os incrementos proporcionados pelos métodos estatísticos de detecção é realizada por MICERA et al. (2001). Uma vasta revisão é realizada, descrevendo e ressaltando as principais características dos algoritmos de detecção por comparação com limiar simples e duplo e daquele baseado na razão de verossimilhança generalizada. Novamente, relata-se que este último algoritmo apresenta os melhores resultados. Não é feita comparação com o algoritmo baseado na razão do logaritmo da verossimilhança apresentado por STAUDE (2001).

MERLO et al. (2003) apresentam uma técnica de detecção baseada na transformada de ondaletas (“*wavelets*”) e na detecção por meio de filtros casados. Os resultados apontam uma resolução temporal abaixo de 40 ms, com desvio padrão abaixo de 30 ms. Os autores também afirmam sua viabilidade em tempo real, bem como a possibilidade de aplicação no âmbito clínico.

CAPÍTULO V - METODOLOGIA

Neste trabalho foram avaliadas as principais técnicas de detecção de contração muscular descritas na literatura, visando sempre a viabilidade de implementação em tempo real. As técnicas estudadas foram: método de comparação com um limiar único (MARPLE-HORVAT & GILBEY, 1992; HODGES & BUI, 1996; ABBINK et al., 1998; LEADER III et al., 1998), método de comparação com limiar duplo (BONATO et al., 1998), método baseado na razão de máxima verossimilhança generalizada (MICERA et al., 1998; MICERA et al., 2001).

A comparação entre as diferentes técnicas foi feita utilizando sinais simulados, e em uma etapa seguinte, utilizou-se um banco de sinais reais provenientes do protocolo experimental.

Para a geração dos sinais simulados foi implementado um simulador de EMGS. Este simulador permite que se configure o intervalo de atividade muscular, de modo que as diferentes técnicas de detecção pudessem ser avaliadas em condições idênticas e controladas.

Por fim, um protótipo de detector automático de atividade muscular foi desenvolvido com base na técnica de melhor performance.

Todas as técnicas de detecção foram implementadas em MATLAB 6 (MathWorks, USA).

V.1 – TÉCNICA DE COMPARAÇÃO COM UM LIMIAR SIMPLES

A técnica de comparação com um limiar simples (LS) é considerada clássica e apresenta variantes quanto a sua implementação. A hipótese básica desta técnica é de que a energia, ou variabilidade, do sinal mioelétrico é aumentada em períodos de

atividade muscular quando comparados com períodos de relaxamento muscular (MICERA et al., 1998).

Deste modo, a técnica de comparação com o limiar simples consiste na comparação de um parâmetro relacionado com a energia do sinal com um limiar fixo predefinido. Quando o parâmetro excede o limiar detecta-se a contração muscular, como sugere o digrama da Figura V.1.

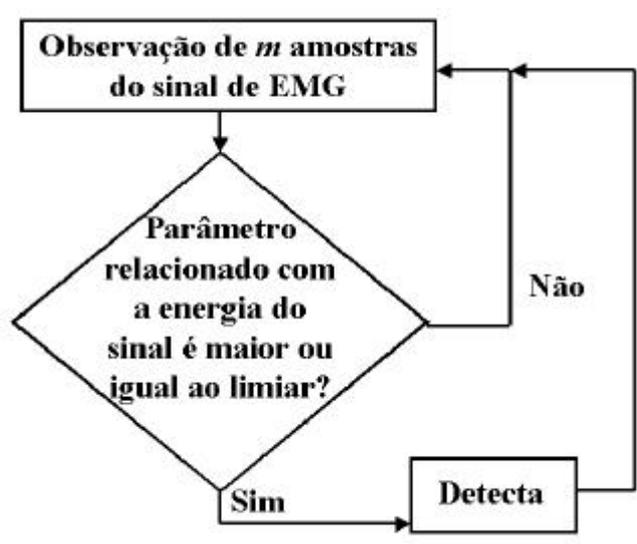


Figura V.1 – Diagrama de fluxo da técnica de comparação com o limiar simples

Na figura V.2 estão as etapas do processamento desta técnica, enfatizando o limiar h , que é definido de acordo com a relação sinal-ruído; e a identificação do tempo de início do início da contração muscular. São apresentados o sinal original, o sinal processado, ou seja, o parâmetro relacionado com a energia e a saída binária, que representa o intervalo de contração identificado pela técnica.

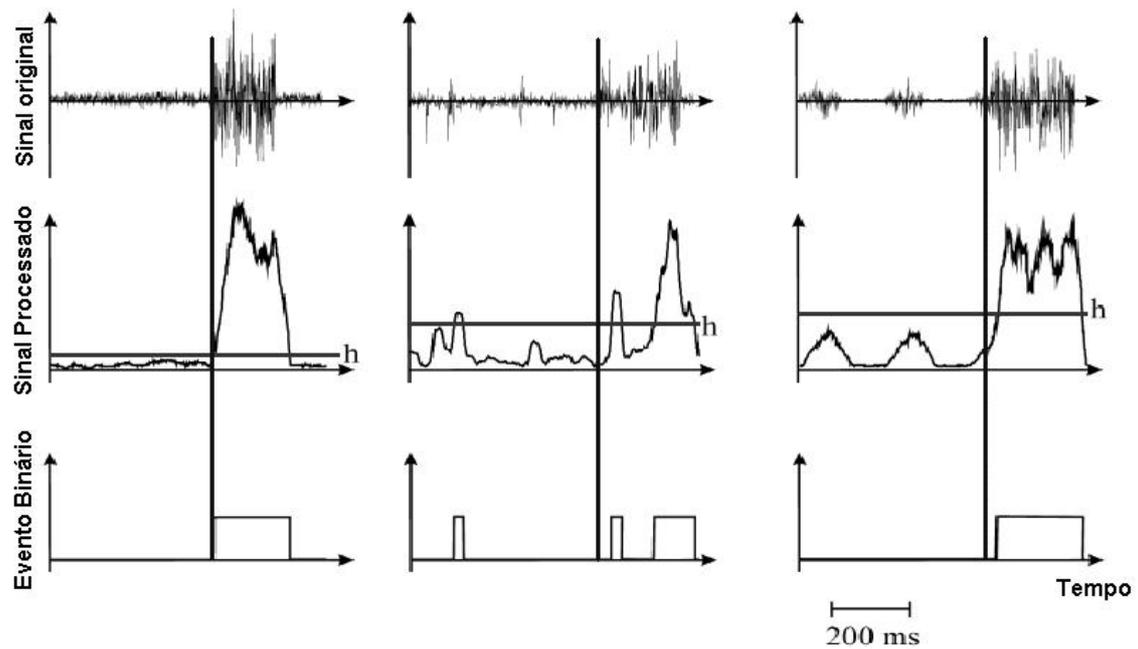


Figura V.2 – Etapas da técnica de comparação com o limiar simples

Da esquerda para a direita observa-se a necessidade de elevação do limiar, devido ao aumento do ruído de fundo acarretando a degradação da identificação pelo método.

As variantes da técnica surgem no que diz respeito ao parâmetro relacionado com a energia, que é comparado com o limiar fixo. Para a extração do parâmetro relacionado com a energia do sinal de EMGS, três diferentes modos foram abordados:

1) Variância de trechos do sinal

O sinal original é subdividido em trechos, sem superposição, de 20 amostras, calculando-se, em seguida, a variância (não-tendenciosa) de cada trecho, sendo esta comparada com o limiar.

2) Valor RMS (“*root mean square*”) de trechos do sinal

O sinal é subdividido em trechos de 20 amostras, sem superposição, e em seguida calculado o valor RMS de cada trecho, de acordo com a equação abaixo, sendo tal valor comparado com o limiar.

$$v_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (\text{V.1})$$

onde, x_i é a i ésima amostra de um trecho do sinal e N é o número de amostras de cada trecho, neste caso $N=20$.

3) Envoltória do sinal alisado (“*rectifier + smooth*”)

Inicialmente, o sinal original é retificado, e em seguida, alisado por meio de uma filtragem Butterworth passa-baixas de 2ª ordem, com frequência de corte de 10 Hz. Este sinal alisado é comparado ao limiar. A filtragem do sinal é realizada duas vezes (“*filtfilt*”) para que não haja a introdução do atraso de fase, que refletiria atrasos na identificação do início da contração muscular.

Neste trabalho, o limiar foi fixado, em todos os casos, como sendo o triplo do desvio-padrão estimado do ruído, admitindo-se que este ruído possui uma distribuição gaussiana. A estimativa da variância do ruído foi feita em trechos do sinal onde não havia contração muscular, utilizando 300 amostras para este cálculo (MICERA et al., 1999).

Vale a pena ressaltar que o tamanho da janela de observação, frequência de corte do filtro passa-baixas e limiar utilizados neste trabalho são, propositalmente, valores

médios descritos na literatura, sem a preocupação de otimiza-los para o conjunto de sinais deste trabalho. Assim, busca-se retratar a situação na qual um determinado equipamento já está previamente configurado sem a possibilidade alteração por parte de um operador, proporcionando graus de automatização e objetividade mais elevados.

V.2 – TÉCNICA DE COMPARAÇÃO COM O LIMIAR DUPLO

A técnica de comparação com o limiar duplo, originalmente apresentada por BONATO et al. (1998), se apresenta como um incremento da técnica de comparação com o limiar simples, buscando a superação das limitações desta última técnica, valendo-se das características estatísticas do sinal eletromiográfico.

A hipótese básica é a de que o sinal eletromiográfico $s(t)$ provém de uma distribuição gaussiana com média nula e desvio padrão σ_s . Este sinal apresenta uma dada modulação determinada pela atividade muscular e é corrompido por um processo aleatório gaussiano independente $n(t)$ com média nula e desvio padrão σ_n . Supõe-se também que o sinal foi amostrado de forma a respeitar o teorema de Nyquist.

A primeira etapa desta técnica constitui-se da aplicação de um filtro branqueador (“*whitening filter*”) ao sinal s_i , gerando o sinal branqueado \tilde{s}_i . Esta operação garante independência entre as amostras do sinal, além de promover o realce de trecho contendo atividade muscular, que pode ser entendido como um pequeno aumento da relação sinal ruído.

Em seguida, é obtida uma seqüência auxiliar dada pela equação (V.2), pela qual a saída é obtida pela soma quadrática de termos sucessivos.

$$z_i = \tilde{x}_{2i}^2 + \tilde{x}_{2i-1}^2 \quad (\text{V.2})$$

Onde i é um índice que varia no intervalo $i = 1$ até a metade do número de amostras do sinal.

A partir da hipótese de que o sinal eletromiográfico teria uma distribuição gaussiana, garante-se que a seqüência z_i possui distribuição χ^2 (chi-quadrado) com 2 graus de liberdade.

No caso de apenas ruído estar presente, a equação (V.2) assume a forma particular abaixo:

$$z_i = \tilde{n}_{2i}^2 + \tilde{n}_{2i-1}^2 \quad (\text{V.3})$$

Para este último caso, do sinal constituído apenas por ruído, a função densidade de probabilidade (pdf) da série auxiliar z_i pode ser escrita em função da variância do ruído \mathbf{s}_n^2 :

$$f(z) = \frac{1}{2\mathbf{s}_n^2} e^{\frac{-z}{2\mathbf{s}_n^2}} U(z) \quad (\text{V.4})$$

onde, $U(z)$ é um degrau unitário.

Deste modo, define-se:

$$P_x = P[z > \mathbf{x}, \tilde{x}(t) = \tilde{n}(t)] = \int_{\mathbf{x}}^{\infty} f(z) dz = e^{\frac{-\mathbf{x}}{2\mathbf{s}_n^2}} \quad (\text{V.5})$$

como sendo a probabilidade de uma amostra específica de ruído \tilde{n}_i estar acima do limiar fixo ξ .

De forma análoga, para o caso de haver tanto sinal \tilde{s}_i quanto ruído \tilde{n}_i , pode-se escrever, que a pdf é dada por:

$$f(z) = \frac{1}{2(\mathbf{s}_{\tilde{n}}^2 + \mathbf{s}_{\tilde{s}}^2)} e^{\frac{-z}{2(\mathbf{s}_{\tilde{n}}^2 + \mathbf{s}_{\tilde{s}}^2)}} U(z) \quad (\text{V.6})$$

Logo, a probabilidade P_{dk} de que a k-ésima amostra do sinal esteja acima do limiar ξ é dada por:

$$P_{dk} = P[z > \mathbf{x}, \tilde{x}(t) = \tilde{s}(t) + \tilde{n}(t)] = e^{\frac{-\mathbf{x}}{2(\mathbf{s}_{\tilde{n}}^2 + \mathbf{s}_{\tilde{s}}^2)}} = e^{\frac{-\mathbf{x}}{2\mathbf{s}_{\tilde{n}}^2(1+10^{\text{SNR}/10})}} \quad (\text{V.7})$$

onde a relação sinal-ruído SNR é:

$$\text{SNR} = 10 \log_{10} \left(\frac{\mathbf{s}_{\tilde{s}}^2}{\mathbf{s}_{\tilde{n}}^2} \right) \quad (\text{V.8})$$

Combinando as equações (V.5), (V.7) e (V.8), a relação entre P_{dk} e P_x pode ser escrita como:

$$P_{dk} = e^{\frac{\ln \mathbf{x}}{(1+10^{\text{SNR}/10})}} \quad (\text{V.9})$$

Deste modo, esta técnica supre uma das deficiências da técnica do limiar simples que é a falta de um compromisso explícito entre a probabilidade de falso alarme P_{fa} e a probabilidade de detecção.

Por fim, considera-se que cada uma das amostras do sinal provém da repetição de um experimento de Bernoulli. Assim, a probabilidade P_r de que r amostras de uma seqüência de m amostras ultrapasse o limiar ξ , com P sendo a probabilidade de uma amostra ultrapassar o limiar, e dada por:

$$P(r = k) = \binom{m}{k} P^k (1 - P)^{m-k} \quad (\text{V.10})$$

De forma similar, a probabilidade $P_{r_o}(r \geq r_o; m)$ de que pelo menos r_o de m amostras ultrapassem o limiar ξ , é dada por:

$$P(r \geq r_o; m) = \sum_{k=r_o}^m \binom{m}{k} P^k (1 - P)^{m-k} \quad (\text{V.11})$$

Logo, a probabilidade de falso alarme P_{fa} de que o ruído seja erroneamente considerado sinal, substituindo $P = P_x$, é dada por:

$$P_{fa} = \sum_{k=r_o}^m \binom{m}{k} P_x^k (1 - P_x)^{m-k} \quad (\text{V.12})$$

A probabilidade de detecção P_d de que o sinal, embora corrompido pelo ruído, seja corretamente reconhecido, substituindo $P = P_{dk}$, é dada por:

$$P_d = \sum_{k=r_o}^m \binom{m}{k} P_{dk}^k (1 - P_{dk})^{m-k} \quad (\text{V.13})$$

Diante desta formulação teórica, verifica-se que o comportamento da técnica de comparação com o limiar duplo é determinado pela fixação de 3 parâmetros: o primeiro limiar \mathbf{x} , o segundo limiar r_o e o tamanho m da janela de observação.

Combinando as equações (V.7), (V.9), (V.10), (V.12) e (V.13), pode-se obter relações entre a probabilidade de detecção P_d e probabilidade de falso alarme P_{fa} , possibilitando a confecção de 3 conjuntos de curvas ROC (Figuras V.3, V.4 e V.5) em função de r_o , m e SNR .

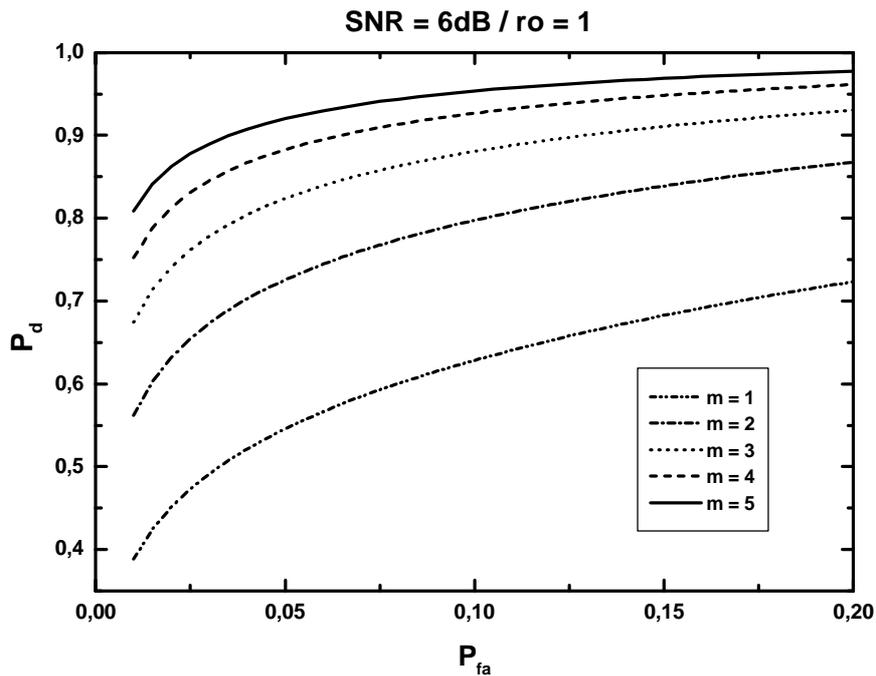


Figura V.3 – Curvas ROC do comportamento para diferentes tamanhos da janela m de observação

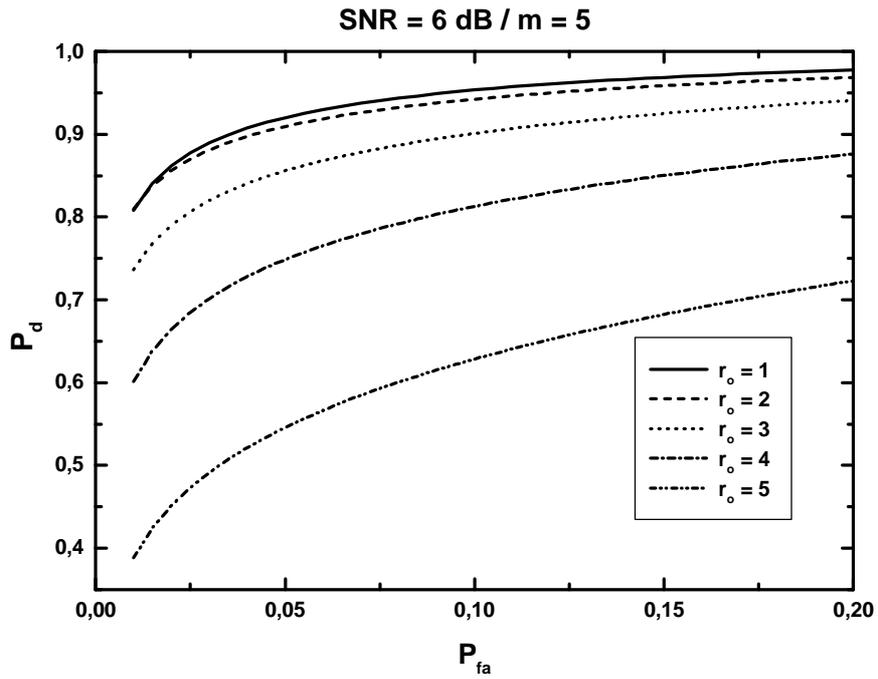


Figura V.4 – Curvas ROC do comportamento para diferentes valores do segundo limiar (r_o)

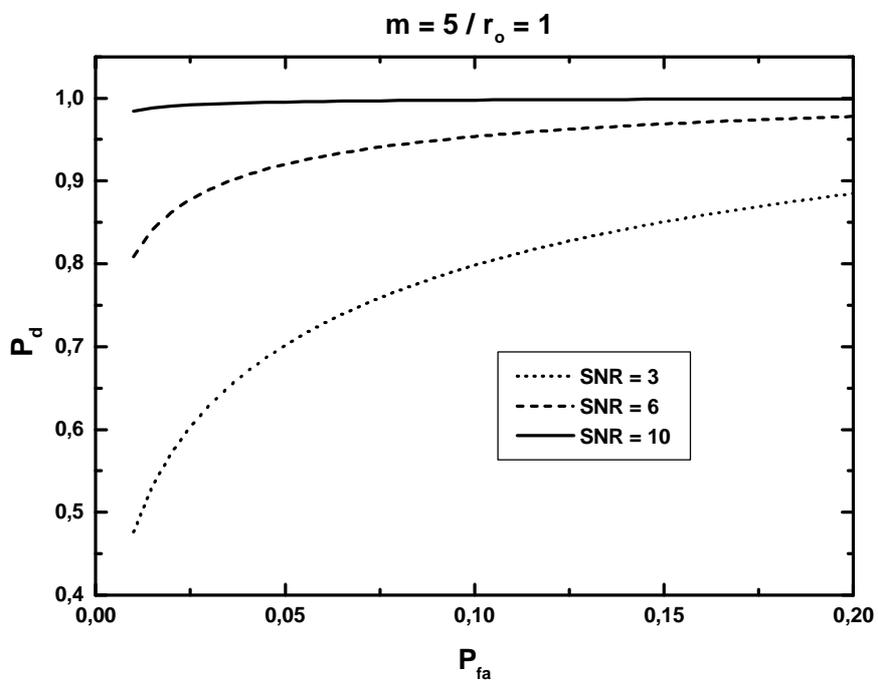


Figura V.5 – Curvas ROC do comportamento para diferentes valores da relação sinal-ruído (SNR)

Da análise das curvas ROC, conclui-se que o aumento da probabilidade de detecção P_d para uma mesma probabilidade de falso alarme P_{fa} ocorre com o aumento da janela de observação (m), diminuição do segundo limiar (r_o) e com o aumento da relação sinal-ruído (SNR). Porém, não é possível efetuar o controle sobre a relação sinal ruído, assim como a janela de observação não pode ser aumentada indefinidamente, pois isto representa a perda da resolução temporal.

Em resumo, define-se a P_{fa} aceitável, o valor da janela de observação para a resolução temporal requerida, valor do segundo limiar r_o e calcula-se o primeiro limiar ξ . Com estes valores a técnica segue o lema de que se em uma janela de m amostras, pelo menos r_o amostras ultrapassarem o limiar \mathbf{x} , então se detecta contração muscular.

Deste modo, neste trabalho utilizou-se $r_o = 1$ e $m = 5$, obtendo-se a resolução temporal de 10 ms, haja visto que a frequência de amostragem foi de 1kHz. A probabilidade de falso alarme foi fixada em 5%, como sendo um valor aceitável. Com a fixação destes parâmetros, o limiar ξ pode ser calculado pela combinação das equações anteriores, tendo sido a variância do ruído estimada utilizando os 300 ms iniciais do sinal, representativo do relaxamento muscular.

O filtro branqueador utilizado foi um modelo autoregressivo (AR) de 4ª ordem, com seus coeficientes estimados pelo método de *Yule-Walker*, utilizando o mesmo trecho inicial de 300 ms do sinal.

V.3 – TÉCNICA DA RAZÃO DE MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA

Esta técnica também se baseia na hipótese de que a variabilidade do sinal mioelétrico é aumentada em períodos de contração muscular quando comparado com períodos de relaxamento. Ao se assumir esta hipótese como fato, pode-se associar duas

funções densidade de probabilidade (pdf) às amostras em cada intervalo provenientes de cada um dos trechos, ou seja, há a definição de duas hipóteses.

Seja uma série de observações do sinal eletromiográfico $y_k^l = [y[k], \dots, y[l]]$. Define-se como hipótese nula (H_0) como sendo o estado de relaxamento, enquanto que a hipótese alternativa (H_1) refere-se ao não-relaxamento e conseqüentemente ao estado de contração muscular. Deste modo, para cada instante de tempo r no intervalo $[0, n]$, a probabilidade de que as amostras do instante $t = 0$ até $t = r-1$ sejam provenientes de H_0 , e que as amostras entre os instantes $t = r$ até o instante $t = n$ é dada por:

$$L(0,1,r, y_0^n) = p_0(y_0^{r-1})p_1(y_r^n) \quad (\text{V.14})$$

onde $p_i(\cdot)$ é a pdf associada à hipótese i .

De forma análoga, a probabilidade de todo o sinal ter sido gerado pela hipótese H_0 , é dada por:

$$L(0, y_0^n) = p_0(y_0^n) \quad (\text{V.15})$$

A função $L(\cdot)$ é usualmente denominada função de verossimilhança, de modo que se as observações $y[t]$ são independentes e identicamente distribuídas, a função de verossimilhança pode ser escrita como:

$$\frac{L(0,1,r, y_0^n)}{L(0, y_0^n)} = \frac{p_0(y_0^{r-1})p_1(y_r^n)}{p_0(y_0^n)} = \prod_{t=r}^n \frac{p_1(t)}{p_0(t)} \quad (\text{V.16})$$

A função de decisão ($DF(\cdot)$) é então definida como sendo o máximo do logaritmo da razão de verossimilhança, apresentada na equação (V.17), para cada possível tempo de transição r :

$$DF(0,1, y_0^n) = \max_{r=[0,n]} \left\{ \log \frac{L(0,1,r, y_0^n)}{L(0, y_0^n)} \right\} \quad (\text{V.17})$$

Logo, a decisão binária seria dada pela seguinte regra:

$$\begin{aligned} DF(0,1, y_0^n) &> \mathbf{g} , \text{ para } H_1 \\ DF(0,1, y_0^n) &< \mathbf{g} , \text{ para } H_0 \end{aligned} \quad (\text{V.18})$$

O limiar de decisão γ estabelece um compromisso entre os falso-alarmes e as detecções atrasadas, isto é, entre os erros do tipo I e II.

A função de decisão pode ser calculada com menor custo computacional na forma recursiva, dada por:

$$DF(0,1, y_0^n) = \max_{r=[0,n]} \left\{ 0, DF(0,1, y_0^{n-1}) + \log \left[\frac{p_1(y[n])}{p_0(y[n])} \right] \right\} \quad (\text{V.19})$$

No caso deste trabalho, assume-se que o sinal eletromiográfico é normalmente distribuído, de modo que as pdfs referentes às hipóteses H_0 e H_1 podem ser parametrizadas em termos da média e variância. Os parâmetros média \mathbf{m}_0 e variância \mathbf{s}_0 são calculados a partir do trecho inicial do sinal, no qual admite-se o estado de relaxamento. No caso da hipótese alternativa, situação em que estes parâmetros não são conhecidos, realiza-se a estimativa dos mesmos de modo que a função decisão seja maximizada. Esta estimativa ótima é dada por:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{m}}_1(r, n) &= \frac{1}{n-r+1} \sum_{k=r}^n y[k] \\ \hat{\mathbf{s}}_1(r, n) &= \frac{1}{n-r+1} \sum_{k=r}^n (y[k] - \hat{\mathbf{m}}_1(r, n))^2 \end{aligned} \quad (\text{V.20})$$

O trecho inicial utilizado para o cálculo dos parâmetros média m_0 e variância S_0 foi de 300 ms (300 amostras) e o limiar γ utilizado foi o máximo da função de decisão. Para uma melhor compreensão da técnica, são apresentados na Figura V.6 um exemplo de sinal eletromiográfico e a sua respectiva função de decisão.

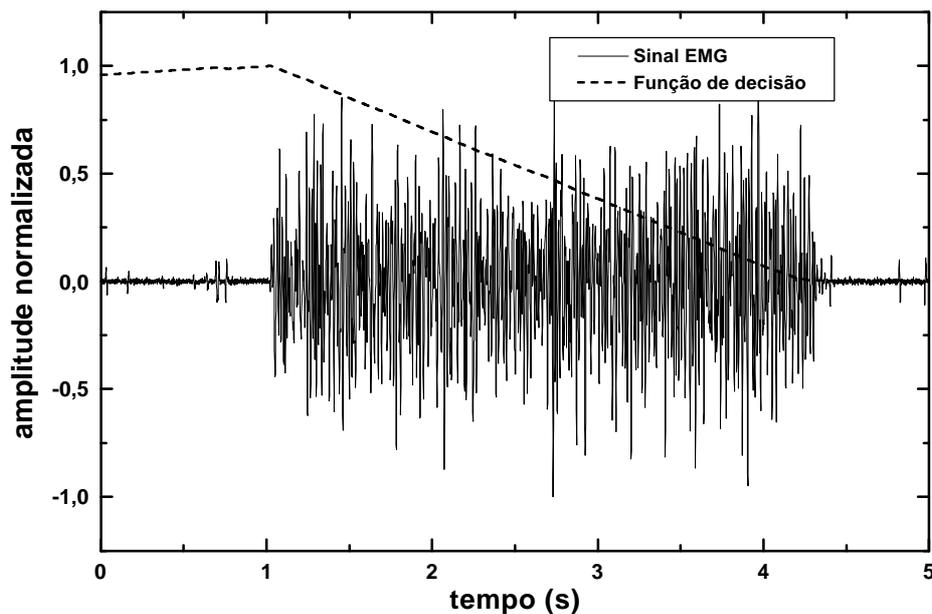


Figura V.6 – Sinal de EMG e a sua respectiva função de decisão

Ressalta-se que esta técnica não é capaz de delimitar o intervalo de contração, apenas identifica o início da contração muscular.

V.4 – PÓS-PROCESSAMENTO

O resultado fornecido pelas técnicas de identificação de contração muscular consiste numa saída binária indicando os intervalos de contração, que ainda é submetida à ação de um pós-processador que visa eliminar transições errôneas não representativas

de atividade muscular capaz de produzir torque. Logo, transições com duração inferior a 30 ms foram eliminadas (BONATO et al., 1998).

V.5 – SIMULADOR DE EMGS

Como parte da estratégia de avaliação das técnicas, desenvolveu-se um simulador de EMGS, cujos parâmetros de configuração estão associados à estratégia de contração. A estratégia de recrutamento de unidades motoras (UM) e a de aumento da taxa de disparos são determinadas pela configuração destes parâmetros como função do tempo, de modo que há uma relação entre a modelagem e a fisiologia envolvida.

O simulador proposto baseia-se num processo aleatório, o qual determina um perfil de ativação dos potenciais de ação de unidade motora (PAUMs) (DE LUCA, 1979), representado por $p(t)$. Considerando $h(t)$ a resposta impulsiva de uma unidade motora, o sinal de EMG sem ruído $y_1(t)$ seria obtido segundo a equação:

$$y_1(t) = p(t) * h(t) \quad (\text{V.21})$$

O perfil de ativação é determinado por dois parâmetros μ e γ , que representam, respectivamente, a frequência de disparo de uma unidade motora e o número de unidades motoras recrutadas. A correspondência destes parâmetros com a fisiologia faz com que o simulador seja diferenciado com relação aos descritos na literatura. Para a constituição deste perfil obtém-se inicialmente um número aleatório $0 \leq \alpha < 1$, proveniente de uma distribuição uniforme.

O perfil de ativação é dado por:

$$p(t) = \sum_{i=1}^g r(t) \quad (\text{V.22})$$

onde $r(t)$ é dado por:

$$r(t) = \begin{cases} 0, & \mathbf{a} \geq \mathbf{m} \\ N(0,1), & \mathbf{a} < \mathbf{m} \end{cases} \quad (\text{V.23})$$

e $N(0,1)$ representa uma distribuição normal com média zero e variância unitária.

Ao sinal de EMG obtido, adiciona-se um ruído branco $n(t)$, representando o ruído associado ao processo de medição (instrumentação), mantendo-se uma relação sinal ruído (SNR) definida pelo usuário. Logo o sinal de EMG final, obtido com o simulador proposto, é dado por:

$$y(t) = y_1(t) + n(t) \quad (\text{V.24})$$

onde $n(t)$ é dado por:

$$n(t) = N \left(0, \frac{\mathbf{s}_s^2}{10^{10} \text{SNR}} \right) \quad (\text{V.25})$$

e \mathbf{s}_s^2 é a variância do sinal de EMG sem ruído $n(t)$.

O diagrama de blocos apresentado na Figura V.7 mostra de forma descritiva o simulador proposto.

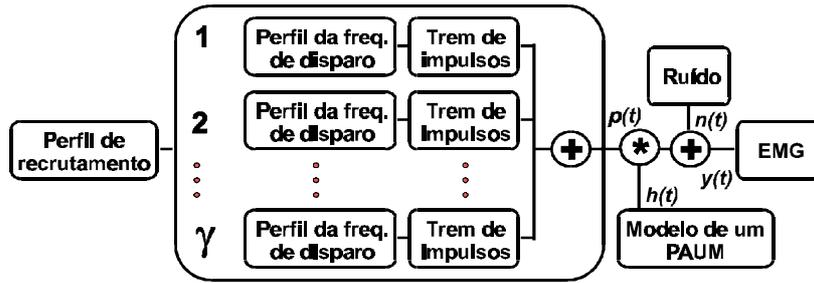


Figura V.7: Diagrama de blocos do simulador proposto

O modelo do PAUM, assumido como resposta impulsiva $h(t)$ da UM utilizado neste simulador é obtido por meio uma função de Hermite-Rodriguez $w_{l,n}(t)$ (LO CONTE et al., 1994; MERLO et al., 2003), dada pela equação:

$$w_{l,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^n n!}} H_n\left(\frac{t}{l}\right) \frac{1}{\sqrt{p l}} e^{-t^2/l} \quad (\text{V.26})$$

onde, H_n é uma função de Hermite (LO CONTE et al., 1994), t é o tempo e l é um fator de escalamento. Foi utilizada a função de Hermite de ordem 1 (MERLO et al., 2003), dada pela equação:

$$H_n(t) = 2t \quad (\text{V.27})$$

Na Figura V.8, está apresentado o modelo de PAUM utilizado neste trabalho, com $\lambda = 0,005$, atribuindo a este modelo a duração aproximada de 30 ms.

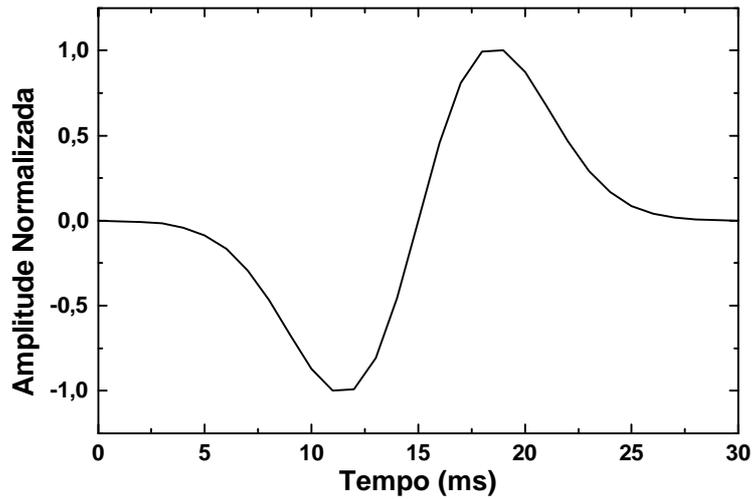


Figura V.8: PAUM simulado com $l = 0,005$

O presente simulador ainda permite a configuração do perfil dos parâmetros μ e γ , separadamente, como uma função do tempo de acordo com a equação (V.28).

$$f(t) = \begin{cases} R, & 0 \leq t < t_r \\ C + (R - C)e^{-\frac{6(t-t_r)}{t_s}}, & t_r \leq t < t_r + t_s \\ C, & t_r + t_s \leq t < t_r + t_s + t_c \\ R + (C - R)e^{-\frac{6(t-t_r+t_s+t_c)}{t_r}}, & t_r + t_s + t_c \leq t < t_r + t_s + t_c + t_d \\ R, & t_r + t_s + t_c + t_d \leq t \leq T \end{cases} \quad (V.28)$$

onde R é o nível do relaxamento e C é o nível da contração. A Figura V.9 apresenta um exemplo deste perfil.

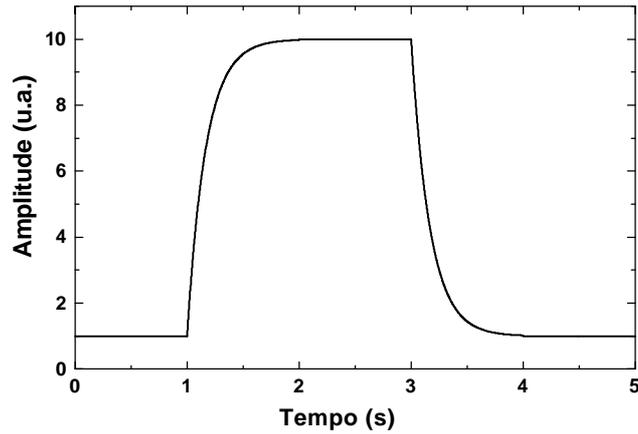


Figura V.9: Função de variação dos perfis de m e g

O simulador foi implementado com o auxílio do software LabVIEW 6i (National Instruments, EUA), enquanto as outras manipulações matemáticas foram realizadas com o software Matlab 6 (MathWorks, EUA).

Quanto ao conteúdo espectral do sinal realizou-se uma comparação entre um sinal real e um simulado. O sinal real foi coletado com eletrodos de superfície no músculo bíceps braquial em contração isométrica, com a articulação fixada em um ângulo de 90° , submetido a uma carga de 5 kg. O espectro de frequência dos sinais foi obtido de um trecho de 5 segundos do sinal, utilizando a transformada rápida de Fourier com janelamento Hanning.

Para uma melhor visualização e comparação dos espectros foi obtida a curva de melhor ajuste dos dados segundo uma função densidade de probabilidade (pdf) Weibull, dada pela equação (V.29).

$$f(\omega) = \frac{l}{f} \left(\frac{\omega/a}{f} \right)^{(l-1)} e^{-\left(\frac{\omega/a}{f}\right)^l}, \quad a, f, l > 0 \quad (\text{V.29})$$

onde, ϕ e λ são os parâmetros da pdf Weibull, ω é a frequência e a é um fator de escalamento do eixo das frequências.

A curva ótima (de melhor ajuste) foi obtida por meio da aplicação do método de otimização Nelder-Mead simplex.

Utilizando o simulador descrito, foi constituído um banco de dados de sinais simulados, contendo 70 sinais de EMGS. A relação sinal-ruído, o parâmetro análogo ao recrutamento e o parâmetro análogo à taxa de disparo variaram, respectivamente, entre 10 e 40 dB, aproximadamente 2 e 50 unidades motoras recrutadas e 2 e 100 Hz de taxa de disparo.

V.6 – PROTOCOLO EXPERIMENTAL

a) Casuística

Neste trabalho foram coletados 61 sinais de EMG, de 20 indivíduos saudáveis, estudantes de graduação e funcionários da Escola de Educação Física da Universidade Federal do Rio de Janeiro, sem histórico de patologias neuromusculares ou ortopédicas, após o seu consentimento informado. O músculo estudado foi o Bíceps Braquial.

b) Sistema de Aquisição e aparato experimental

O sistema de aquisição dos sinais constitui-se de um microcomputador (Pentium 200 MHz) equipado com uma placa de aquisição DaqPad 1200 (National Instruments, EUA) com conversor A/D de 12 bits de resolução e um módulo de amplificação desenvolvido no Laboratório de Instrumentação Biomédica (COPPE) seguindo todas as recomendações do SENIAM (FRERIKS et al., 1999). O módulo possui razão de rejeição de ruído de modo comum, ganho e largura de banda de 110 dB, 1000 e 1-500 Hz, respectivamente. O software para a aquisição dos sinais foi desenvolvido em LabVIEW 6i (NATIONAL INSTRUMENTS, EUA). Foram utilizados eletrodos de

superfície de Ag-AgCl, com 1 cm de diâmetro (Medtrace 200, Kendall, Canada) para a coleta dos sinais posicionados de acordo com as recomendações do SENIAM (FRERIKS et al., 1999).

Um aparato mecânico de sustentação em conjunto com um dinamômetro, apresentados na Figura V.10, (KRATOS DINAMÔMETROS LTDA.; Brasil) também foram organizados para o suporte do membro superior direito e coleta do sinal de força. Este aparato permite ajustes individuais, de forma a manter o ombro em 70° de abdução e o cabo perpendicular ao antebraço.

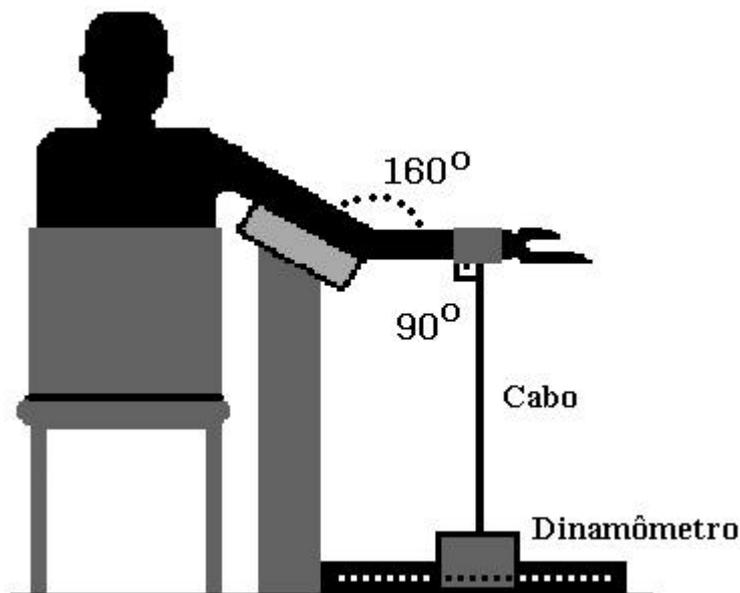


Figura V.10 – Aparato experimental utilizado na coleta dos sinais

c) Procedimento

O voluntário foi instruído a sentar em uma cadeira confortável com regulagem de altura, com joelhos e tornozelos posicionados a aproximadamente 90° . Com o pulso interligado ao dinamômetro por meio do cabo flexível inextensível, um comando inicial indicava ao voluntário que ele deveria sair de uma condição de repouso para uma condição arbitrária de carga abaixo de sua contração voluntária máxima (CVM), na qual

permanecia por cerca de 2 segundos. Após estes 2 segundos, um segundo comando era dado, de modo que o voluntário deveria sair daquela condição intermediária de carga para a sua CVM, na qual permanecia por mais 2 segundos, retornando então a condição de relaxamento. Durante esta seqüência, o sinal de EMG e o sinal de força do dinamômetro foram coletados, este último utilizado para verificar a isometria da contração, bem como para se verificar a possibilidade de identificação objetiva do início da atividade muscular.

A intenção quando da opção por um estágio intermediário com carga arbitrária neste protocolo foi a de obter como resultado sinais com diferentes níveis de contração muscular, desde contrações bem leves àquelas intensas, proporcionando, mais uma vez, diferentes níveis de dificuldade às técnicas.

V.7 – PARÂMETROS DE COMPARAÇÃO DAS TÉCNICAS

A comparação entre as técnicas foi feita utilizando-se a latência e o índice de contração, como figuras de mérito objetivas. Estas figuras são complementares do ponto de vista da potencialidade das técnicas e não devem ser vistas como mutuamente exclusivas. A depender da aplicação apenas algumas características de desempenho podem ser desejadas, mesmo em que outras uma dada técnica apresentem um fraco potencial.

a) Latência

Com relação aos sinais de EMG, define-se latência como o módulo da diferença entre o tempo real do início da atividade muscular e o tempo de início detectado por uma dada técnica. Esta figura de mérito pode ser usada, pois o início do intervalo da contração é

conhecido. Para os sinais simulados, o início da atividade muscular é um parâmetro de configuração do simulador, enquanto que para os sinais reais, a determinação do início e fim da atividade foi realizada por dois observadores treinados, sendo o valor de referência, assumido como exato, a média destes.

A latência fornece uma informação da acurácia da técnica com relação à identificação do tempo de início da contração muscular.

b) Índice de Contração (I_C)

O índice de contração é definido pela equação (V.30), e fornece uma informação quanto a correta identificação do intervalo de contração, ou seja, se o intervalo de contração identificado pela técnica, corresponde ao intervalo configurado no simulador, no caso de sinais simulados, e ao intervalo médio identificado pelos observadores treinados, no caso de sinais reais.

$$I_C = \frac{T_{CCI} - T_{CEI}}{T_C} \quad (V.30)$$

onde, T_{CCI} é o somatório dos tempos de duração de contração muscular corretamente identificado pela técnica, T_{CEI} é o somatório dos tempos de contração erroneamente identificado pela técnica e T_C é o tempo de duração real.

Considerando a saída binária resultante da ação do pós-processador apresentada na Figura V.11, o valor T_{CCI} equivale à duração total de todas as regiões hachuradas horizontais, T_{CEI} equivale à duração total de todas as regiões hachuradas verticais e T_C equivale à duração da região tracejada, que representa o intervalo de contração muscular real.

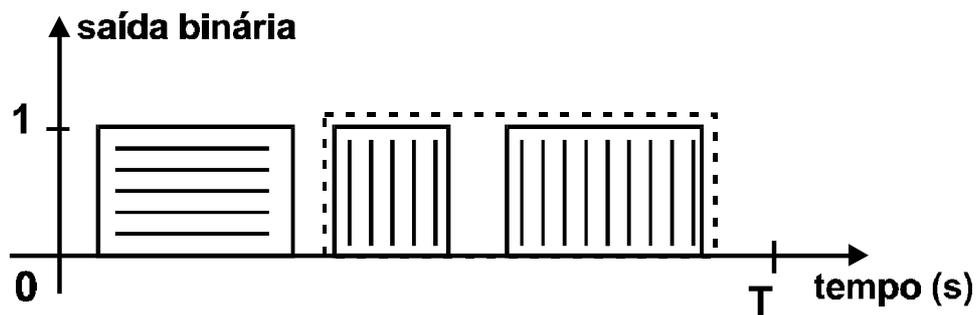


Figura V.11: Exemplo da saída binária do pós-processador: linha cheia – saída binária resultante do pós-processamento; linha tracejada – delimitação da região de contração configurada no simulador

V.8 – ANÁLISE ESTATÍSTICA

A análise de variância (“*One-Way ANOVA*”) seguida pela análise *post hoc* de Tukey foi utilizada para comparar os resultados obtidos para cada uma das figuras de mérito quando da utilização de cada uma das técnicas. Para a análise estatística foram utilizados os softwares STATISTICA[®] 6.0 (StatSoft, Inc., Tulsa, OK, USA) e MatLab 6 (MathWorks, EUA). O nível de significância adotado foi de 5 %.

V.9 – DETECTOR AUTOMÁTICO DE CONTRAÇÃO MUSCULAR

Como sub-produto da comparação das técnicas foi desenvolvido um protótipo de um detector automático de contração on-line implementado em LabVIEW 6i (National Instruments, USA), cujo conceito baseou-se na técnica de detecção pela comparação com limiar duplo. Na figura V.12, está apresentada a parte física (“*hardware*”) envolvida no desenvolvimento deste detector. Os componentes em linha sólida representam o caminho de aquisição dos dados, dos quais, por processamento digital de

sinais, são determinados os intervalos de contração muscular. Os componentes em linha tracejada representam o caminho de atuação em um dispositivo eletromecânico, por exemplo, uma prótese, oferecendo o cenário completo da aplicação, contudo, este não foi desenvolvido neste trabalho. Apesar da simplificação do diagrama, o leitor deve atentar para o fato da complexidade do sistema e da diferença entre os estágios de amplificação dos dois caminhos. No caminho de aquisição, o bloco de amplificação se refere à amplificação do sinal de EMG, como parte do seu condicionamento, enquanto no caminho de atuação, a amplificação se refere aos *drivers* dos servomecanismos.

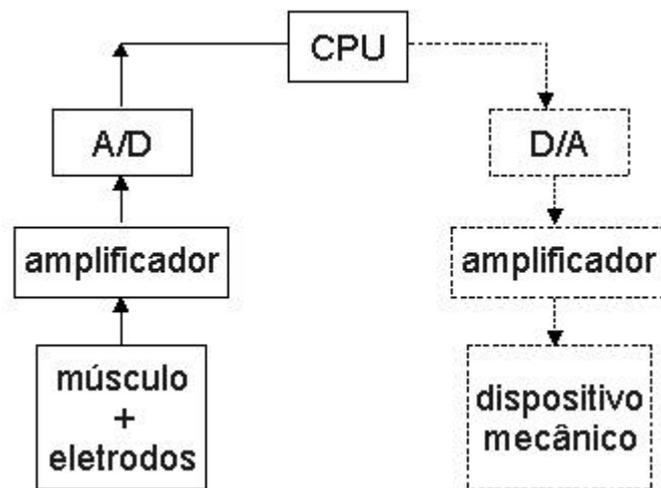


Figura V.12 – Componentes físicos envolvidos no desenvolvimento do detector automático de atividade muscular

Foram utilizados os parâmetros $m = 5$ e $r_o = 1$, assim como na avaliação das técnicas por motivos já abordados.

O único parâmetro configurável a critério do operador fica sendo a probabilidade de falso alarme aceitável para a sua aplicação.

Na figura V.13, está apresentado o diagrama de fluxo. Inicialmente, o indivíduo deve permanecer em repouso por pelo menos 1 segundo, para que o detector “consuma”

as primeiras 300 amostras (300 ms), que serão utilizadas para a modelagem AR do sinal de ruído, assim como a estimativa de sua variância.

Após esta etapa, o detector entra em um laço (“loop”) infinito no qual são adquiridos blocos de 1000 amostras por segundo. Em cada bloco é realizado todo o procedimento da técnica de comparação com o limiar duplo. Como saída do detector, são apresentados 3 gráficos na tela: o sinal de EMG bruto, o sinal branqueado e o sinal binário (“on-off”), indicando os intervalos de atividade muscular.

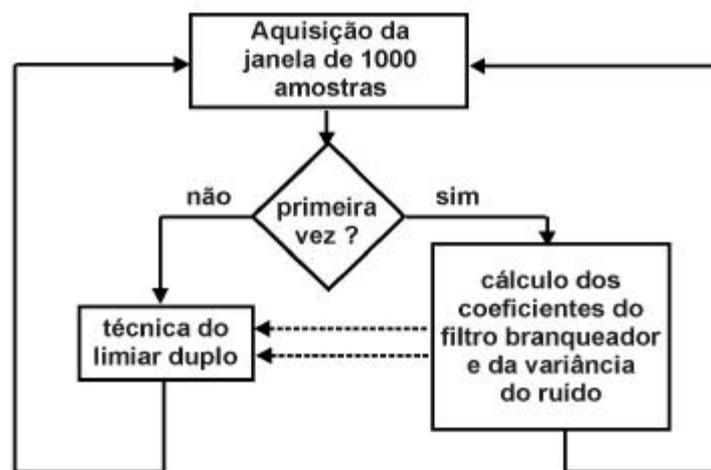


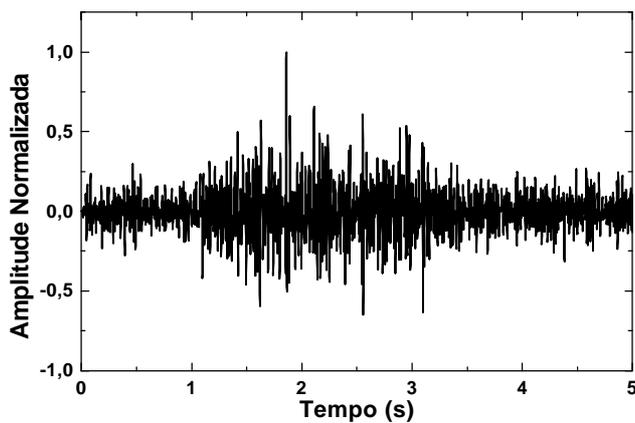
Figura V.13 – Diagrama de fluxo do detector automático de contração muscular

CAPÍTULO VI - RESULTADOS

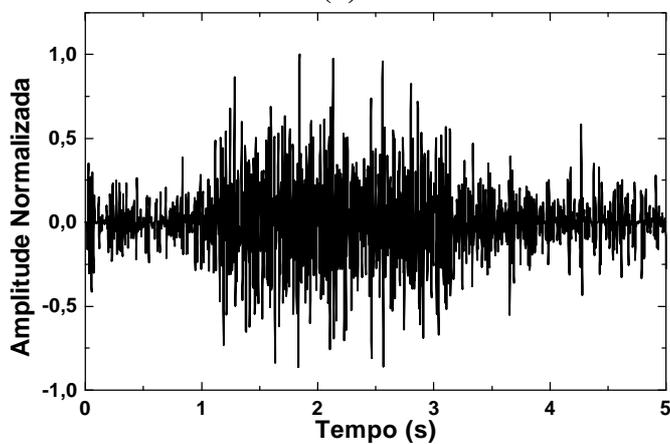
Os resultados serão divididos em 3 sub-grupos, referentes ao simulador à comparação entre as técnicas e do protótipo do detector automático de contração muscular.

VI.1 - SIMULADOR

Os sinais de EMGS apresentados nas Figuras VI.1 foram simulados mantendo-se $t_r = t_s = t_c = t_d = 1$, $T = 5$ com R , C e SNR configurados conforme apresentado na Tabela V.1. A contração muscular nestes sinais ocorre do 1º ao 4º segundo.



(a)



(b)

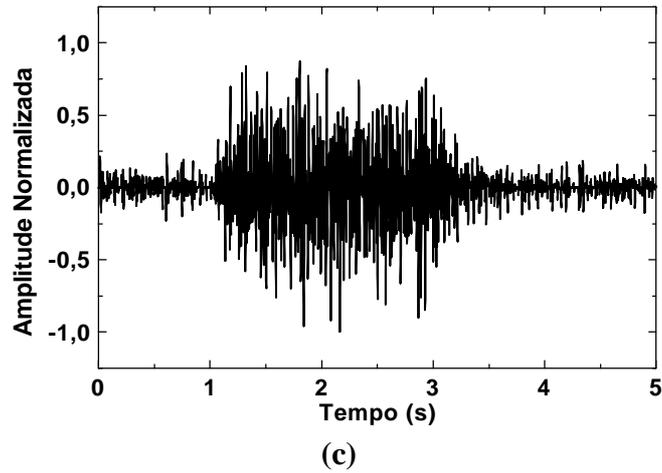


Figura VI.1: Sinais simulados de acordo com as configurações da Tabela 1.

Da figura VI.1 e da Tabela VI.1 observa-se a possibilidade de aumento do da atividade muscular, de forma, indireta, por meio da alteração de parâmetros análogos à fisiologia.

Tabela VI.1: Valores de configuração dos parâmetros R , C e SNR dos sinais apresentados nas Figuras VI.1 (a), (b) e (c)

Figura	R_{μ}	C_{μ}	R_{γ}	C_{γ}	SNR(dB)
4(a)	15	70	40	40	40
4(b)	15	15	10	70	40
4(c)	15	70	10	70	40

O espectro de frequência do sinal e a curva de melhor ajuste da função Weibull são apresentados na Figura VI.2 (a) e (b), respectivamente, para os sinais real e simulado.

Na Figura VI.2 (c) são observadas apenas as curvas ajustadas real e simulada, sem os pontos do espectro. Os valores ótimos dos coeficientes das funções Weibull ajustadas, para os dois casos, estão apresentados na Tabela VI.2.

Com esta análise, buscou-se determinar a similitude entre o conteúdo espectral de sinais reais com relação aos sinais gerados pelo simulador, os resultados se

apresentam como sendo bem próximos. Como pode ser observado pelos valores dos coeficientes da pdf Weibull (Tabla VI.2), os quais representam o comportamento espectral médio.

Tabela VI.2: Valores dos coeficientes das pdf Weibull de melhor ajuste

Sinal	λ	ϕ	a
real	0,91	2,25	44,91
simulado	0,91	2,43	38,99

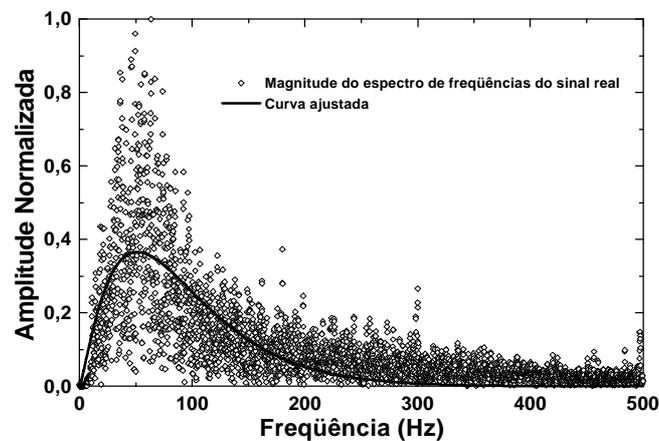


Figura VI.2 (a): Espectro do sinal de EMGS real e a curva de melhor ajuste segundo uma pdf Weibull ($f = 2,25$; $l = 0,91$ e $a = 44,91$)

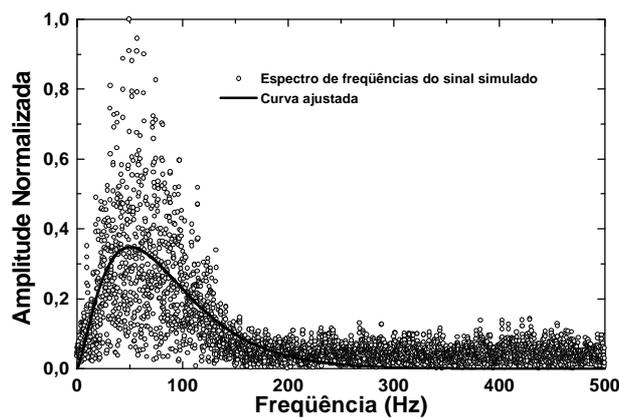


Figura VI.2 (b): Espectro do sinal de EMGS simulado e a curva de melhor ajuste segundo uma pdf Weibull ($f = 2,43$; $l = 0,91$ e $a = 38,99$)

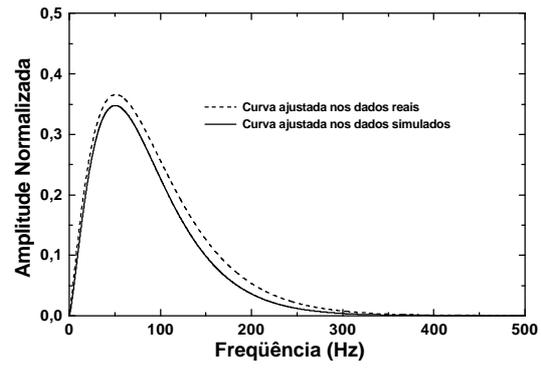


Figura VI.2 (c): Curvas ajustadas dos sinais eletromiográficos real e simulado

VI.2 – COMPARAÇÃO ENTRE AS TÉCNICAS

Os resultados do valor médio e desvio padrão de cada figura de mérito para cada uma das técnicas estão apresentados nas Tabelas VI.3 e VI.4, correspondentes à utilização dos bancos de dados simulado e real, respectivamente.

Tabela VI.3 – Valores médio e de desvio padrão das figuras de mérito para cada uma das técnicas, utilizando os sinais simulados

Técnica		Sinais Simulados			
		Índice de Contração(IC)		Latências (s)	
		média	desvio	média	desvio
Limiar simples	variância	-0.2764	0.0951	0.3148	0.2277
	RMS	0.8389	0.1798	0.6021	0.2946
	filtro	0.8680	0.1158	0.2284	0.2869
Limiar duplo	m=5 / ro =1	0.8926	0.1496	0.1310	0.1993
	m=5 / ro = 2	0.8885	0.1563	0.1324	0.2138
Razão Máxima Verossimilhança		XXX	XXX	0.0469	0.0582

Tabela VI.4 – Valores médio e de desvio padrão das figuras de mérito para cada uma das técnicas, utilizando os sinais reais

Técnica		Sinais Reais			
		Índice de Contração (IC)		Latências (s)	
		média	desvio	média	desvio
Limiar simples	variância	-10,1046	2,8163	1,1194	1,0727
	RMS	0,8938	0,0944	1,6283	0,9749
	filtro	0,9016	0,1079	1,3002	1,2403
Limiar duplo	m=5 / ro =1	0,9217	0,1412	0,2550	0,6082
	m=5 / ro = 2	0,9182	0,1416	0,3100	0,6890
Razão Máxima Verossimilhança		XXX	XXX	0,0657	0,1131

Estas tabelas já sugerem o melhor desempenho, na média, das técnicas do limiar duplo e da razão de máxima verossimilhança. Outro fator nítido é o fraco desempenho da técnica do limiar simples quando da utilização da variância como parâmetro relacionado com a energia. Em alguns casos o desvio-padrão resultou em valores compatíveis com

os valores médios, de modo que há uma incerteza elevada relacionada aos resultados. Com a aplicação da ANOVA seguida da análise *post hoc* os resultados possuem maior solidez estatística.

Nas tabelas VI.5 a VI.8, estão apresentados os valores *p* (“*p-value*”) da análise *post hoc* de Tukey HSD para o índice de contração e para a latência para os dois conjuntos de dados, sinais simulados e reais. As células hachuradas apontam para as diferenças significativas ao nível de 5 %.

Tabela VI.5 – Valores *p* (“*p-value*”) da análise *post-hoc* Tukey HDS para o índice de contração utilizando o banco de dados simulado (FILTRO, RMS, VAR, LD e RMV se referem, respectivamente, às técnicas do limiar simples utilizando a filtragem passa-baixas, o valor RMS e a variância como parâmetros relacionados com a energia, do limiar duplo e da razão de máxima verossimilhança)

	TÉCNICA	{1}	{2}	{3}	{4}
1	FILTRO		0,600115	0,000008	0,722554
2	RMS	0,600115		0,000008	0,100908
3	VAR	0,000008	0,000008		0,000008
4	LD	0,722554	0,100908	0,000008	

Tabela VI.6 – Valores *p* (“*p-value*”) da análise *post-hoc* Tukey HDS para a latência utilizando o banco de dados simulado

	TÉCNICA	{1}	{2}	{3}	{4}	{5}
1	FILTRO		0,000017	0,170284	0,089469	0,000045
2	RMS	0,000017		0,000017	0,000017	0,000017
3	VAR	0,170284	0,000017		0,000038	0,000017
4	LD	0,089469	0,000017	0,000038		0,193234
5	RMV	0,000045	0,000017	0,000017	0,193234	

Tabela VI.7 – Valores p (“ p -value”) da análise *post-hoc* Tukey HDS para o índice de contração utilizando o banco de sinais reais

	TÉCNICA	{1}	{2}	{3}	{4}
1	FILTRO		0,99999	0,000008	0,999835
2	RMS	0,99999		0,000008	0,99956
3	VAR	0,000008	0,000008		0,000008
4	LD	0,999835	0,99956	0,000008	

Tabela VI.8 – Valores p (“ p -value”) da análise *post-hoc* Tukey HDS para latência utilizando o banco de sinais reais

	TÉCNICA	{1}	{2}	{3}	{4}	{5}
1	FILTRO		0,272391	0,809266	0,000017	0,000017
2	RMS	0,272391		0,017579	0,000017	0,000017
3	VAR	0,809266	0,017579		0,000019	0,000017
4	LD	0,000017	0,000017	0,000019		0,781755
5	RMV	0,000017	0,000017	0,000017	0,781755	

VI.2 – PROTÓTIPO DO DETECTOR AUTOMÁTICO DE CONTRAÇÃO MUSCULAR

Na figura VI.3 está apresentado o painel frontal do detector automático de contração muscular. O indicador do tipo ponteiro apresenta o valor RMS de janelas no intervalo de contração, enquanto o indicador gráfico apresenta o sinal de EMG bruto, o sinal filtrado e a saída binária. Os possíveis controles são a probabilidade de falso alarme que o operador aceita para uma dada aplicação e fator de escala que é um ganho da saída binária para a melhor visualização do sinal.



Figura VI.3 – Painel frontal do detector automático de contração muscular

CAPÍTULO VII - DISCUSSÃO

Com respeito ao simulador de sinal de EMGS desenvolvido, os resultados mostraram ser possível realizar o aumento característico da variabilidade do sinal mioelétrico nos períodos de contração muscular por diferentes estratégias que mimetizam os aspectos fisiológicos discutidos no capítulo II. Na Figura VI.1 (a), observa-se o aumento da variabilidade do sinal simulado de forma indireta, ocasionada não por uma simples multiplicação da variância original, mas pelo aumento da densidade de disparos no intervalo de contração. De modo análogo, a Figura VI.1 (b) ilustra outra forma de aumento da variabilidade no intervalo de contração como resultado do aumento do número de unidades motoras recrutadas, aumentando a contribuição independente das UMs para o sinal simulado. O efeito combinado das duas estratégias, apresentado na Figura VI.1 (c), resulta no aumento mais expressivo na variabilidade devido à composição destas estratégias de forma concorrente.

Outra comprovação da qualidade do presente simulador é a comparação dos espectros da Figura VI.2, onde o conteúdo espectral do sinal simulado se apresenta similar ao de um sinal real.

Comparando o presente simulador com outros apresentados na literatura (STAUDE, 1998, 1999 e 2001; MICERA et al., 1998), observa-se que o sinal gerado contempla as características de um sinal real, possuindo mais fidelidade aos aspectos fisiológicos, ao passo que há um resgate das estratégias de contração como fator de aumento da atividade mioelétrica. Tal conceito se assemelha àquele apresentado por MERLETTI et al. (1999a).

O simulador pode mimetizar um sinal mioelétrico em diversas condições por meio do ajuste de parâmetros análogos à processos fisiológicos.

A comparação entre técnicas de detecção de contração muscular tende a maximizar as características de resolução temporal. Neste aspecto, os resultados apontaram que a técnica do limiar simples não se restringe aos limites previstos na teoria, os quais seriam determinados pelo tamanho da janela de observação. Os resultados superam em muito a marca esperada de 10 a 20 ms. Já as técnicas do limiar duplo e razão de máxima verossimilhança apresentam resultados ligeiramente superiores à esta marca, de modo que o caráter preditivo da resolução temporal a partir da configuração dos parâmetros de configuração destas técnicas permanece, suportando a teoria e concordando com o relatado por outros autores (MICERA et al., 1998; MICERA et al., 2001).

Os resultados da comparação das técnicas refletem, indubitavelmente, o fraco desempenho da técnica do limiar simples quando da utilização da variância como parâmetro relacionado com a energia do sinal de EMGS. Por este motivo, esta variante não mais será citada. As variantes restantes apresentaram resultados semelhantes, sendo, em média, favoráveis à utilização do resultado da retificação e filtragem como parâmetro mais relevante para esta técnica. Tal afirmação é suportada pela diferença estatística encontrada entre os resultados da latência das variantes investigadas. O procedimento de retificação seguida de filtragem passa-baixas apresenta, intrinsecamente, um perfil mais positivo do que o valor RMS, pois não há perda de resolução temporal e em análise *offline* também não há introdução de atraso como consequência da filtragem, desde que seja realizada a filtragem nos sentidos direto e reverso. HODGES & BUI (1996) também observaram tais peculiaridades no estudo da técnica de comparação com o limiar simples.

Quanto à figura de mérito índice de contração, idealizado neste trabalho, não foram observadas diferenças estatísticas entre as variantes da técnica de comparação com o limiar simples. Ao se introduzir a técnica de comparação com o limiar duplo neste âmbito, observou-se que, em média, tanto para sinais simulados como para sinais reais, o desempenho da técnica do limiar duplo se mostra superior à técnica do limiar simples. A análise estatística apenas apresenta diferenças entre estas técnicas para a latência, ao nível de significância estabelecido. Acredita-se que apesar do comportamento médio do índice de contração ser favorável ao limiar duplo, a variabilidade apresentada por todas as técnicas para esta figura de mérito é similar e relativamente elevada. Não foram observados na literatura dados suficientes em outros estudos comparativos que revelem este comportamento.

Ao se considerar a figura de mérito latência, os melhores resultados, na média, foram obtidos para a razão de máxima verossimilhança, resultado também observado por MICERA et al. (2001). Porém, entre esta técnica e a técnica de comparação com o limiar duplo não foram observadas diferenças estatísticas. Deve ser mencionado, no entanto, que a técnica da razão de máxima verossimilhança não é capaz de delimitar o intervalo de contração, e portanto resultados do índice de contração não puderam ser calculados para esta técnica. Este fato é considerado um ponto positivo a favor de todas as outras técnicas abordadas. MICERA et al. (1998) não fazem alusão a este tipo de delimitação, utilizando somente a latência como figura de mérito.

Outro ponto que deve ser ressaltado é a magnitude dos desvios padrão (ou variância) para as figuras de mérito em questão, que em muitos casos resultou em valores comparáveis e até superiores ao respectivo valor médio de tais figuras. Este comportamento dificulta a obtenção de uma análise definitiva dos resultados haja visto a gama de valores possíveis de serem obtidos em torno da média. Os resultados

apresentados em outros estudos (BONATO et al., 1998, MICERA et al., 1998; MICERA et al., 2001) não permitem que se conclua a respeito deste fato.

Diante do exposto, as indicações são de igualdade de desempenho entre as técnicas do limiar duplo e da razão de máxima verossimilhança, com respeito à latência. Logo, a possibilidade de delimitação do intervalo de atividade muscular, propiciado pela primeira técnica, se torna decisiva na escolha entre ambas. A complexidade computacional apresentada pela técnica da razão de verossimilhança também inviabiliza a sua aplicação *on-line*. MICERA et al. (1998) mencionam este fato quando da apresentação da técnica, porém não esclarecem a sua inviabilização para aplicações cujo requisito seja velocidade.

CAPÍTULO VIII - CONCLUSÕES

O simulador proposto, com base na arquitetura, se apresenta como uma alternativa àqueles baseados na modulação de energia de um processo caracterizado por um ruído branco. Os diferentes sinais, que pode ser simulados, proporcionam graus de dificuldade distintos para os algoritmos de detecção de contração muscular, resultado da variação de parâmetros associados à fisiologia, representativos das estratégias de contração, sem a alteração direta do módulo da variância do sinal resultante.

Os perfis de contração, como uma função do tempo, também adicionam a este simulador uma singularidade, que é a possibilidade da composição as estratégias de contração de forma independente em função do tempo.

Por fim, o simulador proposto representa uma importante ferramenta para a comparação de novas técnicas de detecção.

Uma figura de mérito inovadora foi concebida com o objetivo de avaliar a correta identificação do intervalo de contração muscular. Tal figura aliada a latência, que vinha sendo a única figura de mérito utilizada, confere mais critério objetivo à comparação de técnicas de detecção de contração muscular por meio do sinal de EMGS.

O estudo comparativo entre as principais linhas de concepção de detecção de contração muscular aponta para uma maior acurácia da técnica de comparação com o limiar duplo, considerando as duas figuras de mérito utilizadas. Mais do que a determinação precisa do início da contração muscular, característica também observada na técnica da razão de máxima verossimilhança, a técnica do limiar duplo é capaz de determinar o intervalo de contração com uma baixa complexidade computacional, de modo que em um contexto amplo, sua aplicabilidade se torna maior. O desempenho do detector automático baseado nesta última técnica reforça esta conclusão.

Como sugestão de continuidade desta linha deste trabalho sugere-se a implementação da técnica de comparação com o limiar duplo em um dispositivo dedicado do tipo DSP, para aplicações em tempo real, atentando para a otimização do algoritmo.

Outro ponto importante pode ser o estudo da possibilidade de detecção da atividade muscular utilizando outros domínios que não o do tempo, como por exemplo, o domínio da frequência ou o domínio das Wavelets, como sugerido por MERLO et al. (2003).

Outra sugestão poderia ser o estudo de variantes da técnica da razão de máxima verossimilhança (STAUDE & WOLF, 1999; STAUDE, 2001), visando a redução de sua complexidade computacional e possibilidade da determinação do intervalo de contração, haja visto a sua potencialidade de determinação do início da contração muscular.

CAPÍTULO IX - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABBINK, J. H.; VAN DER BILT, A.; VAN DER GLAS, H. W. (1998), "Detection of Onset and Termination of Muscle Activity in Surface Electromyograms", *Journal of Oral Rehabilitation*, v. 25, pp. 365-369.

BEAR, M. F.; CONNORS, B. W.; PARADISO M. A. (2002), *Neurociências: Desvendando o sistema nervoso*, segunda edição, Porto Alegre, Artmed Editora.

BONATO, P.; D'ALESSIO, T.; KNAFLITZ, M. (1998), "A statistical method for the measurement of muscle activation intervals from surface myoelectric signal during gait", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v.45, n. 3, pp. 287-99.

BASMAJIAN, J.V.; DE LUCA, C. J. (1985), "Muscle Alive – Their Functions Revealed by Electromyography", Fifth Edition, Baltimore, Williams & Wilkins.

DE LUCA, C. J. (1979), "Physiology and Mathematics of Myoelectric Signals", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 26, n. 6, pp. 313-325.

DUMITRU, D.; KING, J. C.; ZWARTS, M. J. (1999), "Determinants of Motor Unit Action Potential Duration", *Clinical Neurophysiology*, v. 110, pp. 1876-1882.

ENOKA, R. M. (2000), *Bases Neuromecânicas da Cinesiologia*, segunda edição, São Paulo, Editora Manole.

FARINA, D.; MERLETTI R. (2000), “Comparison of algorithms for estimation of EMG variables during voluntary isometric contractions”, *Journal of Electromyography and Kinesiology*, v. 10, pp. 337-349.

FARINA, D.; MERLETTI, R. (2001), “A novel approach for precise simulation of the EMG signal detected by surface electrodes”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v.48, n. 7, pp. 637-646, June 2001.

FRERIKS, B., HERMENS, H.J., DISSELHORSTKLUG, C., RAU, G., “*The recommendations for signal processing methods for surface electromyography*”, in HERMENS, H.J., FRERIKS, B., MERLETTI, R., STEGEMAN, D., BLOK, J., RAU, G., DISSELHORST-KLUG, C., HÄGG, G. (Ed): *European Recommendations for Surface Electromyography – SENIAM Project, Enschede: Roessingh Research and Development b.v.*, pp. 13-25, 1999.

FRIGO C.; FERRARIN M.; FRASSON W.; PAVAN E.; THORSEN R. (2000), “EMG signals detection and processing for on-line control of functional electrical stimulation”, *Journal of Electromyography and Kinesiology*, v. 10, pp. 351-360.

FOX, E. L.; MATHEWS, D. K. (1986), *Bases Fisiológicas da Educação Física e dos Desportos*, terceira edição, Rio de Janeiro, Editora Guanabara.

GARCIA, M. A. C., 1998, *Estudo da Contração Muscular Através de Parâmetros Estatísticos do Sinal Mioelétrico*. Tese de M.Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.

HAMILL, J.; KNUTZEN, K. M. (1999), *Bases Biomecânicas do Movimento Humano*, primeira edição, São Paulo, Editora Manole.

HODGES, P. W.; BUI B. H. (1996), "A Comparison of Computer-based Methods for the Determination of Onset of Muscle Contraction Using Electromyography", *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, v. 101, pp. 511-519.

KARLSSON, L.; HAMMARGERG, B.; STALBERG E. (2003), "An Application of a Muscle Model to Study Electromyographic Signals", *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 71, pp. 225-233.

LEADER III, J. K.; BOSTON, J. R.; MOORE, C. A. (1998), "A Data Dependent Computer Algorithm for the Detection of Muscle Activity Onset and Offset from EMG Recordings", *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, v. 109, pp. 119-123.

LIBERMANN, D. G. (2001), "Can Algorithmic Detection of EMG Onset Match Visual Detection Accuracy?" In: *Proceedings of XVIIIth Congress of the International Society of Biomechanics*, pp. 94-95, Zurique, Jul.

LO CONTE L. R.; MERLETTI R.; SANDRI G. V. (1994), "Hermite expansions of compact support waveforms: applications to myoelectric signals", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol 41(12), pp. 1147-1159.

MARPLE-HORVAT, D. E.; GILBEY, S. L. (1992), “A Method for Automatic Identification of Periods of Muscular Activity from EMG Recordings”, v. 42, pp. 163-167.

MAYER, R. F. (2001), “The Motor Unit and Electromyography – the Legacy of Derek Denny-Brown”, *Journal of the Neurological Sciences*, v. 189, pp. 7-11.

MICERA, S.; SABATINI, A. M.; DARIO, P. (1998), “An Algorithm for Detecting the Onset of Muscle Contraction by EMG Signal Processing”, *Medical Engineering & Biology*, v. 20, pp. 211-215.

MICERA, S.; VANNOZZI, G.; SABATINI, A. M.; DARIO, P. (2001), “Improving Detection of Muscle Activation Intervals”, *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, Nov-Dec, vol. 20, n. 6, pp. 38-46.

MERLETTI, R.; LO CONTE, L.; AVIGNONE E.; GUGLIELMINOTTI, P. (1999), “Modeling of Surface Myoelectric Signals – Part I: Model Implementation”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v.46, n. 7, pp. 810-820.

MERLETTI, R.; LO CONTE, L.; AVIGNONE E.; GUGLIELMINOTTI, P. (1999), “Modeling of Surface Myoelectric Signals – Part II: Model Implementation”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v.46, n. 7, pp. 821-829.

MERLO, A.; FARINA, D.; MERLETTI, R. (2003), "A Fast and Reliable Technique for Muscle Activity Detection From Surface EMG Signals", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v.50, n. 3, pp. 316-323.

MORITANI, T.; YOSHITAKE, Y. (1998), "The Use of Electromyography in Applied Physiology", *Journal of Electromyography and Kinesiology*, v. 8, pp. 363-381.

OPAS - Organização Pan-Americana da Saúde, www.opas.org.br <acessado em 24/11/2003>

RASCH, P. J. (1991), *Cinesilogia e Anatomia Aplicada*, sétima edição, Rio de Janeiro, Guanabara Koogan.

RAU, G.; DISSELHORST-KLUG, C. (1997), "Principles of High-Spatial-Resolution Surface EMG (HSR-EMG): Single Motor Unit Detection and Application in the Diagnosis of Neuromuscular Disorders", *Journal of Electromyography and Kinesiology*, v. 7, No. 4, pp. 233-239.

ROBINSON, A. J.; SNYDER-MACKLER, L. (2001), *Eletrofisiologia Clínica: Eletroterapia e teste eletrofisiológico*, segunda edição, Porto Alegre, Artmed Editora.

SILBERNAGL S.; DESPOPOULUS A. (2001), *Fisiologia: Texto e Atlas*, quinta edição, Porto Alegre, Artmed Editora.

STAUDE, G. H.; FLACHENECKER, C.; WOLF W. (1998), “A Dynamic Generator Model for Motor-Related Biosignals”. In: *Proceedings of XXth Annual International Conference – IEEE/EMBS*, pp. 2374-2377, Hong Kong, Oct.

STAUDE, G. H.; WOLF W. (1999), “Objective Motor Response Onset Detection in Surface Myoelectric Signals”, *Medical Engineering & Physics*, v. 21, pp. 449-467.

STAUDE, G. H. (2001), “Precise Onset Detection of Human Motor Responses Using a Whitening Filter and the Log-Likelihood-Ratio Test”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 48, n. 11, pp. 1292-1305.

STEGEMAN, D. F.; BLOK J. H.; HERMENS, H. J.; ROELEVELD K. (2000), “Surface EMG Models: Properties and Applications”, *Journal of Electromyography and Kinesiology*, v. 10, pp. 313-326.

WEBSTER J. G. (1978), *Biomedical Instrumentation*, terceira edição, John Wiley & Sons, Nova Iorque, EUA.

WEBSTER J. G. (1988), *Encyclopedia of Medical Devices and Instrumentation*, terceira edição, John Wiley & Sons, Nova Iorque, EUA.

WITTEK, A.; ONO, K.; KAJZER, J.; ÖRTENGREN, R.; INAMI, S. (2001), “Analysis and Comparison of Reflex Times and Electromyograms of Cervical Muscles Under Impact Loading Surface and Fine-Wire Electrodes”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 48, n. 2, pp. 143-153.