

**DEFINIÇÃO DE PARÂMETROS PARA O ESTUDO DA FADIGA
MUSCULAR EM EXERCÍCIOS DINÂMICOS UTILIZANDO A
METODOLOGIA ACUMULATIVA-NORMALIZADA POR MEIO DE
ELETROMIOGRAFIA**

HÉDIPO JOSÉ RIBEIRO E SILVA

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

FACULDADE DE TECNOLOGIA
UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE SISTEMAS
ELETRÔNICOS E DE AUTOMAÇÃO

**DEFINIÇÃO DE PARÂMETROS PARA O ESTUDO DA
FADIGA MUSCULAR EM EXERCÍCIOS DINÂMICOS
UTILIZANDO A METODOLOGIA ACUMULATIVA-
NORMALIZADA POR MEIO DE ELETROMIOGRAFIA**

HÉDIPO JOSÉ RIBEIRO E SILVA

ORIENTADOR: JAKE CARVALHO DO CARMO
COORIENTADOR: FRANCISCO ASSIS DE OLIVEIRA NASCIMENTO

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

PUBLICAÇÃO: PGEA – 702/2018

Brasília

2018

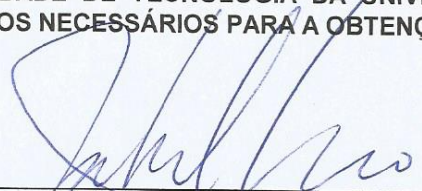
**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA**

**DEFINIÇÃO DE PARÂMETROS PARA O ESTUDO DA FADIGA
MUSCULAR EM EXERCÍCIOS DINÂMICOS UTILIZANDO A
METODOLOGIA ACUMULATIVA-NORMALIZADA POR MEIO DE
ELETROMIOGRAFIA**

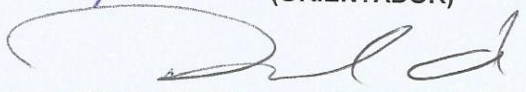
HÉDIPO JOSÉ RIBEIRO E SILVA

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO SUBMETIDA AO DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA DA FACULDADE DE TECNOLOGIA DA UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA, COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE.

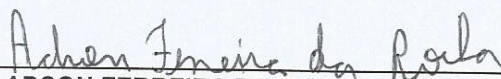
APROVADA POR:



JAKE CARVALHO DO CARMO, Dr., ENE/UNB
(ORIENTADOR)



RINALDO ANDRÉ MEZZARANE, Dr., FEF/UNB
(EXAMINADOR EXTERNO NÃO VINCULADO AO PROGRAMA)



ADSON FERREIRA DA ROCHA, Dr., ENE/UNB
(EXAMINADOR INTERNO VINCULADO AO PROGRAMA)

Brasília, 17 de agosto de 2018.

FICHA CATALOGRÁFICA

SILVA, HÉDIPO JOSÉ RIBEIRO

Definição de parâmetros para o estudo da fadiga muscular em exercícios dinâmicos utilizando a metodologia acumulativa-normalizada por meio de eletromiografia [Distrito Federal] 2018.

xv, 101p., 210 x 297 mm PGEA/ENE/FT/UnB, Mestre, Dissertação de Mestrado – Universidade de Brasília. Faculdade de Tecnologia.

Departamento de Engenharia Elétrica

- | | |
|--|----------------------------------|
| 1. Fadiga muscular | 2. Eletromiografia de Superfície |
| 3. Metodologia acumulativa-normalizada | 3. Contrações dinâmicas |
| I. ENE/FT/UnB | II. Título |

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

SILVA, HÉDIPO (2018). Definição de parâmetros para o estudo da fadiga muscular em exercícios dinâmicos utilizando a metodologia acumulativa-normalizada por meio de eletromiografia. Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica, Publicação PGEA - 702/2018, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, DF.

CESSÃO DE DIREITOS

AUTOR: Hédipo José Ribeiro e Silva.

TÍTULO: DEFINIÇÃO DE PARÂMETROS PARA O ESTUDO DA FADIGA MUSCULAR EM EXERCÍCIOS DINÂMICOS UTILIZANDO A METODOLOGIA ACUMULATIVA-NORMALIZADA POR MEIO DE ELETROMIOGRAFIA.

GRAU: Mestre ANO: 2018

É concedida à Universidade de Brasília permissão para reproduzir cópias desta dissertação de mestrado e para emprestar ou vender tais cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva outros direitos de publicação e nenhuma parte dessa dissertação de mestrado pode ser reproduzida sem autorização por escrito do autor.

Hédipo José Ribeiro e Silva

74840-090 Goiânia – Goiás – Brasil.

Dedico este trabalho à minha mãe Marli Ribeiro Silva.

AGRADECIMENTOS

Aos meus pais que são que são a base de tudo. Sou privilegiado por ter os melhores pais do mundo.

Aos meus irmãos Herones Júnior e Hiwara. A palavra “irmão” já fala por si só o que significam. Agradeço aos meus cunhados, João Paulo e Egirlene, por fazerem desta uma família mais completa.

Ao meu amor, Andreza, pelo apoio incondicional e por confiar mais em mim mais do que eu mesmo.

Ao meu orientador, Jake Carvalho do Carmo, por confiar em meu trabalho, pelos ensinamentos e acima de tudo pela amizade. O aprendizado transcende a ciência e se torna parte da vida quando se tem uma tutoria com pessoas como o Jake.

Ao meu coorientador, Francisco Assis de Oliveira Nascimento, pelo seu suporte e vasto conhecimento empenhado nesta área de pesquisa. Agradeço também ao Valdinar, um dos desenvolvedores da metodologia acumulativa-normalizada por todo o apoio e amizade.

À Universidade de Brasília pela oportunidade de um estudo de excelência e a todos que contribuem de alguma forma para manter o alto nível da nossa UnB.

RESUMO

Esta dissertação compreende o estudo da fadiga muscular, e aborda a determinação de parâmetros que possibilitem a avaliação objetiva da fadiga muscular em esforços físicos dinâmicos utilizando EMG-S (eletromiografia de superfície). O trabalho tem ênfase na busca de parâmetros que permitam a repetibilidade da avaliação em diferentes voluntários e diferentes tipos de esforços físicos. Além de índices indicadores de fadiga já consolidados na literatura, usar-se-á um indicador demonstrado pelo grupo de pesquisa da Universidade de Brasília, que mostrou bastante eficácia e sensibilidade quanto à evolução da fadiga muscular. Tanto para este parâmetro quanto para os outros abordou-se, além da verificação direta dos indicadores uma análise com indicadores acumulativos. As avaliações realizadas mostraram que, ajustando os parâmetros de processamento de sinais flexivelmente de acordo com cada sinal, tanto os novos quanto os parâmetros clássicos se mostram tão promissores na análise de exercícios dinâmicos como já observado na análise de exercícios isostáticos. Os modelos determinantes de indicadores de fadiga através de EMG-S mostraram um grau de reprodutibilidade alvissareiro em relação a diferentes pessoas, diferente exercício e diferentes músculos de estudo.

Palavras-chave: EMG; Frequência de Potência Mediana; RMS, Wavelet; Fadiga Muscular; MatLab.

ABSTRACT

This work comprises the study of muscle fatigue and addresses the determination of parameters that allow the objective evaluation of muscle fatigue in dynamic physical efforts using EMG-S (surface electromyography). The work focuses on the search for parameters that allow the repeatability of the evaluation in different volunteers and different types of physical efforts. In addition to indexes of fatigue already consolidated in the literature, an indicator will be used, demonstrated by the research group of the University of Brasília, which showed a great deal of efficacy and sensitivity regarding the evolution of muscular fatigue. For both this parameter and the others, it was approached, besides the direct verification of the indicators, an analysis with cumulative indicators. The evaluations showed that by adjusting the signal processing parameters flexibly according to each signal, both the new and the classical parameters are shown as promising in the analysis of dynamic exercises as already observed in the analysis of isotactic exercises. The determinant models of fatigue indicators through EMG-S showed a degree of reproducibility in relation to different people, different exercise and different study muscles.

Keywords: EMG; Average Power Frequency; RMS, Wavelet; Muscular Fatigue; MatLab.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Organização da musculatura esquelética	6
Figura 2 - Potencial de ação	7
Figura 3 - Fibra muscular relaxada ou contraída	8
Figura 4 - Sinal EMG no bíceps braquial.....	13
Figura 5 -Tipos de ruídos no sinal EMG.....	15
Figura 6 - Eletrodo de agulha monopolar.....	18
Figura 7 - Diferentes Tipos de Eletrodos de Superfície.....	19
Figura 8 - Eletrodo de Superfície Passivo (comercial).....	21
Figura 9 - Eletrodo de Superfície Ativo (comercial).....	21
Figura 10 - Modelo elétrico de um sistema de eletrodos para EMG conectado ao estágio de entrada de um amplificador.....	23
Figura 11 - Diagramas de bloco de um único canal de um amplificador EMG-S com filtragem em hardware.....	25
Figura 12 - Diagramas de bloco de um único canal de um amplificador EMG-S com filtragem em software.....	27
Figura 13 - Exemplo de sinal amostrado.....	28
Figura 14 - Efeito de aliasing em amostragem de sinal	28
Figura 15 - Exemplo de sinal quantizado.....	29
Figura 16 - Índices de fadiga muscular no caso de contração isométrica.....	32
Figura 17 - Janelas dos tipos Retangular, Gaussiana, Hanning e Blackman.....	33
Figura 18 - Índice de Fadiga RMS em contração dinâmica.....	35
Figura 19 - Índice de Fadiga MDF em contração dinâmica.....	37
Figura 20 - Exemplos de Wavelets mãe	40

Figura 21 - Banco de filtros representativo da Transformada de Wavelet Discreta - em cada nível sucessivo, o número de coeficientes de escala e wavelet é reduzido por dois, de modo que o número total de coeficientes seja preservado	41
Figura 22 – Funções de escada e de wavelet obtidos pela decomposição da DWT	42
Figura 23 - Índice de fadiga SWW em contração dinâmica.....	43
Figura 24 - Exemplo gráfico do índice WCR para um sinal EMG-S em esforço físico isométrico. A curva contínua representa a referência estacionária. A curva λ_a representa o resultado real do índice WCR, enquanto a λ_b é a curva manipulada subtraindo 2r da anterior.	46
Figura 25 - Sinal de EMG-S em exercício de esforço dinâmico. (A) Sinal devido ao exercício em bicicleta, ampliado de forma a mostrar o resultado de apenas dez repetições. (B) Sinal proveniente de exercício de rosca bíceps.....	53
Figura 26 - Resultado dos índices indicadores de fadiga da metodologia acumulativa-normalizada no sinal EMG-S do voluntário 01. (a) WCR com interpolação 2x e janela de 2x256. (b) WCM com interpolação 2x e janela de 2x256. (c) WCW com interpolação 2x e janela de 2x256. (d) WCR com interpolação 4x e janela de 4x512. (e) WCM com interpolação 4x e janela de 4x512. (f) WCW com interpolação 4x e janela de 4x512.....	55
Figura 27 - Resultado da análise com diferentes índices de interpolação no sinal EMG-S de exercício em bicicleta do voluntário 05 com janelas de tamanho proporcional a 256 amostras. (a) RMS com interpolação linear 1x, 2x e 4x. (b) MDF com interpolação linear 1x, 2x e 4x. (c) SWW com interpolação linear 1x, 2x e 4x. (d) WCR com interpolação linear 1x, 2x e 4x. (e) WCM com interpolação linear 1x, 2x e 4x. (f) WCW com interpolação linear 1x, 2x e 4x.....	57
Figura 28 - Resultado da análise com diferentes índices de interpolação no sinal EMG-S de exercício em bicicleta do voluntário 05 com janelas de tamanho proporcional a 512 amostras. (a) RMS com interpolação linear 1x, 2x e 4x. (b) MDF com interpolação linear 1x, 2x e 4x. (c) SWW com interpolação linear 1x, 2x e 4x. (d) WCR com interpolação linear 1x, 2x e 4x. (e) WCM com interpolação linear 1x, 2x e 4x. (f) WCW com interpolação linear 1x, 2x e 4x.....	58

Figura 29 - Resultado da análise com diferentes índices de interpolação no sinal EMG-S de exercício em bicicleta do voluntário 05 com janelas de tamanho proporcional a 1024 amostras. (a) RMS com interpolação linear 1x, 2x e 4x. (b) MDF com interpolação linear 1x, 2x e 4x. (c) SWW com interpolação linear 1x, 2x e 4x. (d) WCR com interpolação linear 1x, 2x e 4x. (e) WCM com interpolação linear 1x, 2x e 4x. (f) WCW com interpolação linear 1x, 2x e 4x.....	59
Figura 30 - Resultado da análise com diferentes tipos de janelas no sinal EMG-S de exercício em bicicleta dos voluntários 02 e 09. (a) WCR com janelamento retangular e hamming – voluntário 02. (b) WCM com janelamento retangular e hamming – voluntário 02. (c) WCW com janelamento retangular e hamming – voluntário 02. (d) WCR com janelamento retangular e hamming – voluntário 09. (e) WCM com janelamento retangular e hamming – voluntário 09. (f) WCW com janelamento retangular e hamming – voluntário 09.....	62
Figura 31 - Resultado da análise com diferentes tamanhos de janelas (4x256, 4x512 e 4X1024) no sinal EMG-S de exercício em bicicleta dos voluntários 05 e 09 com interpolação 4x linear. (a) WCR – voluntário 05. (b) WCM– voluntário 05. (c) WCW – voluntário 05. (d) WCR – voluntário 09. (e) WCM– voluntário 09. (f) WCW – voluntário 09.	63
Figura 32 - Sinal de EMG-S em exercício de bicicleta, ampliado e definido limites segundo o limiar definido pelo RMS	66
Figura 33 - Resultado da análise com o método das janelas de tamanho variável aplicado ao sinal EMG-s. (a) e (b) exercício em bicicleta - voluntários 03 e 05. (c) e (d) exercício em rosca bíceps - voluntários 06 e 12.....	68
Figura 34 - Novo sinal gerado pela união das bulhas recortadas segundo o limiar definido pelo RMS do sinal do ciclo	69
Figura 35 - - Novo sinal gerado pela união das bulhas recortadas segundo o limiar definido pelo RMS do sinal do ciclo, ampliado	70
Figura 36 – Limiar RMS, janela fixa em 256 amostras, exercício em bicicleta – voluntário 03.	71

Figura 37 - Limiar 1xRMS, janela fixa em 512 amostras, exercício em bicicleta – voluntário 03.	71
Figura 38 - Limiar 1xRMS, janela fixa em 1024 amostras, exercício em bicicleta – voluntário 03.....	72
Figura 39 - Limiar RMS, método de janela com tamanho variável, exercício em bicicleta – Voluntário 03.....	73

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Estatística das amostras de módulo superior a 10% do valor de pico do ciclo.....	64
<i>Tabela 2 - Estatística de conformidade com a teoria. Método das janelas de tamanho variável com limiar definido pelo RMS do ciclo.</i>	<i>73</i>
Tabela 3 - Estatística de conformidade com a teoria. Método do sinal concatenado, com limiar definido pelo RMS do ciclo e janelas secundarias de 256 amostras.....	74
Tabela 4 - Estatística de conformidade com a teoria. Método do sinal concatenado, com limiar definido pelo RMS do ciclo e janelas secundarias de 512 amostras.....	74
Tabela 5 - Estatística de conformidade com a teoria. Método do sinal concatenado, com limiar definido pelo RMS do ciclo e janelas secundarias de 1024 amostras.....	74

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

EMG	Eletromiografia
EMG-S	Eletromiografia de Superfície
MDF	Median frequency (frequência de potência mediana)
MUAP	Motor unit action potential (potenciais de ação da unidade motora)
PA	Passa altas
PB	Passa baixas
PSD	Power spectrum density (espectro de potência)
RMS	Root mean square (raiz quadrática média)
SNR	Singal-to-noise ratio (relação sinal ruído)
STDT	Short Time Fourier Transform
SWW	Scale weighted Wavelet (escalar ponderado Wavelet)
TFTD	Transformada de Fourier de Tempo Discreto
TWC	Transformada de Wavelet Contínuo
TWD	Transformada de Wavelet Discreta
UM	Unidade Motora
VL	Vasto Lateral
WCM	Weighted-Cumulated MDF
WCR	Weighted-Cumulated Root Mean Square
WCW	Weighted-Cumulated Wavelet

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	1
1.1	OBJETIVOS	4
1.1.1	<i>OBJETIVO PRINCIPAL</i>	4
1.1.2	<i>OBJETIVOS ESPECÍFICOS</i>	4
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	5
2.1	FISIOLOGIA MUSCULAR ESQUELÉTICA	5
2.1.1	<i>Características anatômicas da musculatura esquelética</i>	5
2.1.2	<i>Etapas Gerais da Contração Muscular</i>	7
2.1.3	<i>Força Máxima da Contração e O Efeito de Escada</i>	9
2.1.4	<i>Sistema de Fadiga Muscular</i>	9
2.2	USO DA ELETROMIOGRAFIA (EMG) NO ESTUDO DA FADIGA MUSCULAR	10
2.3	CONSUMO MÁXIMO DE OXIGÊNIO (VO ₂ . MÁXIMO)	10
3	SINAL ELETROMIOGRÁFICO	12
3.1	AQUISIÇÃO DO SINAL.....	16
3.1.1	<i>Eletrodos</i>	16
3.1.2	<i>Amplificador</i>	22
3.1.3	<i>Filtros</i>	24
3.1.4	<i>Conversor A/D</i>	27
4	PROCESSAMENTO DE SINAL EMG E OS INDICADORES DE FADIGA	30
4.1	JANELAMENTO DE SINAIS	32
4.2	ANÁLISE NO DOMÍNIO DO TEMPO	34
4.3	ANÁLISE NO DOMÍNIO DA FREQUÊNCIA	36
4.4	ANÁLISE NO DOMÍNIO TEMPO-FREQUÊNCIA.....	38
4.4.1	<i>Transformada de Wavelet</i>	39
4.4.2	<i>INDICADOR TEMPO-FREQUENCIAL DE FADIGA – SWW (Scale Weighted Wavelet)</i>	42

4.5	INDICADORES DE FADIGA ACUMULATIVOS-NORMALIZADOS.....	44
5	METODOLOGIA	47
5.1	SINAIS DE CICLISMO	47
5.1.1	<i>Amostra.....</i>	<i>47</i>
5.1.2	<i>Equipamentos.....</i>	<i>47</i>
5.1.3	<i>Protocolo</i>	<i>48</i>
5.2	SINAIS DO EXERCÍCIO DE ROSCA BÍCEPS.....	48
5.2.1	<i>Amostra.....</i>	<i>48</i>
5.2.2	<i>Equipamentos.....</i>	<i>49</i>
5.2.3	<i>Protocolo</i>	<i>49</i>
5.3	PROCESSAMENTO DOS DADOS	50
6	PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL E RESULTADOS.....	52
6.1	INTERPOLAÇÃO (GRAU E TIPO);.....	55
6.2	TIPO DE JANELAMENTO	60
6.3	DIMENSÕES DAS JANELAS;.....	63
6.3.1	<i>MÉTODO 01 – JANELAS DE TAMANHO VARIÁVEL</i>	<i>67</i>
6.3.2	<i>MÉTODO 02 – SINAL CONCATENADO</i>	<i>68</i>
7	CONCLUSÃO	75
8	REFERÊNCIAS	77

1 INTRODUÇÃO

Uma característica crucial dos animais é a sua capacidade de se deslocar no ambiente. Os atuadores de movimento são os músculos cujas contrações geram forças atuante nos ossos aos quais estão conectados. Algumas propriedades contráteis, não podem ser facilmente investigadas *in vivo*, ambos por causa da dificuldade de inserir sensores de força em série com os tendões, além de que em condições normais, diferentes músculos atuam no mesmo segmento esquelético.

O comportamento dos membros humanos e sua correlação com a ativação muscular tem sido objeto de pesquisa recentemente. Diversos são os fenômenos que podem dificultar o correto funcionamento da musculatura humana. O presente trabalho tem como foco o estudo da fadiga muscular, que como será mostrado é um fenômeno fisiológico de grande interesse da comunidade científica. Com sua difícil quantificação, buscar-se-á um método facilitador da mesma.

A fadiga pode estar relacionada a diversas condições clínicas, como insuficiência renal crônica, insuficiência cardíaca congestiva, câncer, doenças musculoesqueléticas, síndrome de fadiga crônica, doença pulmonar obstrutiva crônica e HIV. (EVANS; LAMBERT, 2007). Todavia neste trabalho abordar-se-á a fadiga relacionada a atividade muscular.

A fadiga muscular tem sido objeto de estudo dentro da comunidade científica já há algum tempo, tendo as pesquisas nesta área se intensificado bastante nos últimos anos. Desde os anos 80 é feita a análise deste parâmetro através da eletromiografia e graças ao avanço tecnológico nas últimas décadas foi possível consolidar o processamento do sinal eletromiográfico (EMG) como uma maneira eficaz de determinação de fadiga muscular.

Contrariamente ao que se pensa intuitivamente, fadiga muscular não se trata de um fenômeno pontual a ocorrer instantaneamente em um determinado tempo. Trata-se, na verdade de um processo gradual que tem início quase simultaneamente com as primeiras contrações musculares de uma atividade física. Enoka e Duchateau, (2008) dizem que o termo fadiga muscular é usado para denotar uma diminuição transitória na capacidade de realizar ações físicas.

Em se tratando dos efeitos da fadiga muscular, segundo (ALLEN; WESTERBLAD, 2001) a atividade intensiva dos músculos causa um declínio no desempenho, conhecido como fadiga. De acordo com (LORIST et al., 2002) realizar uma tarefa motora por longos períodos

de tempo induz a fadiga do músculo, que geralmente é definida como um declínio na capacidade de uma pessoa exercer força.

Estudos acerca deste fenômeno têm tido grande relevância em torno da fisiologia muscular. A literatura abrange seu uso desde a determinação de doenças como a Síndrome da Fibromialgia até a utilização como parâmetro de treinamento de atletas, como em treinamentos de força. Em diversas dessas aplicações busca-se como variável o nível de fadiga que, em grande parte de treinamentos e análises, é determinado utilizando-se dois métodos clássicos, $\dot{V}O_2$ máximo e nível de ácido láctico.

O acúmulo de ácido láctico é também associado à diminuição na geração máxima de força, é considerado um dos principais agentes fatigantes (MCARDLE, W.D.; KATCH, F.I.; KATCH, 1992). O aumento de ácido láctico no sangue ocorre durante atividade física intensa e pode ter sua concentração medida por método invasivo, mas é necessário que o exercício seja interrompido periodicamente, impedindo a análise on-line.

O $\dot{V}O_2$ máximo é tido como o máximo volume de oxigênio por unidade de tempo que um indivíduo consegue captar respirando ar atmosférico durante a atividade física, trata-se do consumo máximo de oxigênio (LEAL et al., 2006). Dentre as maneiras de se mensurar tal parâmetro, destaca-se a ergo espirometria, sendo um método não invasivo que abrange a análise de gases expirados, variáveis respiratórias e oximetria.

Sendo estes os métodos mais utilizados na mensuração de fadiga, é natural que a literatura apresente mais resultados e parâmetros em relação aos seus respectivos índices. Isso quer dizer que num treinamento de força por exemplo, tem-se várias diretivas em relação ao $\dot{V}O_2$ máximo, mas poucas em relação à frequência de potência mediana do sinal de EMG, por exemplo.

A busca por discriminadores objetivos de fadiga através da análise do sinal eletromiográfico tem sido recente objeto de estudo. Existem variadas técnicas, metodologias e equipamentos que auxiliam na obtenção de parâmetros com razoável invariância espacial e temporal em relação a fadiga muscular determinada por EMG. Aqui o intuito é uma abordagem relativamente simples para a determinação confiável, através de processamento de sinal de EMG, da evolução da fadiga durante um esforço físico dinâmico.

A busca por parâmetros para determinação da fadiga muscular em exercícios de esforço físico dinâmicos no presente trabalho abordara também indicadores clássicos dentro do estudo de EMG como frequência de potência mediana e RMS do sinal. Entretanto a principal

metodologia a ser abordada é a acumulativa-normalizada descrita por (ROCHA; DO CARMO; NASCIMENTO, 2017). Esta metodologia apresenta algumas vantagens em relação às metodologias clássicas, como a atenuação de ruídos e padronização para comparações entre índices ou entre coletas em momentos diferentes.

A recente metodologia discutida apresenta proposta em relação à indicadores temporais, frequenciais e tempo-frequenciais. O presente trabalho também abordará análises nos três domínios, mas em especial será abordado a metodologia acumulativa-normalizada em relação à um índice estimador de fadiga definido a partir da transformada de Wavelet, que possibilita análise do sinal tanto em relação à frequência quanto em relação ao tempo.

1.1 OBJETIVOS

1.1.1 OBJETIVO PRINCIPAL

Definir parâmetros de processamento de sinais que resultem maior reprodutibilidade de índices de fadiga muscular, utilizando a metodologia acumulativa-normalizada, por meio de eletromiografia de superfície.

1.1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- 1) Analisar a influência da interpolação do sinal de EMG-S para determinação de fadiga.
- 2) Verificar diferenças no resultado do processamento com janelamento do tipo retangular ou *Hamming*.
- 3) Testar diferentes tamanhos de janelas para extração de sinal e verificar influencia destes.
- 4) Determinar como extrair do sinal EMG-S as amostras a serem processadas e analisadas em exercícios dinâmicos.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 FISILOGIA MUSCULAR ESQUELÉTICA

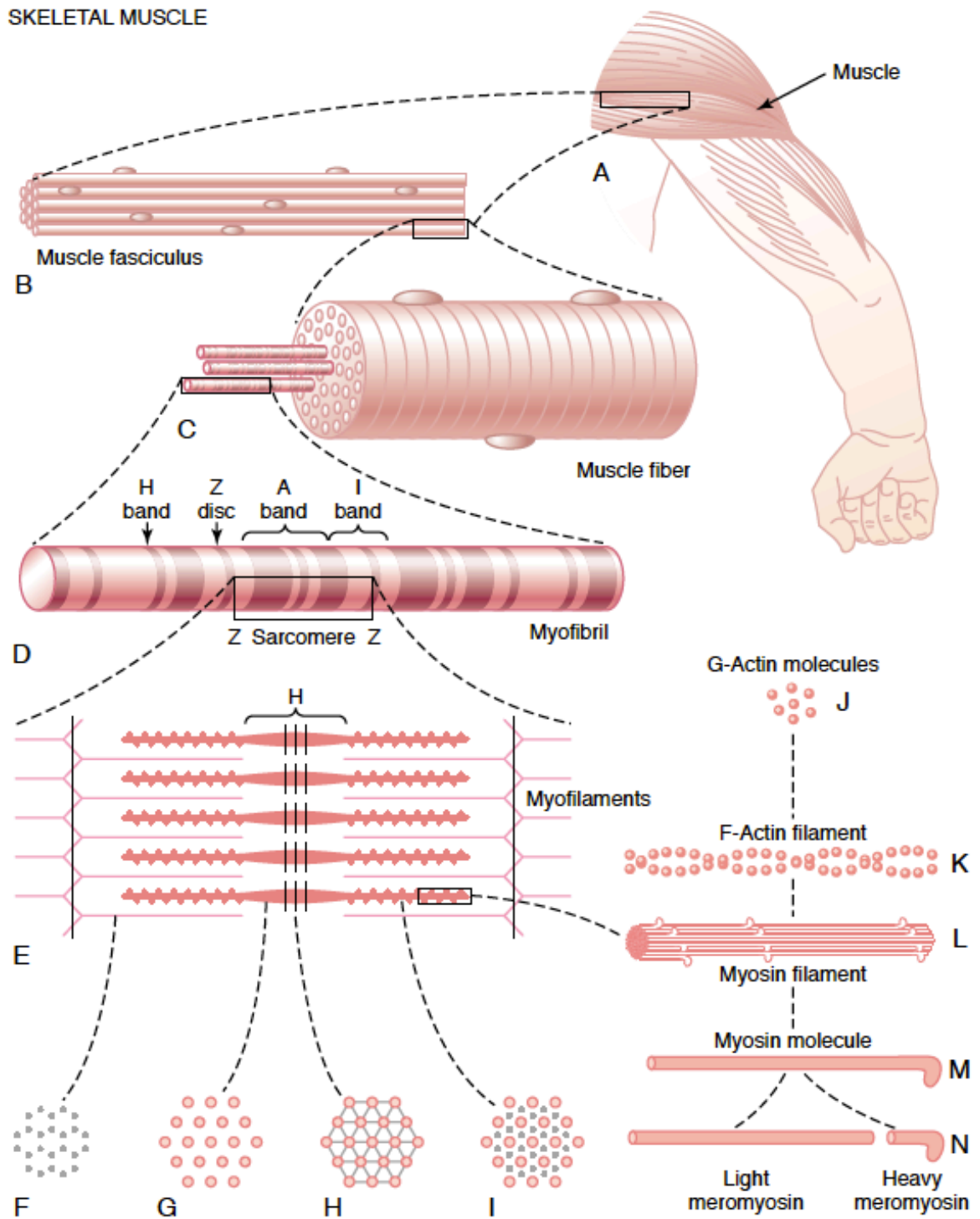
2.1.1 Características anatômicas da musculatura esquelética

Sabe-se que a composição primordial da musculatura é originalmente de proteínas. Estas juntamente com outras moléculas auxiliares são responsáveis por toda estrutura anatômica e fisiológica do tecido muscular. Sua forma organizacional é disposta em forma de estruturas denominadas fibras, onde cada fibra contém centenas a milhares de miofibrilas e se formam longitudinalmente como uma rede extremamente organizada (GUYTON; HALL, 2006).

Segundo (GUYTON; HALL, 2006), cada miofibrila é composta por cerca de 1.500 filamentos de miosina e por 3.000 filamentos de actina, sendo os de miosina mais espessos que os de actina. Estes filamentos se encontram parcialmente interditados, fazendo com que ocorra alternância de faixas escuras e claras na miofibrila, onde as claras contêm apenas filamentos de actina, denominadas de faixas I, e as escuras, filamentos de miosina e extremidades de filamentos de actina, denominadas faixas A.

As extremidades dos filamentos de actina se encontram ligados ao chamado disco Z, este cruza transversalmente toda a miofibrila e também de miofibrila para miofibrila conectando-as umas às outras por toda fibra muscular. O segmento de miofibrila situado entre dois discos Z é denominado sarcômero, este quando em contração muscular, tem cerca de 2 micrometros. Nesse comprimento os filamentos de actina se sobrepõem completamente aos de miosina. A estrutura da fibra muscular é revestida pelo sarcolema que consiste em uma verdadeira membrana plasmática, que se funde com uma fibra do tendão, que por sua vez se agrupam em feixes e se inserem nos ossos. A FIGURA 1 apresenta a organização músculo esquelética descrita acima de forma detalhada.

Figura 1 - Organização da musculatura esquelética

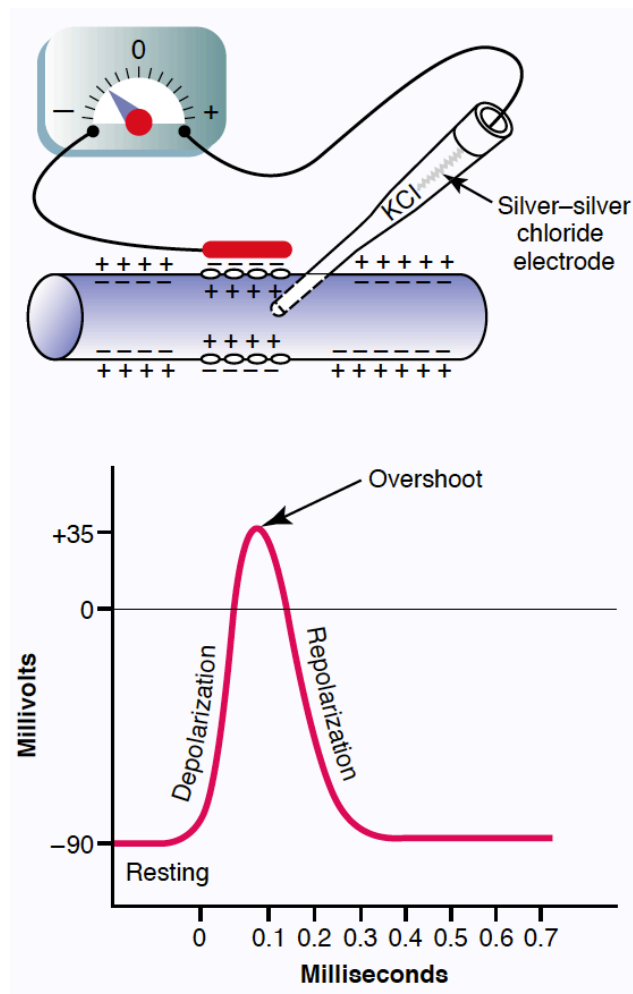


FONTE: (GUYTON; HALL, 2006).

2.1.2 Etapas Gerais da Contração Muscular

A contração muscular envolve processos que cursam de um estímulo, originando um potencial de ação, e culminam com a contração e posterior relaxamento do músculo recrutado. Primeiramente os potenciais de ação são propagados pelo nervo motor até suas terminações nas fibras musculares, posteriormente o nervo secretará na fenda sináptica pequenas quantidades do neurotransmissor acetilcolina, esta agirá abrindo múltiplos canais dependentes de acetilcolina. A abertura destes canais permitirá a difusão de grande quantidade de íons sódio para o lado interno da membrana das fibras musculares, desencadeando um potencial de ação na membrana. A Figura 2 mostra esquematicamente a mensuração do potencial de ação de gerado por contração muscular.

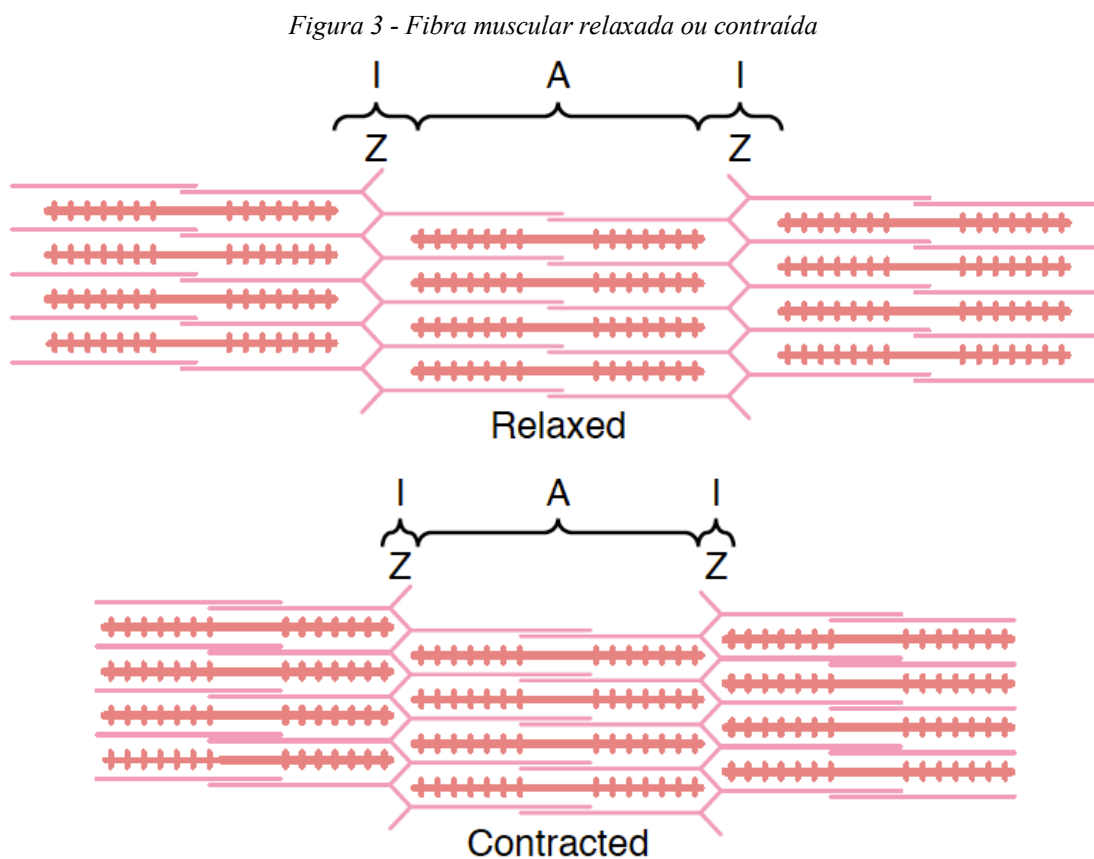
Figura 2 - Potencial de ação



FONTE: (GUYTON; HALL, 2006).

O potencial de ação será propagado por todo o sarcolema idêntico a propagação na fibra nervosa, este despolarizará a membrana muscular e grande parte da eletricidade fluirá pelo centro da fibra muscular. Após isso o retículo sarcoplasmático irá liberar uma grande quantidade de íons cálcio por ele armazenados. O cálcio ativa as forças atrativas entre os filamentos de miosina e actina, deslizando-os ao lado um do outro, gerando o processo contrátil (GUYTON; HALL, 2006).

Após a contração, os íons cálcio são bombeados de volta a retículo sarcoplasmático, onde ali serão armazenados até que outro potencial de ação seja desencadeado, por sua vez a retirada de íons cálcio das miofibrilas cessará a contração muscular anteriormente estabelecida (GUYTON; HALL, 2006). A Figura 3 apresenta a disposição dos filamentos nas condições de contração e relaxamento muscular.



FONTE: (GUYTON; HALL, 2006).

2.1.3 Força Máxima da Contração e O Efeito de Escada

De acordo com (GUYTON; HALL, 2006), a força máxima de contração de um músculo em atividade, em seu comprimento normal é em torno de 3 a 4 quilogramas por centímetro quadrado de musculo. No musculo quadríceps por exemplo cerca de 363 quilogramas de tensão podem ser aplicados ao tendão patelar. Assim é compreendido como um musculo pode então arrancar o tendão de suas inserções ósseas.

Quando um músculo inicia o processo de contração após um período prolongado de repouso, sua força de contração inicial pode ser mínima, tanto quanto a metade de sua força após 10 a 50 contrações seguintes. Portanto a força de contração aumenta até alcançar um fenômeno denominado efeito escada. Tal fenômeno tem causas desconhecidas, no entanto, acredita-se que tem origem devido ao aumento de íons cálcio no citosol, devido a uma liberação continua deste íon pelo reticulo sarcoplasmático a cada potencial de ação do musculo e a falha do sarcoplasma de recapturar esses íons (GUYTON; HALL, 2006).

2.1.4 Sistema de Fadiga Muscular

Uma vez ocorrendo contrações fortes e prolongadas, o musculo é levado a um estado conhecido como fadiga muscular. Os efeitos da fadiga na sua maior parte surgem da incapacidade de contração e do processo metabólico das fibras de continuarem a manter o seu trabalho. No entanto, a transmissão de sinais nervosos pela junção neuromuscular também pode diminuir após atividade muscular intensa, e assim diminuir a contração muscular. A interrupção do fluxo sanguíneo durante a contração do musculo, leva a fadiga muscular rapidamente devido à perda de suprimento de nutrientes, principalmente oxigênio (GUYTON; HALL, 2006).

A fadiga muscular (FM), é definida como qualquer redução na capacidade do sistema neuromuscular de gerar força, e é um fenômeno comum na pratica de esportes de resistência, tornando-se uma experiência usual nas atividades diárias de praticantes de atividades físicas (YEUNG; AU; CHOW, 1999). O início da atividade muscular voluntária envolve muitos processos que tem início no controle cortical no cérebro e terminam com a formação das pontes cruzadas dentro da fibra muscular. A fadiga muscular, portanto, pode se desenvolver como resultado da falha de qualquer um dos processos envolvidos na contração muscular (TAYLOR; BUTLER; GANDEVIA, 2000). A fadiga muscular altera adversamente a

propriocepção (modalidade sensorial que engloba as sensações de movimento articular e de posição articular e o controle postural) (MIURA et al., 2004).

2.2 USO DA ELETROMIOGRAFIA (EMG) NO ESTUDO DA FADIGA MUSCULAR

O estudo da função muscular é medido por meio da análise do sinal elétrico emitido pelo músculo esquelético, habitualmente realizado por meio da técnica de eletromiografia (EMG) (BASMAJIAN; DE LUCA, 1963). O desenvolvimento da tecnologia de registo eletromiográfico na detecção dos potenciais eléctricos produzidos durante a atividade muscular, assim como os procedimentos de armazenamento, processamento e quantificação do sinal, têm permitido o uso, cada vez mais massivo da EMG em diversas áreas, das quais se destacam a neurologia, neurofisiologia, a neurocirurgia, a ortopedia, a reabilitação, a ergonomia, a biomecânica e a medicina desportiva (CLARYS; CABRI, 1993).

A análise do sinal eletromiográfico em exercício possibilita o estudo *in vivo* da manifestação da fadiga de um determinado músculo. Entretanto, o uso da EMG como instrumento de estudo da fadiga muscular, deve ser encarado com conhecimento das limitações impostas pelo equipamento e pela sua utilização. De fato, as técnicas de EMG de superfície apresentam bastante utilidade, embora devam ser implementadas com o conhecimento dos mecanismos fisiológicos e biomecânicos subjacentes à geração e propagação do sinal elétrico correspondente ao potencial de ação (MERLETTI; RAINOLDI; FARINA, 2001).

2.3 CONSUMO MÁXIMO DE OXIGÊNIO (VO₂ MÁXIMO)

O VO₂max é um parâmetro de avaliação da potência máxima aeróbia ele mede a taxa máxima de captação e utilização de O₂ pelo organismo frente a um determinado exercício. Pesquisadores diversos o consideram como melhor indicador da capacidade do sistema cardiovascular, uma vez que está diretamente relacionado com o débito cardíaco, com o conteúdo arterial de O₂ e com a capacidade extrativa de O₂ a nível muscular. Porém as necessidades individuais variam, o VO₂max é habitualmente relativizado ao peso corporal do indivíduo e expresso em mlO₂/min/kg. O VO₂max pode ser determinado a partir da equação de, calculando o produto do débito cardíaco pela diferença arteriovenosa de O₂ (SANTOS, 2000).

$$VO_2 = Q \times dif. (art. - ven.) O_2$$

A determinação do VO₂max pode ser realizada através de dois métodos, sendo eles denominados como diretos e indiretos. Nos métodos indiretos, testes submáximos são feitos, e a avaliação do VO₂max fundamenta-se na regressão linear entre o consumo de oxigênio e a frequência cardíaca (FC). Entretanto, deve-se levar em conta a labilidade da FC. Nos métodos diretos, o VO₂max é determinado através da análise do gás expirado, enquanto o indivíduo realiza um esforço incremental, prolongado até à exaustão. Deste modo, à medida que a carga de trabalho aumenta, respectivamente o consumo de oxigênio também aumenta, de forma linear, até atingir um ponto máximo, correspondente ao VO₂max (SANTOS, 2000).

A literatura identifica um conjunto de critérios variados que possibilitam saber se o indivíduo testado conseguiu atingir o seu VO₂max. Dentre estes, o critério mais objetivo, que não deixa brechas para qualquer tipo de dúvida quanto ao seu atingimento, é a observação de um platô no VO₂ nos 2-3min finais do teste, independente do incremento da carga. No entanto, fisiologistas experientes costumam levar em conta outros padrões na avaliação laboratorial de atletas, estas embora aparentemente menos objetivas, são capazes de fornecer dados preciosos sobre o estado de exaustão do indivíduo testado. Estas, são um conjunto de sinais exteriores de fadiga e de fácil observação, tais como as alterações na coordenação de movimentos, na ventilação, na sudação e na ruborização. Uma vez determinado o VO₂max, torna-se possível, hierarquizar os indivíduos submetidos ao teste em termos da sua potência máxima aeróbia, como também definir faixas de intensidade que sejam semelhantes para indivíduos com condições aeróbias diferentes (SANTOS, 2000).

3 SINAL ELETROMIOGRÁFICO

O sinal eletromiográfico é o registro da atividade elétrica relacionada à atividade muscular. Efetivamente representam a superposição dos potenciais de ação, originários das despolarizações nas fibras musculares, das unidades motoras ativas em determinado instante. Os EMG fornecem informações relativas à função motora periférica e central, sendo medido e processado para análise de diversas propriedades do músculo. Processamentos tanto do sinal no domínio do tempo como de seu espectro desvelam, dentre outras, propriedades como grau ativação muscular e fadiga.

Deve-se destacar a importância do conhecimento da origem e características do sinal EMG, além da anatomia e fisiologia muscular. Pois depois de obtenção do sinal, processamento do mesmo ainda é necessária uma análise acerca dos dados obtidos neste processo. De acordo com (SODERBERG; COOK, 1984) a amplitude real do sinal de EMG varia de -90 mV (estado polarizado) a +20 mV (estado despolarizado).

(MERLETTI; RAINOLDI; FARINA, 2001) afirma que este sinal tem as características que seguem amplamente investigadas e já bem conhecidas. Sendo seu valor instantâneo aparentemente aleatório com uma distribuição gaussiana na faixa de 10-500 mVrms. A amplitude é estimada usando o valor quadrático médio (RMS), ou alternativamente, o valor retificado médio (ARV).

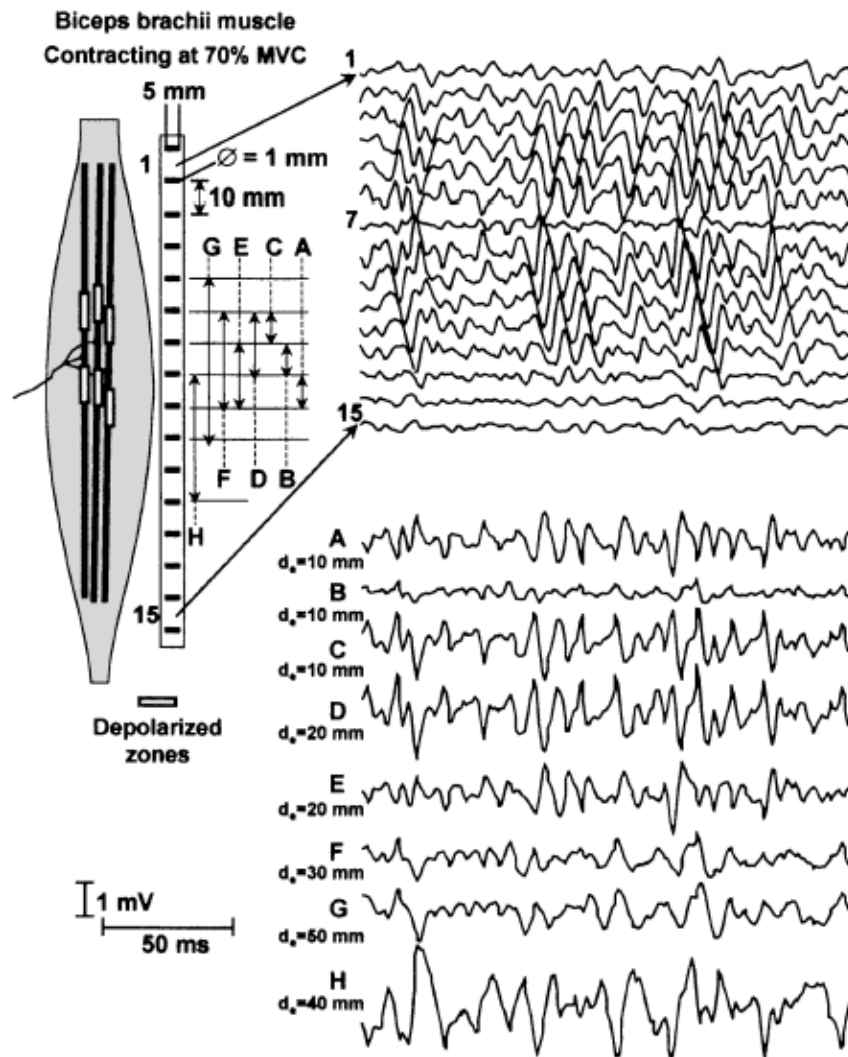
Seus harmônicos, que são obtidos por meio da análise de Fourier, estão na faixa de frequência de 10-400 Hz. A frequência média (centroide ou centro de gravidade, indicado como MNF) do espectro está na faixa de 70-130 Hz, e a frequência mediana - valor de frequência que divide o espectro em duas partes contendo potência igual, indicada como MDF - é na faixa de 50-110 Hz.(MERLETTI; RAINOLDI; FARINA, 2001)

No caso do espectro de frequência há uma pequena divergência entre diferentes autores. Alguns defendem que a faixa de frequência predominante do sinal eletromiográfico se encontra entre 20 e 150 Hz. Enquanto outros estabelecem que está entre 20 e 250 Hz. Para evitar qualquer tipo de equívoco desta natureza os filtros utilizados não farão atenuações na maior dessas faixas.

Embora a eletromiografia esteja disponível há mais de quatro décadas, desenvolvimentos recentes em instrumentação, eletrônica e processamento de sinais permitiram um recente avanço da EMG como poderosa técnica de análise da função muscular. Contudo diversos fatores fisiológicos, anatômicos e técnicos afetam parâmetros do sinal

eletromiográfico o que torna mais complexa sua análise e consequente relação com propriedades do músculo. De acordo com (DE LUCA et al., 2010) o sinal eletromiográfico é composto pelo sinal que se origina no músculo e de vários componentes de ruídos endêmicos e inevitáveis que contaminam o sinal e podem levar à uma interpretação errônea do mesmo.

Figura 4 - Sinal EMG no bíceps braquial.



FONTE:(DE LUCA et al., 2010).

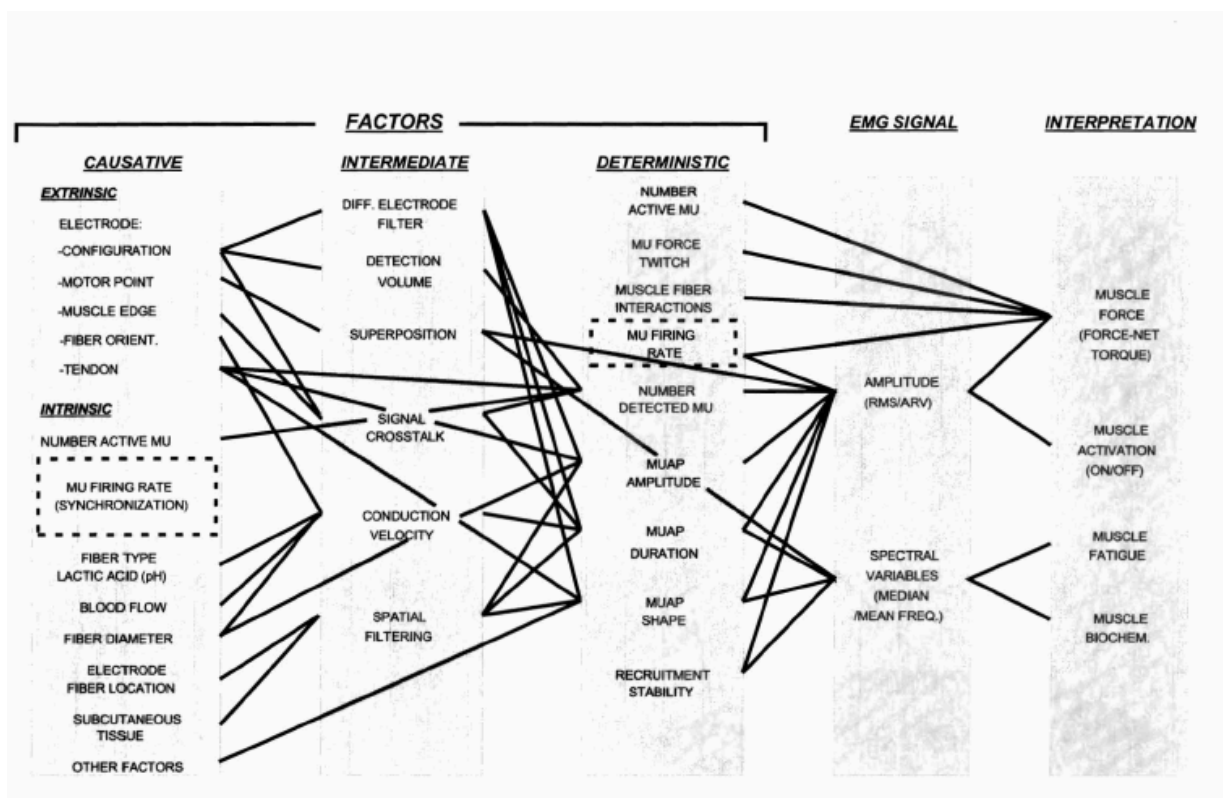
Os efeitos de alguns destes fatores podem ser facilmente amenizados por meio de melhoramento no processamento de sinal e no próprio hardware de aquisição, outros já trazem uma complexidade bastante significativa. (DE LUCA, 1997) agrupa esses fatores em três categorias, fatores causais, intermediários e deterministas.

Os fatores causais possuem efeito básico ou elementar no sinal e são divididos em dois grupos: extrínseco e intrínseco. Os fatores causais extrínsecos são aqueles associados à estrutura do eletrodo e sua fixação na pele acima do músculo. Os fatores causais intrínsecos que, diferentemente dos extrínsecos não podem ser controlados, são as características fisiológicas, anatômicas e bioquímicas do músculo (DE LUCA, 1997).

Os fatores intermediários representam fenômenos físicos e fisiológicos que são influenciados por um ou mais fatores causais e, por sua vez, influenciam os fatores deterministas. Neste grupo são incluídos, dentre outros, os aspectos de filtragem de banda do eletrodo, o volume de detecção do eletrodo, crosstalk dos músculos próximos, velocidade de condução dos potenciais de ação que se propagam ao longo da membrana das fibras musculares, o efeito de filtragem espacial devido à posição relativa do eletrodo e às fibras musculares ativas (DE LUCA, 1997).

Os fatores deterministas possuem influência direta na informação no sinal EMG e incluem, dentre outras o número de unidades motoras ativas, a interação mecânica entre fibras musculares, a taxa de disparo da unidade motora, o número de unidades motoras detectadas, a estabilidade de recrutamento de unidades motoras (DE LUCA, 1997). A Figura 5 esquematiza a influencia dos diferentes tipos de fatores no sinal EMG.

Figura 5 -Tipos de ruídos no sinal EMG.



FONTE: (DE LUCA, 1997).

Segundo (TURKER, 1993) o registro elétrico da atividade muscular pode ser distorcido por diversos fatores como a fonte de energia elétrica, artefatos mecânicos, artefatos de estímulo e até a atividade de outros músculos. Em laboratório é fácil notar esses tipos de interferência, até uma lâmpada com reator acesa traz ruídos para o sinal, trata-se da interferência eletromagnética, que também é causada por ondas de rádio, TV e equipamentos eletrônicos em geral. Dentre as interferências em sinais de baixa potência é comum as harmônicas de 60 Hz devido à rede elétrica.

A própria natureza dos eletrodos e amplificadores pode causar ruídos no sinal. No primeiro caso isso pode ser devido ao movimento entre este equipamento e a pele - ou músculo no caso de eletrodos invasivos - e devido a propriedade física dos metais dos eletrodos. Enquanto que nos amplificadores isso ocorre devido as propriedades dos semicondutores utilizados nos mesmos. (TURKER, 1993) ao abordar estas interferências reconhece que não podem ser totalmente eliminadas, mas existem técnicas que as reduzem a um nível satisfatório.

O tecido muscular possui uma impedância interna à propagação de corrente elétrica, ou seja, o próprio tecido também dificulta a detecção do sinal elétrico devido à atividade muscular. Devido à anatomia do músculo a impedância é dependente da direção do sinal e claro, da distância entre a fonte e o receptor do sinal. Isso torna bastante difícil determinar, precisamente, como a corrente elétrica se distribui internamente ao músculo.

(SODERBERG; COOK, 1984) mostra em seu trabalho que a eletromiografia é composta por quatro itens principais, a fonte de sinal, o transdutor utilizado para captar o sinal, o amplificador e o processamento de sinal. A seguir será mostrado as etapas do estudo de fadiga por EMG, apresentando a importância de cada item desde o eletrodo até os softwares de processamento digital de sinais.

Consequente é importante a utilização de uma plataforma de aquisição e processamento de sinais robusta e confiável, capaz de produzir dados confiáveis para que não seja comprometida a análise clínica. A seguir serão abordados os conhecimentos, instrumentação e processamentos necessários para que isso ocorra.

3.1 AQUISIÇÃO DO SINAL

3.1.1 Eletrodos

Os eletrodos são os instrumentos de detecção de corrente elétrica do sistema de eletromiografia. Podem ser fixados na pele ou introduzidos no músculo e registram a diferença de potencial provocada pelas unidades motoras. Trata-se do local de interface entre o músculo/corpo e o sistema de EMG. O processo de detecção de um sinal biológico envolve a transdução da corrente iônica, fluindo através de o corpo, em corrente elétrica (fluxo de elétrons) nos circuitos de entrada do equipamento. Este processo é realizado por reações de redução-oxidação que ocorrem na interface entre os eletrodos e a solução aquosa soluções iônicas do corpo.

Quanto à corrente elétrica os eletrodos se dividem em eletrodos polarizáveis e não polarizáveis. Em que o primeiro tipo não permite a passagem de corrente elétrica, devido à corrente provir da distribuição de cargas iônicas no eletrólito. Enquanto o segundo tipo permite a passagem de corrente elétrica pela interface e nesse caso não a mudança na distribuição de cargas.

Existem diversos tipos de eletrodos que devem ser selecionados para utilização de acordo com o tipo de músculo, local deste e objetivo do estudo, exame ou análise clínica. Em músculo profundos, por exemplo, utiliza-se eletrodo de fio que é menos suscetível à crosstalk.(DE LUCA, 1997). (HASHEMI et al., 2013) aborda, inclusive, estudos que utilizam múltiplos eletrodos na gravação do sinal de EMG.

O sinal EMG não é necessariamente obtido por um único eletrodo, pode ser obtido pela combinação de vários deles. O sistema de eletromiografia se classifica em relação a isto como monopolar, bipolar ou multipolar. Configuração esta que também é determinada de acordo com a necessidade da análise. Portanto em análise mais simplistas usa-se a configuração monopolar, e de acordo com a complexidade e necessidade de alta rejeição de sinal comum aumenta-se a multiplicidade dos eletrodos.

Os eletrodos podem ser utilizados não apenas na eletromiografia, mas também na realização de exames de ECG (eletrocardiograma), que não é o foco do presente trabalho. A principal classificação de tipos de eletrodo define dois tipos, os invasivos que são eletrodos de fio ou agulha inseridos intramuscularmente e os de superfície que são colocados na superfície da pele e obviamente não são invasivos.

3.1.1.1 Eletrodos Intramusculares

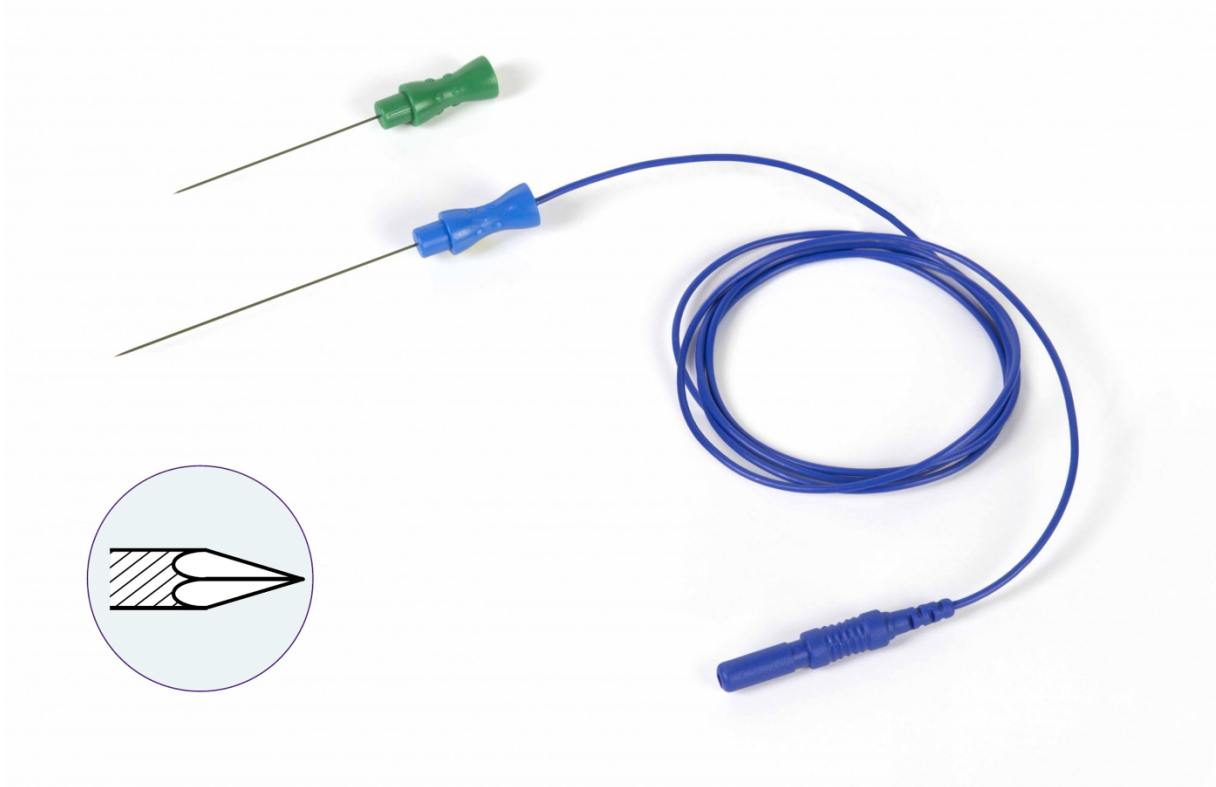
Desde 1929, quando Adrian e Bronk propuseram o eletrodo da agulha concêntrica, vários sistemas para a detecção de sinais EMG intramuscular foram desenvolvidos. Atualmente se destacam os eletrodos tipos agulha e fio. Ambos são invasivos e capazes de detectar o potencial de ação de uma única unidade motora (conjunto de um único neurônio motor alfa e todas as fibras musculares que ele inerva). Por sua natureza os eletrodos invasivos não descartáveis devem ser limpos e esterilizados para retirar células de pele, sangue e tecido muscular.

Com a alta especificidade da unidade motora estes eletrodos são geralmente utilizados em estudos clínicos em que se busca menor interferência de músculos vizinhos, com a vantagem de alta redução de crosstalk. São indicados para o estudo de músculos específicos pequenos e profundos (BASMAJIAN; STECKO, 1962). Em seu trabalho, (BELO et al., 2016) aborda o uso destes eletrodos no estudo da deglutição em seres humanos.

Dentre as desvantagens deste tipo de eletrodo se encontram a baixa reprodutibilidade de resultados devido ao deslocamento do eletrodo, a pouca utilidade na

representação global muscular, derramamento intramuscular e desconforto que dificulta o uso para estudos cinesiológicos.

Figura 6 - Eletrodo de agulha monopolar.



FONTE: (“<https://kandel.com.br/eletrodos/emg/>”, [s.d.]).

3.1.1.2 Eletrodos de Superfície

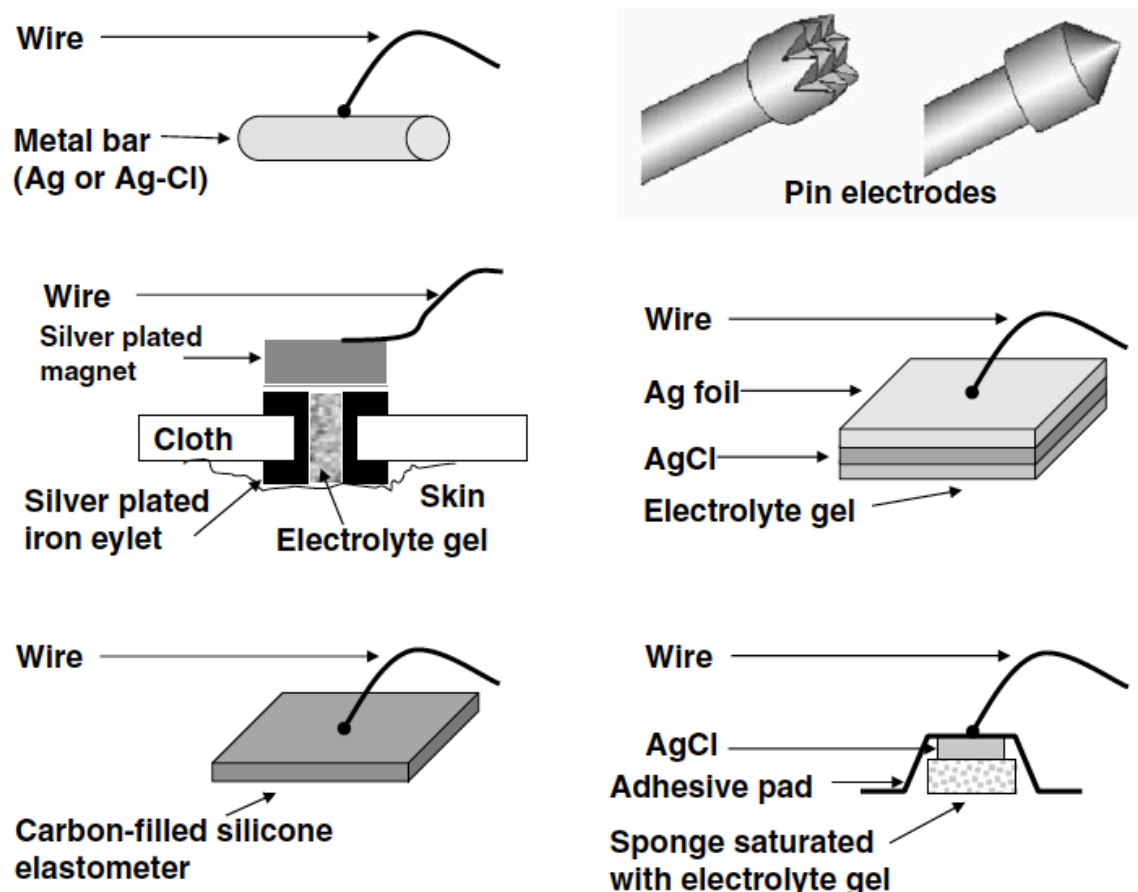
Um eletrodo de superfície consiste em um meio condutor com dimensões e formas definidas, que está conectado eletricamente à pele do paciente. Ele deve ser mantido no local por meio de um método de fixação apropriado, a saber: fita adesiva de um ou dois lados, correia, adesivo do próprio eletrodo quando descartável, etc. O eletrodo de superfície é caracterizado por dimensão física, forma, tecnologia e materiais constituintes (HERMENS; FRERIKS, 1997; HERMENS et al., 2000). Todos esses fatores podem influenciar fortemente o sinal de EMG-S (Eletromiografia de Superfície) gravado.

Uma das classificações possíveis dos eletrodos de superfície é quanto aos materiais e tecnologias adotados em sua fabricação. Dessa maneira eles podem ser diferenciados em eletrodos

secos e não-secos ou úmidos. Dentre os vários tipos de eletrodos secos se destacam os de pino ou barra feitos de metais nobres (comumente prata, ouro ou platina), eletrodos de carbono e eletrodos sintetizados de prata ou cloreto de prata. Os eletrodos não-secos consistem em todos aqueles que incluem uma camada de gel condutor, hidro gel ou esponja saturada com solução eletrolítica.

Outro tipo e classificação baseia-se no comportamento eletroquímico do eletrodo (NEUMAN, 2000). Esta classificação divide os eletrodos em polarizáveis e não polarizáveis. Os eletrodos polarizáveis são caracterizados por um forte comportamento capacitivo devido a uma dupla camada de cargas na interface metal-eletrólito. Enquanto os eletrodos não polarizáveis permitem um fluxo livre de carga através da interface, uma vez que são caracterizados por um comportamento principalmente ôhmico (MERLETTI et al., 2009).

Figura 7 - Diferentes Tipos de Eletrodos de Superfície.



FONTE: (MERLETTI et al., 2009).

Quando uma tensão é aplicada nos eletrodos polarizáveis, não há fluxo de carga real na interface do eletrodo-pele, mas uma mudança de distribuição de carga associada a uma corrente de deslocamento. Portanto, um eletrodo polarizável não é adequado para gravações de EMG-S (principalmente em contrações musculares dinâmicas), visto que o movimento da superfície metálica do eletrodo em relação à solução eletrolítica ou à pele pode induzir uma mudança no potencial superficial, referido como artefato de movimento. Os componentes de frequência deste artefato são tipicamente inferiores a 20 Hz, subindo parcialmente as componentes de baixa frequência do sinal de EMG-S, causando perda de informação. Os eletrodos de ouro e platina se aproximam do comportamento polarizável ideal (MERLETTI et al., 2009).

Apesar da evolução dos eletrodos capacitivos, os eletrodos não polarizáveis não-secos têm sido mais utilizados em aplicações de EMG-S. Destes os eletrodos que melhor se adaptam aos requisitos de não polaridade é o eletrodo de Ag-AgCl, que é estável e com a junção de gel exibe um nível de ruído menor em relação a outros eletrodos metálicos (NEUMAN, 2000).

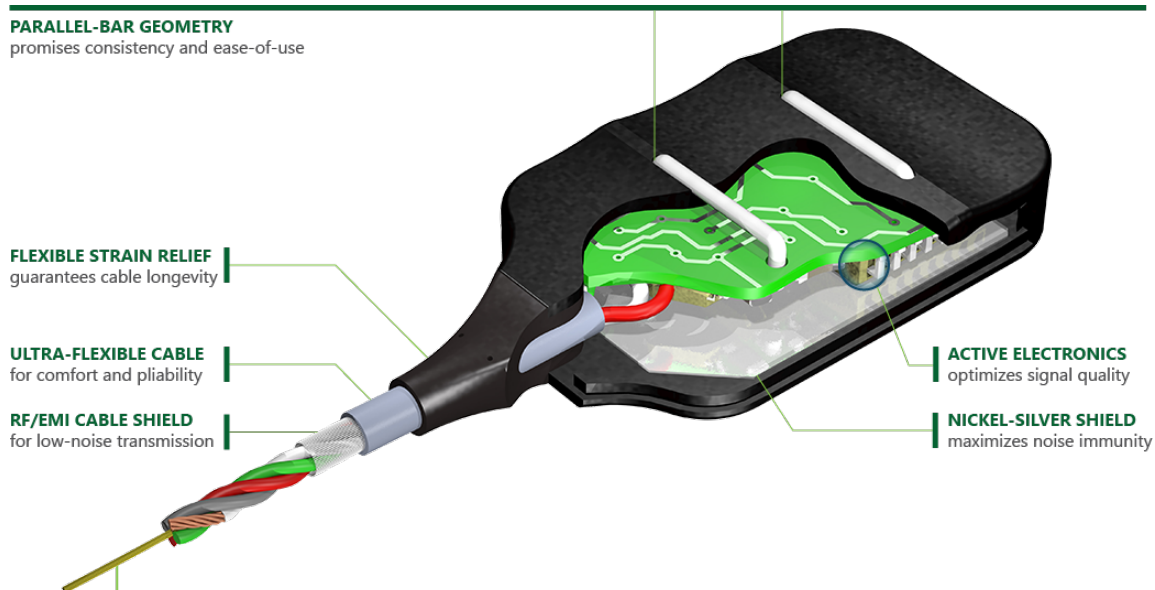
Os eletrodos de superfícies ainda podem ser classificados como ativos (Figura 9) ou passivos (Figura 8). Estes últimos se tratam de elementos mais simples que apenas captam o sinal gerado no tecido muscular, são constituídos apenas da área de captação e conexão. Já os ativos são elementos mais complexos, compostos por dispositivos eletrônicos que excluem sinais comuns por diferenciação e amplificam o sinal mais próximo à sua superfície. Segundo (TURKER, 1993) os eletrodos passivos têm baixa resistência de entrada e conseqüentemente são afetados por mudanças de resistência na pele enquanto, o que é atenuado quando se utiliza os eletrodos ativos que realizam a amplificação do sinal detectado antes de ser enviado ao amplificador do sistema.

Figura 8 - Eletrodo de Superfície Passivo (comercial).



FONTE: (DBI MEDICAL, [s.d.]).

Figura 9 - Eletrodo de Superfície Ativo (comercial).



FONTE: (DELSYS INCORPORATED, [s.d.]).

De acordo com (SODERBERG; COOK, 1984) os eletrodos de superfície devem ser claramente utilizados para o estudo da função de grandes músculos e/ou grupo de músculos superficiais. Uma grande vantagem de usar eletrodos de superfície é que eles podem ser

facilmente aplicados de forma padronizada. Além de que o fato de não serem invasivos, tornam o processo de coleta de dados uma atividade com praticamente nenhum desconforto.

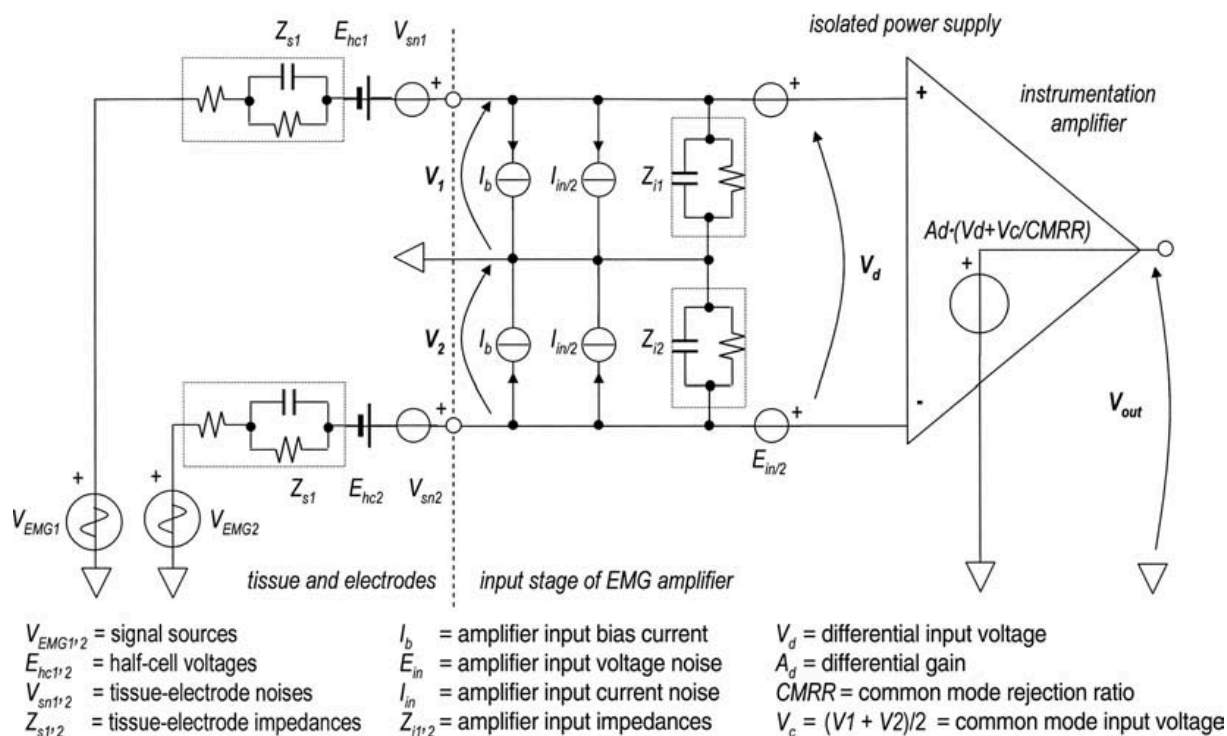
3.1.2 Amplificador

O amplificador usado na eletromiografia deve cumprir alguns propósitos, como o isolamento entre a fonte do sinal e a instrumentação de leitura, reprodução sem distorção do evento bioelétrico, ganho de tensão e redução de ruído. A maioria dos amplificadores utilizados em EMG são de alta impedância de entrada e uma entrada diferencial. Sabe-se que impedância de entrada é a relação entre tensão aplicada e a corrente drenada da fonte.

Idealmente, a impedância de entrada de um amplificador EMG deve ser pelo menos 10 vezes maior que a impedância entre o eletrodo e a pele. Para eletrodos de superfície, 1 megaohm é geralmente adequado, mas a uma impedância maior é frequentemente necessária para eletrodos internos. Em geral, quanto maior a impedância de entrada do amplificador, menor é a necessidade de preparação elaborada da pele ao usar eletrodos de superfície.

Um amplificador diferencial (Figura 10) é caracterizado por dois terminais de entrada independentes, cada um é referenciado a um terminal comum, que é o de referência no caso da EMG. Esse arranjo permite a eliminação do ruído elétrico ambiental, especialmente qualquer interferência elétrica de linha de energia de 60 ciclos. Vários fatores em um amplificador de EMG são de grande importância. O ganho de tensão de um amplificador é definido como a relação entre o nível do sinal de saída e o nível de entrada. Faixas típicas de ganho em um amplificador EMG podem ser de 100 a 10.000.

Figura 10 - Modelo elétrico de um sistema de eletrodos para EMG conectado ao estágio de entrada de um amplificador.



FONTE: (MERLETTI et al., 2009).

Outra característica importante de um amplificador de EMG é a resposta de frequência ou largura de banda. As diretrizes gerais para a largura de banda do amplificador são de 10 a 1.000 Hz para EMG de superfície e de 20 a 2.000 Hz para eletrodos invasivos. A relação sinal-ruído é uma especificação importante de um sinal EMG e refere-se à relação entre a potência do sinal e a potência de ruído medida na saída do amplificador.

O nível de ruído é a perturbação indesejada que é sobreposta ao sinal útil do amplificador e tende a obscurecer o conteúdo da informação. Associado ao nível de ruído de um amplificador, há uma característica chamada de taxa de rejeição de modo comum. Um amplificador diferencial, que amplifica apenas a diferença de voltagem entre dois eletrodos, é projetado para rejeitar qualquer sinal comum que chegue às duas entradas do amplificador, ou seja, os dois eletrodos, é o caso do amplificador utilizado para EMG.

O amplificador deve ser capaz de amplificar o sinal original com o mínimo de distorção. Portanto, um amplificador diferencial com as seguintes características é recomendado. A capacidade de amplificar os dados de entrada em pelo menos 1.000 vezes; uma largura de banda de frequência apropriada para todos os sinais EMG, ou seja, 20 a 10.000 Hz;

uma impedância elétrica de entrada de pelo menos dez vezes a impedância entre o eletrodo e a pele; uma taxa de rejeição de modo comum de cerca de 1.000:1 (igual a 60 dB) ou preferencialmente superior. (TURKER, 1993)

A mensuração da capacidade que o amplificador diferencial tem em rejeitar o sinal de modo comum é denominada taxa de rejeição do modo comum (CMRR – common mode rejection ratio). Este sinal é determinado pela comparação da leitura dos dois eletrodos, ou mesmo pelo sinal adquirido por um terceiro eletrodo posicionado em um local onde a presença de potencial elétrico devido ao músculo em estudo seja mínima. O sinal de modo comum pode representar a interferência da rede elétrica (no caso do Brasil 60 HZ), batimentos cardíacos, potencial de ação de músculos distantes, etc. Quanto mais alto for a CMRR, melhor o cancelamento do sinal de modo comum.

3.1.3 Filtros

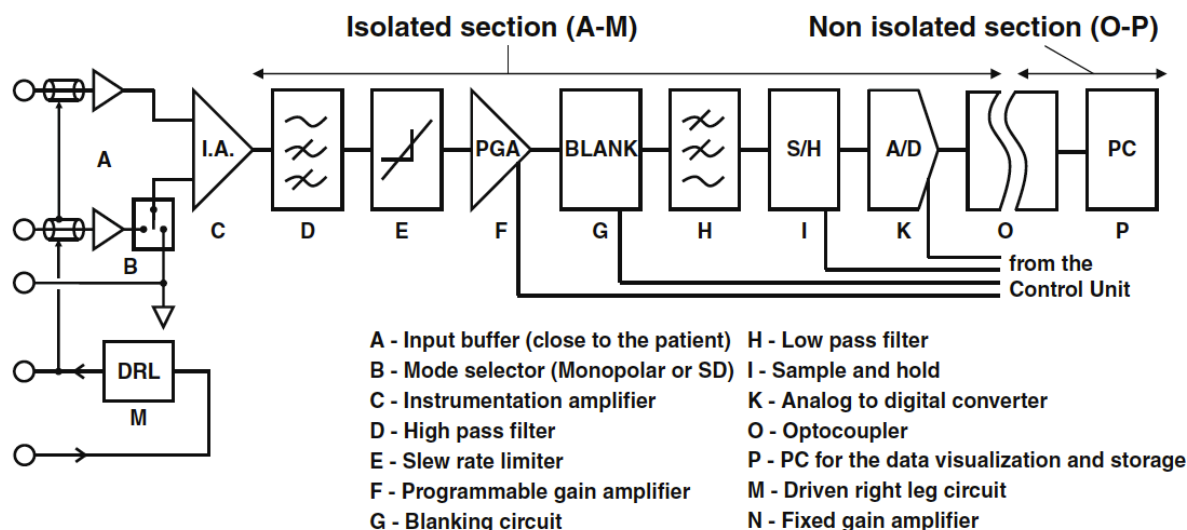
O sinal eletromiográfico, e principalmente o de superfície, contém vários componentes de ruídos que são endêmicos e inevitáveis. Tais componentes contaminam o sinal de EMG e podem desencadear numa interpretação errônea do sinal. Isso acontece especialmente nos casos em que o sinal é adquirido durante contrações dinâmicas, como eletrodos de superfícies e quando se pretende fornecer informações sobre a fisiologia do músculo. Justamente o caso a ser estudado no presente trabalho. (DE LUCA et al., 2010)

Além de usar diversos métodos baseados na aquisição direta eletrodo-pele, para melhoramento do sinal EMG. Um dos meios relativamente simples e eficazes de aumentar a fidelidade do sinal é a filtragem de sinal. Em que se retêm o máximo possível de ruído e permite a passagem do maior espectro de frequência do sinal. Com o atual desempenho dos computadores pessoais é possível a utilização de duas soluções diferentes para a aquisição de sinais de EMG-S no que tange ao condicionamento dos mesmos.

Na primeira solução (figura 11), o condicionamento dos sinais é realizado por hardware: a corrente do amplificador requer um filtro passa-faixa para remover os componentes fora da largura de banda da EMG e para evitar o aliasing. A filtragem de sinais pode ser realizada por meio de processamento analógico ou digital. Os filtros analógicos podem se dividir ainda em filtros passivos ou ativos. No primeiro caso, os filtros analógicos são compostos basicamente por resistores, capacitores e indutores. Enquanto que os filtros ativos

são compostos de amplificadores operacionais (amp-op), que é uma tecnologia um pouco mais recente.

Figura 11 - Diagramas de bloco de um único canal de um amplificador EMG-S com filtragem em hardware



FONTE: (MERLETTI et al., 2009).

A tendência atual é a utilização da filtragem digital com a grande vantagem da flexibilidade de mudanças em software, além da possibilidade de trabalhar com sinal de forma não linear. Contudo na maioria dos casos em que se usa processamento digital, é realizado um pré-processamento analógico, de forma a condicionar o sinal aos valores adequados na entrada do conversor A/D.

Ainda em relação ao exemplo de solução supracitada, um filtro passa-altas deve ser implementado diretamente no primeiro estágio para remover componentes de baixa frequência devido a artefatos de movimento e instabilidade da interface eletrodo-pele. Incluindo o deslocamento DC indesejado que, em menor porcentagem, é adicionado também pela tensão de offset do próprio amplificador de entrada. Esse deslocamento, se amplificado junto com os sinais EMG pelos próximos estágios de amplificação, pode reduzir a faixa dinâmica útil do sinal ou até mesmo saturar os últimos estágios.(MERLETTI et al., 2009)

A filtragem passa-altas tem a vantagem adicional de remover sinais abaixo de 10 a 20 Hz em gravações de superfície e abaixo de 50 a 100 Hz em gravações intramusculares. Esta região de frequência contém artefatos de movimento que, no registo intramuscular, se devem a

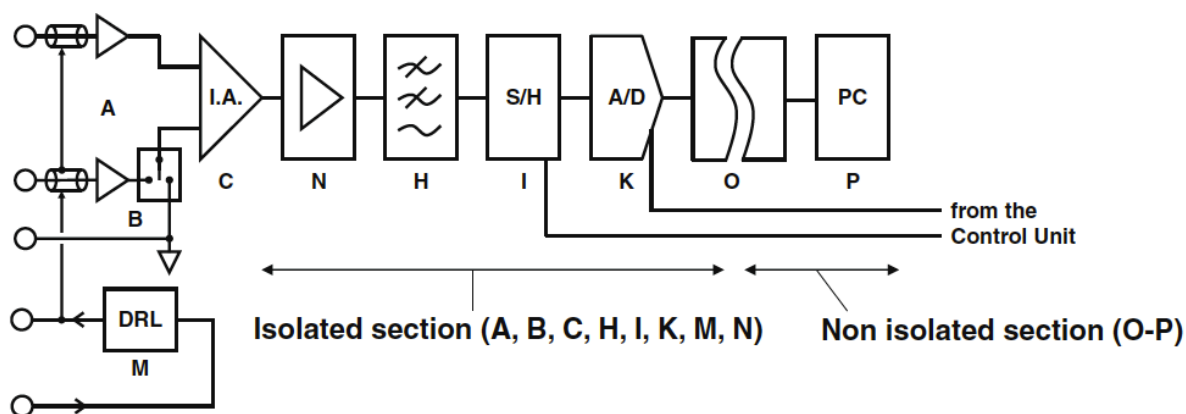
movimentos dos fios, enquanto que na EMG de superfície podem ser gerados durante contrações não isométricas.

Um filtro passa-baixas é normalmente colocado no final da corrente do amplificador para remover o ruído de alta frequência introduzido por todos os componentes da corrente. Filtros de alta frequência adicionais podem ser colocados ao longo da corrente para remover o deslocamento introduzido pelos estágios de amplificação em cascata. O computador usado para aquisição de sinal pode mostrar diretamente os sinais amostrados na tela e armazená-los sem qualquer processamento.(MERLETTI et al., 2009)

No caso de estágios de amplificação em cascata, o ruído de entrada equivalente deve ser avaliado etapa por etapa e as diferentes contribuições devem ser somadas de forma quadrática, sendo seus efeitos estatisticamente independentes. Um sistema de aquisição EMG bem projetado deve usar uma frequência de amostragem alta o suficiente para adquirir os componentes espectrais de maior interesse no sinal. Nesse caso, a filtragem evitará o aliasing do ruído de fundo. De acordo com (MERLETTI et al., 2009) as frequências de amostragem geralmente utilizadas são de 1024 e 2048 Hz.

Na segunda solução (figura 12), o condicionamento dos sinais é realizado por software, neste caso a extremidade frontal analógica inclui um amplificador de baixo ganho e um filtro passa-baixas para evitar o aliasing no processo de amostragem. Se a resolução do conversor A/D for grande o suficiente, o amplificador pode ser acoplado em CC, de modo que os filtros passa-altas não sejam mais necessários na cadeia de amplificação. O computador usado para exibição e armazenamento de dados realiza uma filtragem on-line para remover os componentes de baixa frequência e exibir os sinais para que o pesquisador possa verificar sua qualidade. Os sinais podem ser armazenados como recebidos do amplificador e a filtragem pode ser realizada após a aquisição.(MERLETTI et al., 2009)

Figura 12 - Diagramas de bloco de um único canal de um amplificador EMG-S com filtragem em software



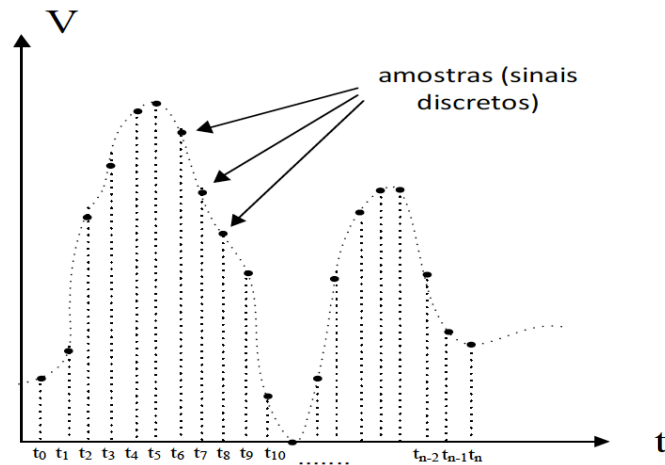
FONTE: (MERLETTI et al., 2009).

(HERMENS et al., 2000) e (MERLETTI et al., 2009) discorrem em relação ao espectro de frequência do sinal mioelétrico e dos ruídos presentes em sua aquisição. Neste viés recomenda-se que seja considerado na aquisição toda a largura de banda do sinal de EMG, ou seja, de 10 a 500 Hz. Um estágio típico de entrada do amplificador EMG-S é configurado com um filtro passa-altas com frequência de corte entre 10 e 20 Hz, a fim de remover o efeito do potencial CC, potenciais de pele galvânica e artefatos de movimento. Além de um passa-baixas com frequência de corte de 400 a 450 Hz para evitar a perda de informações dos sinais EMG.

3.1.4 Conversor A/D

Após o condicionamento adequado o sinal EMG é normalmente enviado para um sistema de aquisição para gravação de dados e/ou exibição on-line. O sistema de aquisição pode ser apenas um ou um banco de conversores A/D (analógico para digital). A situar-se internamente ao equipamento (por exemplo, no sistema de aquisição EMG portátil, tal como dataloggers EMG) ou uma placa de aquisição de PC externa. Em qualquer caso, a interface entre o “mundo analógico” e o sistema de exibição/aquisição é sempre composta por um ou mais conversores A/D.

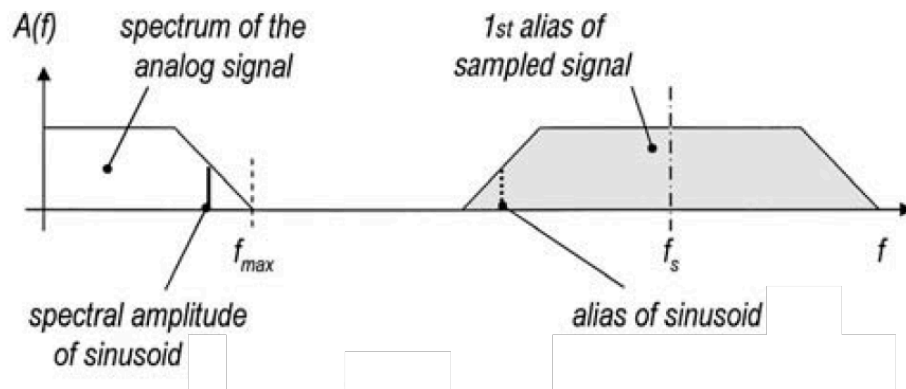
Figura 13 - Exemplo de sinal amostrado



FONTE: (CASTILHO, 2005).

Quando a conversão de um sinal analógico para digital é realizada por um conversor A/D, ocorrem dois processos a amostragem e a quantização do sinal. Amostragem é o processo de aquisição dos valores do sinal em intervalos de tempo igualmente espaçados, que definem a frequência de amostragem do sistema (figura 13). Do ponto de vista espectral, isso tem o efeito de criar aliasing do espectro do sinal, espaçadas pelo dobro da frequência de amostragem (figura 14). O efeito de aliasing, que consiste na transposição dos sinais de alta frequência para a região compreendida entre 0 e $f_s/2$, causando distorção do sinal, O teorema de Nyquist afirma que o sinal original pode ser totalmente reconstruído a partir de suas amostras se a frequência de amostragem for pelo menos o dobro da frequência máxima de interesse.

Figura 14 - Efeito de aliasing em amostragem de sinal



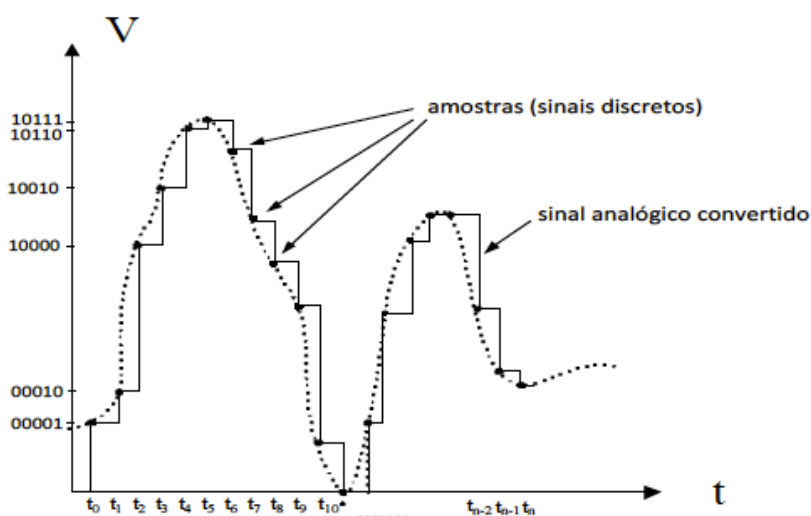
FONTE: (CASTILHO, 2005).

Já a quantização do sinal é um processo que codifica a amplitude dos sinais. Durante a conversão, o sinal analógico é alterado em um código binário (sinal digital) refletindo o valor de amplitude do sinal original. Cada código binário de saída corresponde a um nível analógico. O conversor A/D, em qualquer amostra, encontra o nível mais próximo do valor da entrada analógica e recupera o código binário correspondente. Este processo de aproximação introduz um erro de quantização que pode ser reduzido aumentando o número de níveis analógicos. O número de níveis é uma potência de 2 valores e depende do número de dígitos binários do código de saída - ou seja, o número de bits do conversor A/D.

Assim, a amostragem é um processo sem perda, e uma escolha correta da frequência de amostragem não introduzirá qualquer distorção ou perda de informação no sinal reconstruído. Enquanto a quantização de um sinal amostrado consiste em expressar o valor analógico das amostras em termos de palavras digitais, ou etapas, que têm resolução limitada. A amplitude de cada etapa é referida como bit menos significativo, ou LSB (Least Significant Bit).

Diferentemente da amostragem, a quantização introduz uma aproximação no sinal reconstruído, uma vez que todos os valores numéricos entre dois passos subsequentes serão representados pelo mesmo valor digital. Isso pode ser modelado como um ruído aditivo que é adicionado ao sinal para obter sua representação digitalizada. A amplitude máxima pico a pico deste chamado ruído de quantização é então de 1 LSB. A figura 15 apresenta um exemplo de sinal quantizado, contento tanto o sinal original, quanto as amostras discretas.

Figura 15 - Exemplo de sinal quantizado



FONTE: (CASTILHO, 2005).

4 PROCESSAMENTO DE SINAL EMG E OS INDICADORES DE FADIGA

As técnicas de processamento de sinais, em geral, são aplicadas para extrair informações dos sinais que muitas vezes não estão aparentes para uma simples verificação visual. Além de índices calculados no domínio do tempo, que é como o sinal se apresenta naturalmente, há uma gama de análises feitas com o sinal mostrado segundo outra variável de controle, como no domínio da frequência.

A partir do trabalho de Fourier, demonstrou-se que os sinais periódicos no domínio do tempo poderiam ser representados por um somatório de funções senoidais de amplitudes distintas e frequências inteiras, múltiplas da frequência fundamental do sinal original. Foi quando se iniciou os fundamentos do mapeamento de domínios entre o tempo e a frequência. Sabe-se que para um amplo conjunto de aplicações em que técnicas de processamento de sinais são empregadas na extração de informações, o sinal mapeado no domínio da frequência explicita de forma mais evidente as informações que se deseja.

A maioria das técnicas usadas para análise de sinal EMG-S considera janelas de sinal de centenas de milissegundos e fornece informações relacionadas a um grande número de unidades motoras ativas. As técnicas mais utilizadas são a estimativa de amplitude e espectral. Elas fornecem indicações sobre a atividade muscular e fadiga. Neste caso, o sinal EMG-S é modelado como um processo estocástico.

Sabe-se que as variáveis do sinal eletromiográfico e as variáveis mecânicas mudam durante as contrações sustentadas, voluntárias ou induzidas eletricamente. Esses fenômenos refletem mudanças nas propriedades da fibra muscular e sua membrana. Tais mudanças são relacionadas ao recrutamento de unidades motoras, taxa de disparo de unidades motoras, acúmulo de metabolitos e tipo de fibras musculares utilizadas na contração, parâmetros geralmente relacionados a fadiga. (FARINA; MERLETTI; ENOKA, 2004; MERLETTI; CONTE; ORIZIO, 1991)

Deve-se entender a fadiga muscular como um fenômeno contínuo, determinada por um conjunto de alterações orgânicas que provoca uma redução na capacidade contrátil do músculo. Redução esta que desencadeia consequências reducionistas em variáveis físicas como força, velocidade, distância e tempo de ação muscular. A avaliação destas variáveis físicas como parâmetro determinante de fadiga pode acarretar no entendimento errôneo de fadiga muscular como sendo um fenômeno pontual (MERLETTI; CONTE; ORIZIO, 1991). Em contraste com

a fadiga encontrada em situações clínicas, o termo fadiga muscular é usado para denotar uma diminuição transitória na capacidade de realizar ações físicas (ENOKA; DUCHATEAU, 2008).

Uma característica crítica dessa definição é a distinção entre a fadiga muscular e a capacidade de continuar a tarefa. Conseqüentemente, a fadiga muscular não é o ponto de falha da tarefa ou o momento em que os músculos se esgotam. Em vez disso, trata-se de uma diminuição na força máxima que os músculos envolvidos podem produzir, e se desenvolve gradualmente logo após o início da atividade física sustentada. Um protocolo comum usado para quantificar o desenvolvimento da fadiga muscular é interromper o exercício fatigante com breves contrações máximas (voluntárias ou evocadas eletricamente) para estimar o declínio na capacidade de força máxima. Da mesma forma, essa quantificação pode ser dita como o declínio na força máxima ou potência medida imediatamente após a contração fatigante. (ENOKA; DUCHATEAU, 2008).

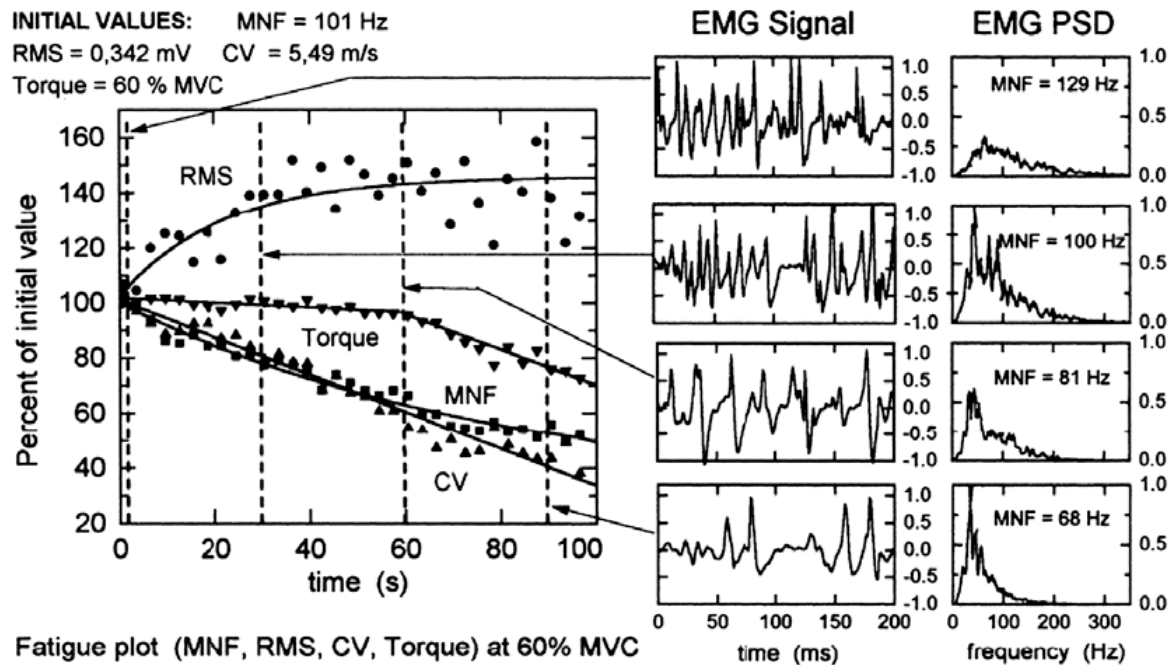
Já em relação ao sinal mioelétrico, há um consenso na literatura de que a velocidade de condução das fibras musculares e os parâmetros espectrais da EMG (frequência média e mediana) mostram uma diminuição linear ou curvilínea no tempo, dependendo do nível de contração voluntária ou eletricamente excitada. Enquanto que para os parâmetros de amplitude - valor médio retificado (ARV) e valor médio quadrático (RMS) - e força frequentemente mostram um padrão de aumento em relação ao tempo (MERLETTI; CONTE; ORIZIO, 1991).

Fisiologicamente, o aumento da concentração dos lactatos é responsável pela fadiga por alterações no pH intracelular. Como resultado, a velocidade de condução da fibra muscular diminui, mudando diretamente a forma da onda do potencial de ação da unidade motora. Conseqüentemente afetando as propriedades do sinal de EMG como um sinal de interferência de todos os potenciais de ação da unidade motora gerados. A diminuição do pH na verdade determina a diminuição da velocidade de condução da fibra muscular e, conseqüentemente, a diminuição da frequência de potência mediana (MDF) (CIFREK et al., 2009).

O efeito filtrante passa baixas da diminuição da velocidade de condução das fibras musculares, traz ainda como consequência o aumento da amplitude do sinal eletromiográfico e também do RMS do sinal, a figura 16 mostra a evolução dos índices citados para o caso de contração isométrica (DE LUCA, 1997). Além da diminuição da velocidade de condução da fibra, determina-se mais dois fenômenos são como a causa das mudanças de sinal observadas. A primeira sendo a atividade remanescente das unidades motoras lentas, enquanto as rápidas

fadigam rapidamente e são desligadas. Enquanto a segunda trata-se da sincronização temporal da atividade de unidades motoras particulares (CIFREK et al., 2009).

Figura 16 - Índices de fadiga muscular no caso de contração isométrica



FONTE: (CIFREK et al., 2009).

Afim de trazer uma breve visão geral sobre a determinação de índices indicadores de fadiga. Abaixo segue uma sucinta descrição das metodologias de processamento de EMG no viés de determinação de fadiga muscular. A princípio deve-se iniciar a análise com o janelamento de sinal como descrito a seguir.

4.1 JANELAMENTO DE SINAIS

Em suma o janelamento de sinais é iniciado pelo seccionamento ou segmentação de um sinal maior, cujo resultado é – no domínio do tempo – multiplicado por uma função pré-definida. Como a multiplicação no domínio do tempo ser equivalente à convolução no domínio da frequência, o espectro de um sinal janelado é a convolução do espectro do sinal original com o espectro da janela. Dessa maneira, o janelamento modifica a forma do sinal tanto no domínio

do tempo quanto no da frequência. Trata-se de uma maneira relativamente simples de aumentar as características espectrais de um sinal amostrado.

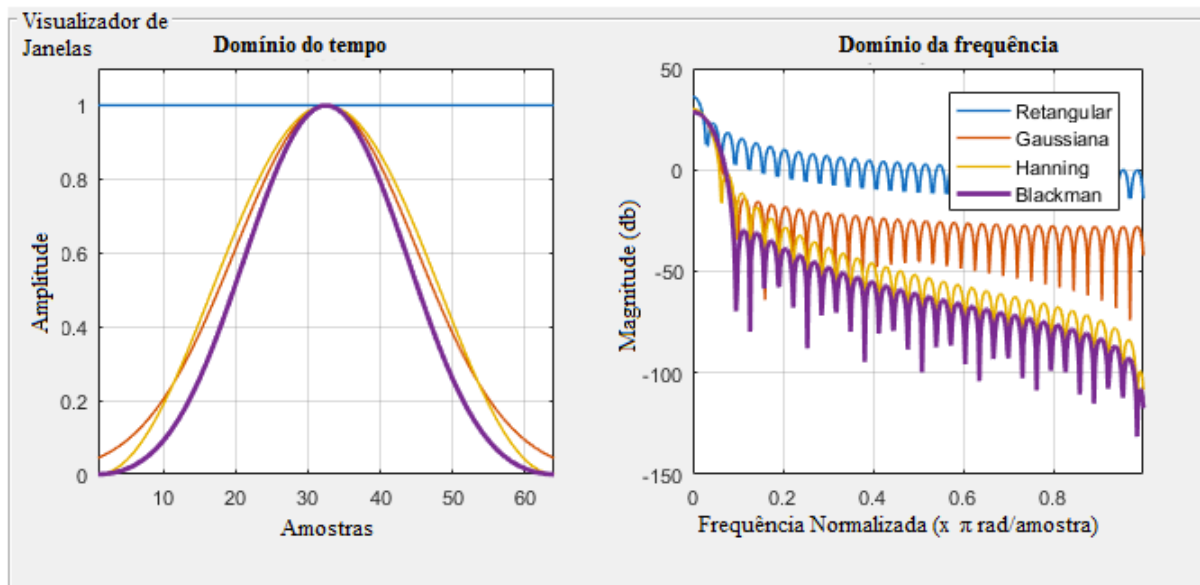
Existem diversos tipos de janelas disponíveis, ou seja, funções pré-definidas para serem aplicadas à secção do sinal. Várias delas estão implementadas em programas como o LabVIEW e MATLAB. Deve-se selecionar o tipo de acordo com a aplicação da análise a ser

$$\mathbf{x}_r[\mathbf{n}] = x_n[\mathbf{n}]w[\mathbf{n}], n = 0,1, \dots, n - 1 \quad 1$$

realizada. O processo de segmentação se dá conforme a equação 1.

Diferentes tipos de janelas podem ser utilizados. A mais simples delas é a retangular, que possui igual a 1 durante o intervalo de tempo constituinte da janela. A janela de Bartlett, ou janela triangular, é igual a 1 no centro da janela, decaindo linearmente até as extremidades da janela, onde retorna a zero. Enquanto que as janelas de Hamming, Hanning e Blackman, por exemplo, são criadas com base em funções trigonométricas conforme pode ser observado na figura 17 (OPENHEIM; SHAFER; BUCK, 1999). Sobre o tipo de janela implementado na análise eletromiográfica, a janela retangular é o recorte mais observado nas avaliações de fadiga pela EMG-S. Esse janelamento é empregado na maioria dos estudos pois o tipo de janela não parece ser crítico na estimativa de índices de fadiga (MERLETTI; PARKER, 2004).

Figura 17 - Janelas dos tipos Retangular, Gaussiana, Hanning e Blackman



FONTE: (THE MATHWORKS, 2018).

Acerca do janelamento do sinal EMG-S, a principal questão que deve ser avaliada é o tamanho da janela utilizado. Diversas pesquisas verificaram que a dimensão da janela pode influenciar a estimativa dos parâmetros de frequência e amplitude. Todavia em estudos relacionados à exercícios isométricos, o tamanho da janela não apresenta grande importância na variação de índices de fadiga. Neste trabalho espera-se determinar a influência de tal parâmetro na análise de sinais relacionado a contrações musculares dinâmicas.

4.2 ANÁLISE NO DOMÍNIO DO TEMPO

Se a EMG for modelada como um processo estocástico e a amplitude EMG for definida como desvio padrão variante no tempo, a estimativa da amplitude EMG pode ser descrita matematicamente como a tarefa de estimar melhor o RMS de um processo aleatório. Este problema de estimação tem sido estudado por vários anos, com melhoria contínua nas técnicas de estimação de amplitude.

A modulação da amplitude devido ao esforço muscular e conseqüente fadiga representa a mudança dominante do sinal de EMG-S no domínio do tempo. Os primeiros estimadores contínuos de amplitude EMG consistiam em um retificador de onda completa seguido de um filtro passa-baixas de resistor-capacitor. Com a evolução da tecnologia, com os sistemas digitais modernos, dois indicadores de amplitude de EMG-S são usados: valor absoluto médio (MAV), também chamado de valor médio retificado (ARV), e valor médio quadrático (RMS) (CIFREK et al., 2009).

O ARV nada mais é que a média aritmética do módulo de cada amostra do sinal. Enquanto que o RMS, ou valor eficaz, ou raiz quadrática média, é uma medida estatística da magnitude e da quantidade variável. Seu valor é obtido pela raiz quadrática média dos quadrados de cada amostra do sinal. Estes parâmetros são definidos conforme as equações 2 e 3.

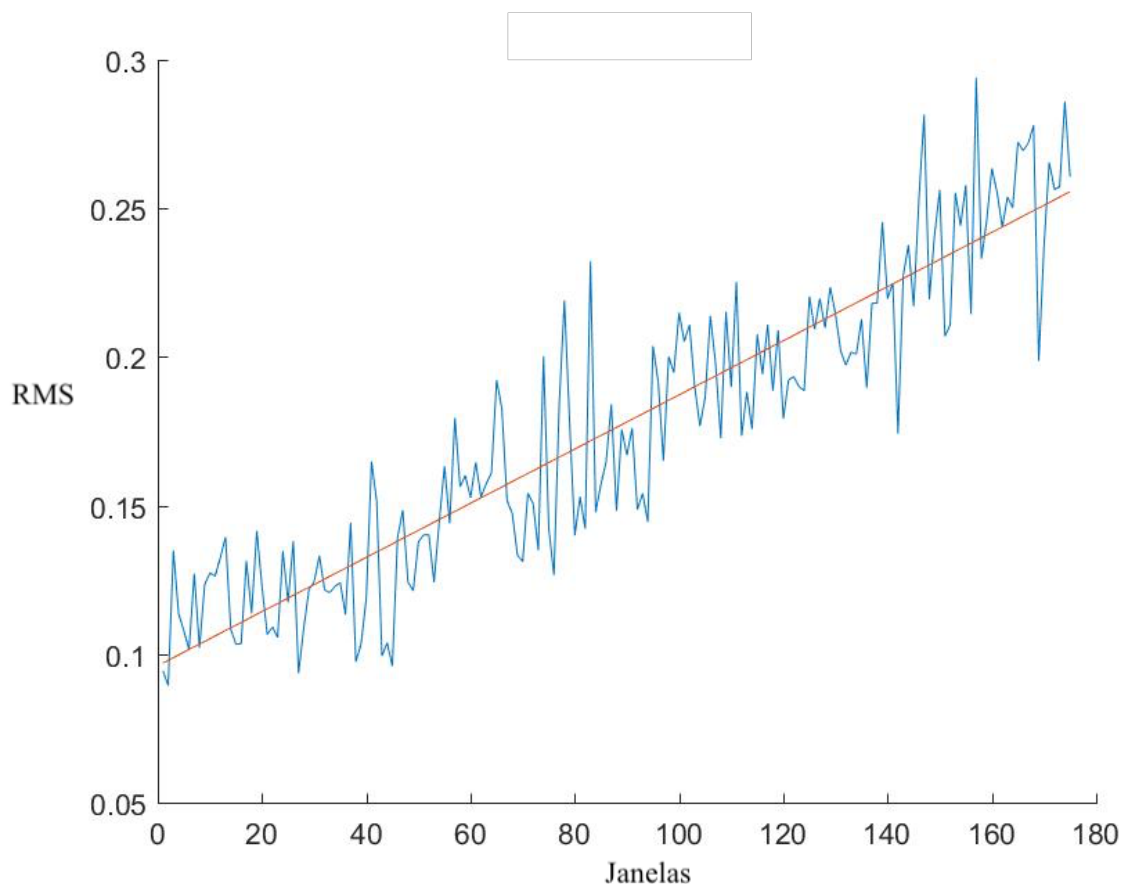
$$\lambda_{ARV}[r] = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |\hat{x}_r[n]| \quad 2$$

$$\lambda_{RMS}[r] = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \hat{x}_r^2[n]} \quad 3$$

Em ambas as equações x_i é a i -ésima amostra do sinal e N é o número total de amostras no sinal segmentado do sinal original. A figura 18 apresenta os valores de RMS de cada janela, o ângulo da reta determinada pela regressão linear do mesmo estabelece o índice de fadiga para este parâmetro na EMG-S do músculo vasto lateral em exercício de ciclismo. A regressão linear facilita a observação do crescimento do RMS, e possibilita a mensuração – o ângulo de inclinação da reta – do fenômeno fisiológico.

(CIFREK et al., 2009) afirma, contudo que a amplitude do sinal EMG de superfície, em si, é raramente usada como um indicador de fadiga muscular. É utilizado em combinação com outros indicadores, frequentemente em combinação com análise espectral.

Figura 18 - Índice de Fadiga RMS em contração dinâmica



FONTE: Próprio autor.

4.3 ANÁLISE NO DOMÍNIO DA FREQUÊNCIA

A análise espectral do sinal EMG de superfície tem sido aplicada ao estudo da fadiga muscular e das estratégias de recrutamento de unidades motoras. as alterações no conteúdo espectral dos sinais EMG foram quantificadas pela frequência do centroide, a frequência mediana, a razão entre a potência do sinal nas bandas de baixa e alta frequência (definida por um limiar fixo) (DE LUCA, 1997).

Conforme apresentado anteriormente, no domínio da frequência, a mudança dominante no sinal de EMG durante contrações musculares é o deslocamento do espectro do sinal em direção a frequências mais baixas. Esse deslocamento pode ser mensurado através de vários métodos de análise de frequência de sinal. Entretanto, no presente trabalho, em relação apenas ao domínio da frequência, será mostrado apenas o índice frequência de potência mediana.

Mediana é o valor que separa um conjunto total de valores possíveis em dois grupos com a metade dos possíveis valores para cada, sendo um superior à mediana e outro inferior. Assim como na do RMS, para a análise direta do indicador MDF utiliza-se a regressão linear para facilitar a inspeção visual e possibilitar a mensuração do índice indicador de fadiga, contudo neste caso o ângulo da reta obtida é negativo, já que há decréscimo de tal índice com a evolução da fadiga, conforme apresentado na figura 19.

Par representação do sinal – que é obtido no domínio do tempo – no domínio da frequência utiliza-se a Transformada de Fourier que decompõe os dados em componentes de frequência. A função FFT, presente no MATLAB, usa um algoritmo de transformação rápida de Fourier que reduz seu custo computacional comparado a outras implementações diretas. A transformada de Fourier é, na verdade uma fórmula matemática que relaciona um sinal amostrado no tempo ou no espaço ao mesmo sinal amostrado em frequência definida conforme a equação 4.

$$F_n = \sum_{k=0}^{N-1} f_k W^{kn} x_{j+1} \quad 4$$

Onde, $W = e^{-2\pi i/N}$.

Enquanto a DFT é determinada por (5).

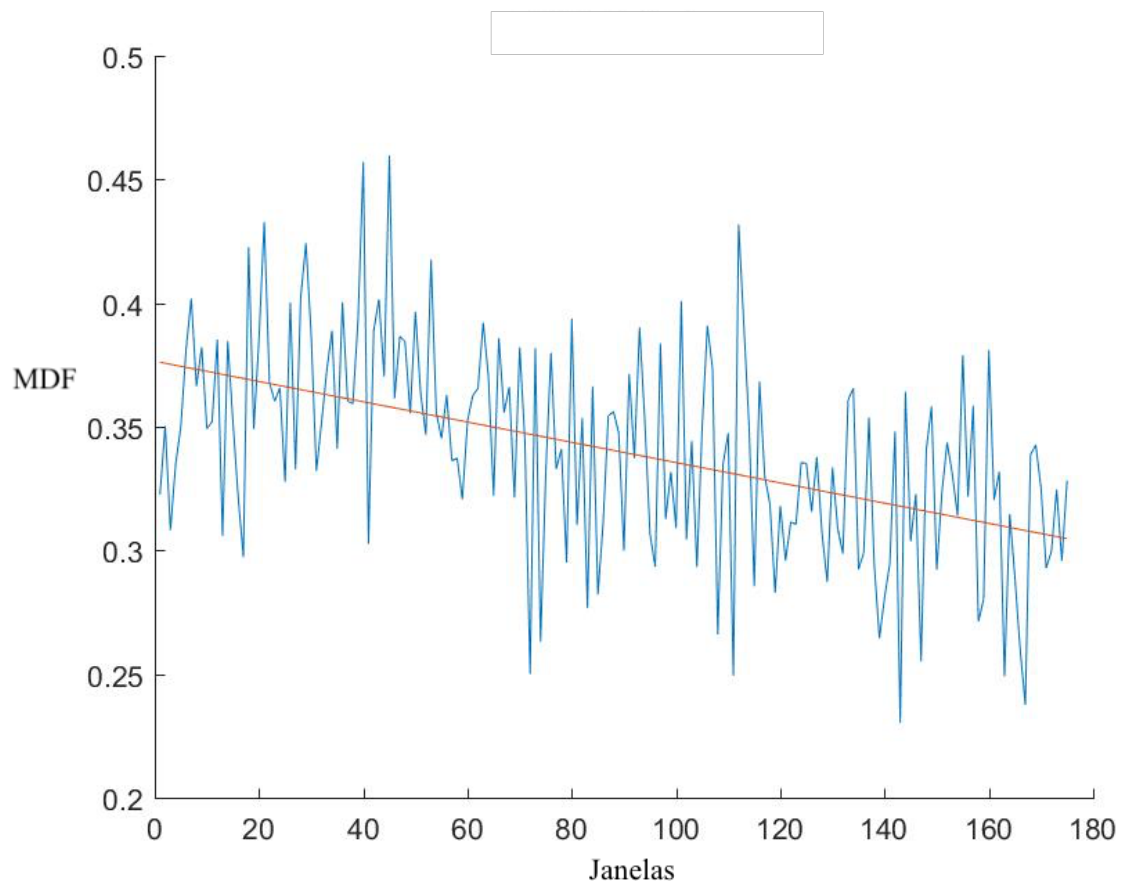
$$x_r[k] = \frac{2}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \hat{x}_r[n] e^{-\frac{2\pi j}{N} kn} \quad 5$$

Onde $X_r k$ é o componente de $x_r[n]$ em k e r é o índice da janela. Já a frequência de potência mediana (MDF) de um sinal segmentado conforme (6) é definida por (7).

$$\sum_{k=0}^M |X_r[k]|^2 = \sum_{k=M}^{N-1} |X_r[k]|^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{N-1} |X_r[k]|^2 \quad 6$$

$$\lambda_{MDF}[r] = M \frac{f_s}{N} \quad (Hz) \quad 7$$

Figura 19 - Índice de Fadiga MDF em contração dinâmica



FONTE: Próprio autor.

4.4 ANÁLISE NO DOMÍNIO TEMPO-FREQUÊNCIA

Técnicas de análise de sinais no domínio do tempo ou no domínio da frequência têm grande importância e vasto campo de aplicação. Contudo não permitem visualizar como as componentes de frequência variam ao longo do tempo. É possível saber ou o momento em que ocorre determinado fenômeno ou a frequência em que o sinal representativo deste possui, ambos ao mesmo tempo tornam-se extremamente difícil. Este é o objetivo da análise tempo-frequência. A mais tradicional técnica é a análise de Fourier de curto-termo, baseada em espectrogramas construídos a partir da transformada de Fourier janelada, a Short-Time Fourier Transform (STFT). Uma alternativa à STFT são as Transformadas Wavelets, com as quais se obtêm os escalogramas, que implementam a análise tempo-escala.

A ideia da STFT é introduzir um novo parâmetro de frequência local (local no tempo) como se a “Transformada Local” observasse o sinal através de uma curta janela dentro da qual o sinal permanece aproximadamente estacionário. Precisa-se então de uma representação bidimensional $F(t,w)$ do sinal $f(t)$, composta por características espectrais dependentes do tempo. A transformada local observa o sinal $f(t)$ através de uma janela $J(t)$ centrada no instante de tempo τ e de extensão “limitada”(OLIVEIRA, 2007).

A Transformada de Wavelet foi desenvolvida como uma alternativa à STFT. A análise via Wavelets é feita similarmente à análise com STFT, no que diz respeito à multiplicação do sinal por uma função - que neste caso será a wavelet e não mais a janela $J(t)$, como na STFT. A transformada é calculada separadamente por segmentos diferentes do sinal no domínio do tempo (MEYER, 1989).

Todavia com qualquer uma das ferramentas utilizadas, a análise tempo-frequência se esbarra com o Princípio da Incerteza de Heisenberg-Gabor que se trata da relação entre a duração efetiva de um sinal e sua banda passante efetiva, obtida no contexto de sinais determinísticos. Ele estabelece que ao diminuir a janela no domínio do tempo para melhorar a resolução temporal, a resolução em frequência é reduzida, pois haverá um espalhamento em frequência. Por outro lado, aumentando a janela no domínio do tempo, ganha-se resolução em frequência, mas perde informação no tempo, reduzindo a resolução temporal (OLIVEIRA, 2007).

4.4.1 Transformada de Wavelet

As transformadas wavelet são um meio matemático para realizar a análise do sinal quando a frequência do sinal varia ao longo do tempo. Para certas classes de sinais e imagens, a análise wavelet fornece informações mais precisas sobre dados de sinal do que outras técnicas de análise de sinal. Pode-se usar a Transformada Wavelet Contínua (CWT) para analisar como o conteúdo de frequência de um sinal muda com o tempo. Pode-se executar análises adaptativas de frequência de tempo usando quadros Gabor não estacionários com a transformada Q constante (CQT). Para dois sinais, a coerência de wavelets revela padrões comuns que variam no tempo. Você pode executar análises de frequência de tempo adaptáveis a dados de processos não lineares e não-estacionários (THE MATHWORKS, 2018).

Transformadas wavelet discretas (DWTs), incluindo a transformada discreta de wavelets de sobreposição máxima (MODWT), permitem a análise de sinais e imagens em bandas de oitava progressivamente mais finas. Essa análise multi-resolução permite detectar padrões que não são visíveis nos dados brutos. É possível usar wavelets para obter estimativas de variação multi-escala do sinal ou medir a correlação multi-escala entre dois sinais. É possível também reconstruir as aproximações de sinal (1-D) e de imagem (2-D) que retêm apenas os recursos desejados e comparar a distribuição de energia nos sinais através das bandas de frequência (THE MATHWORKS, 2018).

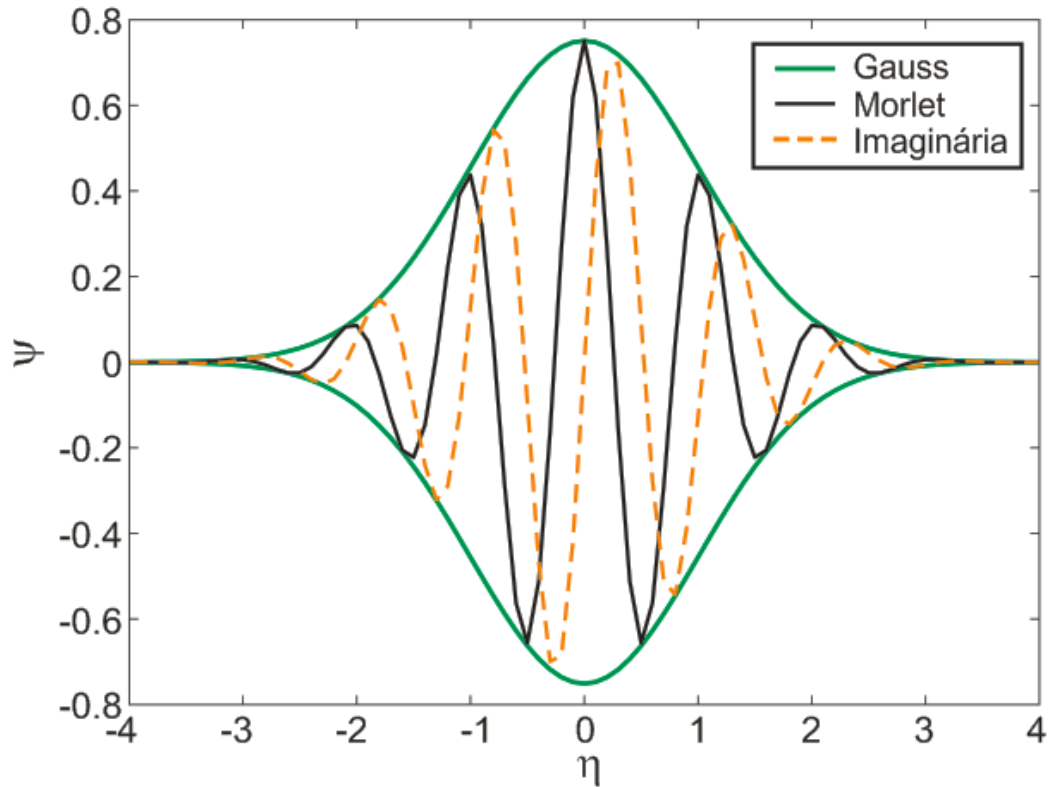
A ideia fundamental da Transformada de Wavelet é que ela é uma transformada pontual e proporcional à escala. Ela analisa o sinal em escalas diferentes e se desloca analisando cada ponto do sinal. As wavelets são funções matemáticas que separam sinais em suas diferentes componentes, e extraem cada componente com uma resolução adequada à sua escala. Elas têm vantagens em relação à análise de Fourier, pois esta última analisa o sinal como um todo, acarretando representação pobre para sinais que contêm descontinuidades e/ou variações bruscas (CASTILHO, 2005). A Transformada de Wavelet Contínua (CWT) pode ser escrita em formato similar à STFT, conforme mostra a equação 8.

$$CWT_{(\tau,a)} = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \Psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) dt \quad 8$$

Onde τ (tau) e a são os parâmetros translação e escala, respectivamente. A função $\psi(t)$ se modifica no decorrer da transformada e é conhecida como wavelet-mãe. O termo mãe vem do

fato que funções com diferentes tamanhos são usadas no processo da transformada e todas são originadas de uma wavelet principal, a wavelet-mãe. Ela é um protótipo para a geração de outras funções janela, a figura 20 apresenta alguns exemplos de wavelets mãe.

Figura 20 - Exemplos de Wavelets mãe



FONTE: (THE MATHWORKS, 2018).

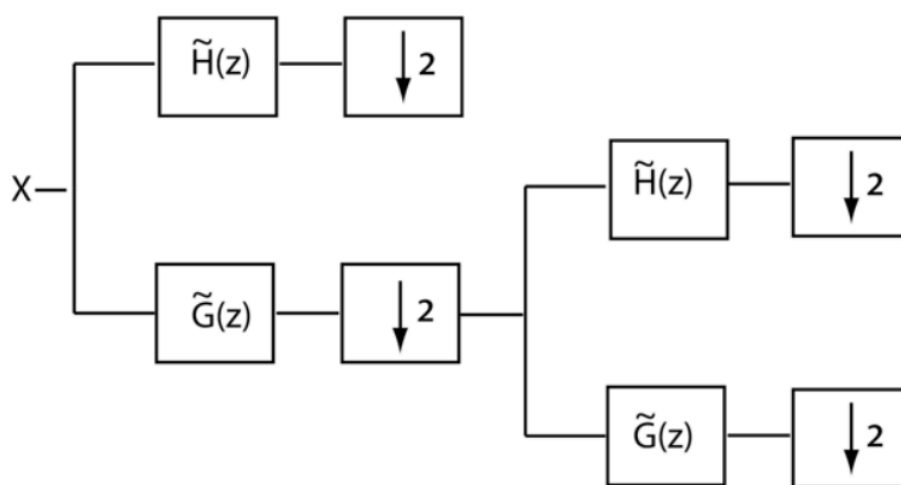
Na prática, a transformada de wavelet contínua não seria muito versátil, pois iria requerer a realização de infinitas translações e escalonamentos. As wavelets discretas foram introduzidas para superar este obstáculo. Elas não são transladadas nem escalonadas continuamente, mas sim em intervalos discretos. Isto pode ser feito com uma pequena modificação na wavelet contínua conforme mostrado em (9) (CASTILHO, 2005).

$$\Psi_{s,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \Psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \Rightarrow \Psi_{j,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{|s_0^j|}} \Psi\left(\frac{t-k\tau_0 s_0^j}{s_0^j}\right) \quad 9$$

Onde j e k são inteiros; $s_0 > 1$ é um parâmetro de dilatação fixo; τ_0 é o fator de translação o qual depende do fator de dilatação.

Quando se usa wavelets discretas para analisar um sinal, o resultado é uma série de coeficientes wavelet, também chamada de Série de decomposição de wavelet. A Transformada de Wavelet Discreta pode ser entendida como aplicação de um banco de filtros ao sinal analisado (figura 21). O modo usado na análise com wavelets discreta consiste em projetar filtros passa-altas (PA) e passa-baixas (PB) de tal modo que divida o espectro exatamente ao meio. Os componentes, resultantes da filtragem passa-altas, contém as altas frequências, que já nos fornecem as informações com os mínimos detalhes. Precisa-se então analisar com mais cuidado os componentes resultantes do filtro PB, pois eles fornecem apenas uma visão global destas frequências. Passa-se novamente este trecho do espectro por outro par de filtros: um PB e um PA. Da mesma maneira, a parte do PA fornece detalhes. Divide-se novamente a porção PB, até considerar satisfatório o número de bandas criadas (CASTILHO, 2005).

Figura 21 - Banco de filtros representativo da Transformada de Wavelet Discreta - em cada nível sucessivo, o número de coeficientes de escala e wavelet é reduzido por dois, de modo que o número total de coeficientes seja preservado

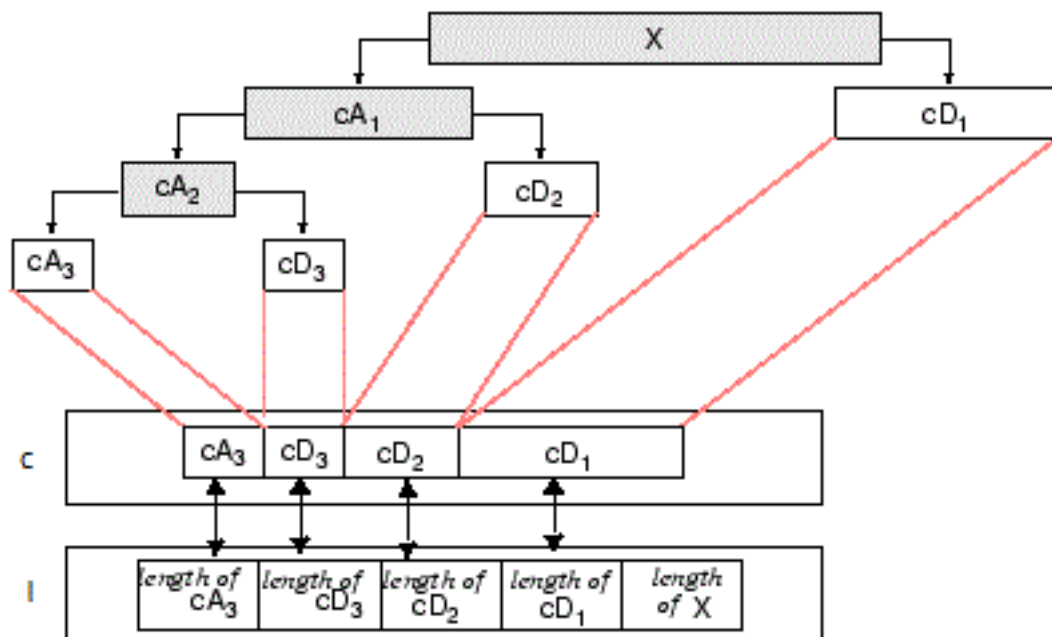


FONTE: (THE MATHWORKS, 2018).

Uma wavelet discreta não é discreta no tempo, mas sim nas translações e escalonamentos. O sinal, ao passar por um banco de filtros digitais, resulta na DWT. O procedimento inicia-se com a passagem do sinal através de um filtro passa-baixas digital de meia banda com resposta ao impulso $h[n]$, em que n é um número inteiro. A DWT emprega dois tipos de funções, chamadas de funções “escala” e funções “wavelet”, que estão, por sua vez, associadas com os filtros PB e PA, respectivamente, conforme mostrado na figura 22

(parâmetros “c” e “l”). A decomposição do sinal em bandas de frequências diferentes é simplesmente obtida pela filtragem sucessiva do sinal (CASTILHO, 2005).

Figura 22 – Funções de escada e de wavelet obtidos pela decomposição da DWT



FONTE: (THE MATHWORKS, 2018).

4.4.2 INDICADOR TEMPO-FREQUENCIAL DE FADIGA – SWW (Scale Weighted Wavelet)

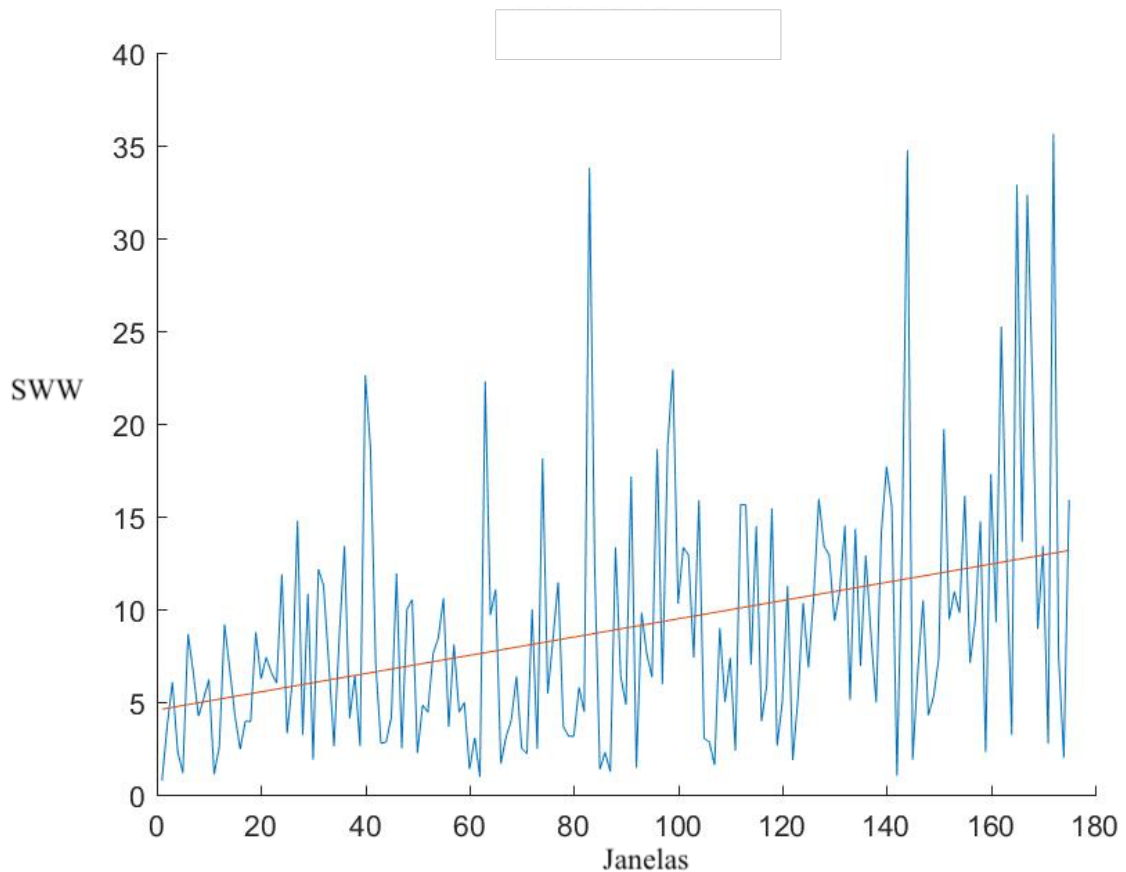
Para o esclarecimento a respeito do modelo matemático deste indicador é necessária a seguinte definição: A projeção do segmento r sobre uma base composta por uma Transformada Wavelets retorna um total de N coeficientes transformados e permite uma quantidade de níveis de decomposição $\log_2 N$. O “escalar ponderado wavelet” (SWW - scale weighted wavelet) $\lambda_{SWW}[r]$ é calculado com base no vetor de coeficientes $W_k[k]$, $k=0,1,\dots,N-1$, para cada segmento de índice r do sinal, $\lambda_{SWW}[r]$ pode ser expresso em termos matemáticos como (ROCHA; DO CARMO; NASCIMENTO, 2017):

$$\lambda_{SWW}[r] = \sqrt{\sum_{m=0}^{\log_2(N)-1} \sum_{k=0}^{2^m-1} \frac{|W_r[2^m + k - 1]|^2}{2^m}} \quad 10$$

Onde $\lambda_{SWW} r$ representa o vetor que armazena os valores do SWW calculados nos segmentos $x r n$ sucessivos e $W r$ representa os coeficientes de aproximação e detalhes da DWT.

Segundo (ROCHA; DO CARMO; NASCIMENTO, 2017) todas as wavelets mãe estudadas, exceto a biortogonal, apresentaram performances semelhantes em relação ao decrescimento da correlação cruzada dos sinais do arranjo linear. Portanto o presente trabalho seguirá o mesmo viés que os propositores deste parâmetro e utilizada a wavelet mãe sym5 no cálculo do SWW. A figura 23 mostra que, com a fadiga, o ângulo da reta obtida com a regressão linear do parâmetro SWW é positivo.

Figura 23 - Índice de fadiga SWW em contração dinâmica



FONTE: Próprio autor.

4.5 INDICADORES DE FADIGA ACUMULATIVOS-NORMALIZADOS

O trabalho de (ROCHA; DO CARMO; NASCIMENTO, 2017) apresenta uma abordagem que visa minimizar o efeito de ruídos espúrios locais, o efeito do ruído branco, além de reduzir a variância temporal do procedimento físico e variância espacial em relação à localização dos eletrodos na pele. O ruído branco se auto cancela devido a sua característica intrínseca de ser ortogonal a si próprio. Com a diluição de fenômenos locais, o processo cumulativo também minimiza os efeitos espúrios (como o deslocamento do eletrodo). Efetuando a normalização do estimador de fadiga, este se torna adimensional de forma a minimizar o efeito da variância temporal do procedimento físico e a variância espacial da localização dos eletrodos geralmente observados nos sinais S-EMG.

A normalização deve ajustar o intervalo dinâmico dos parâmetros do descritor de fadiga de modo que, independentemente da colocação dos eletrodos ou da data do experimento, ele deve assumir o mesmo valor inicial. O fato de os descritores de fadiga muscular serem adimensionais facilita a comparação entre eles, permitindo a identificação da sensibilidade do estimador objetivo para o processo de fadiga muscular. A normalização também ajuda a avaliar a invariância da localização do eletrodo e verificar a reprodutibilidade do protocolo experimental. Portanto, a abordagem proposta constrói um parâmetro de magnitude adimensional que é cumulativo e normalizado (ROCHA; DO CARMO; NASCIMENTO, 2017).

Em suma, os indicadores acumulativos-normalizados são extensões dos indicadores diretos já definidos anteriormente, com a vantagem de minimizar diversos efeitos indesejados. Sendo assim a definição matemática dos indicadores de fadiga acumulativos-normalizados referentes aos parâmetros RMS, MDF e SWW são estabelecidos, respectivamente, conforme as equações 11, 12 e 13:

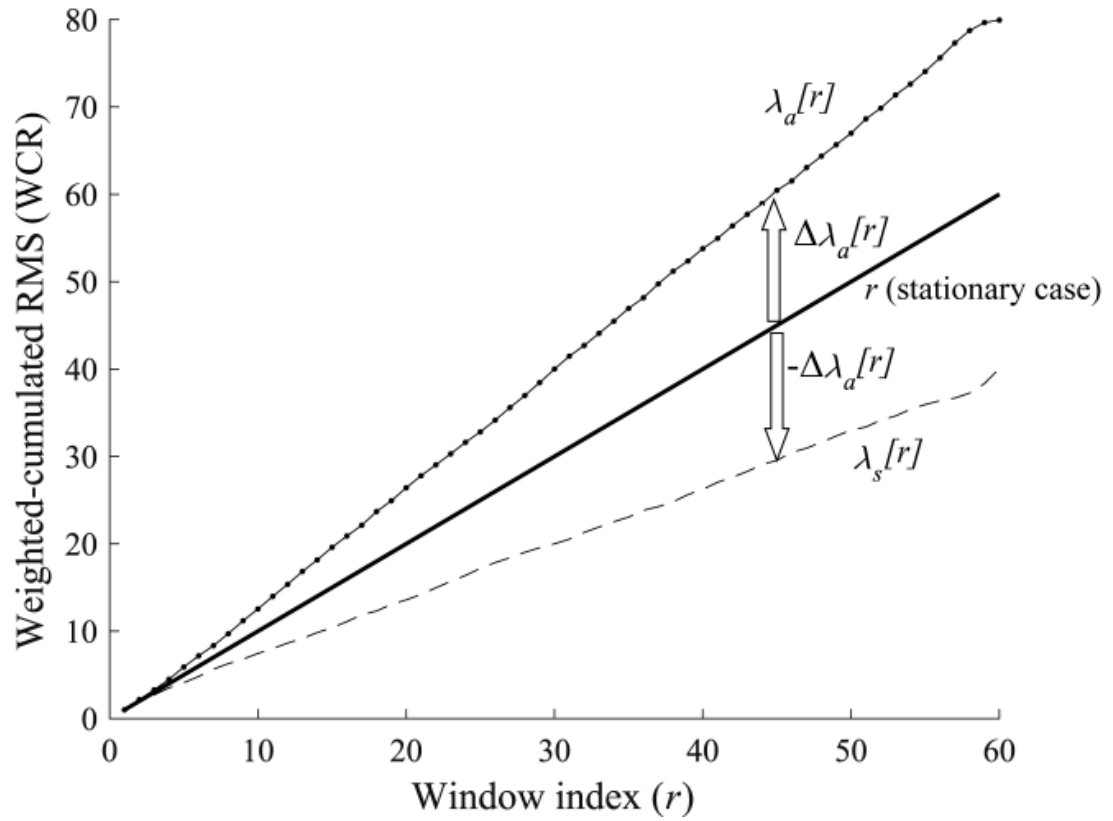
$$\lambda_{WCR}[r] = \frac{1}{\lambda_{RMS}[1]} \sum_{j=1}^r \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \hat{x}_j^2[n]} \quad 11$$

$$\lambda_{wcm}[r] = \frac{1}{\lambda_{MDF}[1]} \sum_{m=1}^r \lambda_{MDF}[m] \quad (Hz) \quad 12$$

$$\lambda_{WCW}[r] = \frac{1}{\lambda_{SWW}[1]} \sum_{j=1}^r \sqrt{\sum_{m=0}^{\log_2(N)-1} \sum_{k=0}^{2^m-1} \frac{|W_j[2^m + k - 1]|^2}{2^m}} \quad 13$$

Deve-se ressaltar que para um fenômeno estacionário, o valor resultante do índice acumulativo-normalizado se iguala ao valor da variável independente. Isso faz com que o resultado gráfico seja uma reta de 45°. Esta reta serve como referência pois ela representa a estacionariedade do sinal. A diferença da curva dos indicadores para com esta reta é a maneira de quantificar a fadiga, conforme indicado na figura 24. Cada indicador de fadiga apresenta uma curva característica, o que é interpretado como assinatura espectral. Para que haja padronização e se possibilite a comparação entre os diferentes índices, nos parâmetros que apresentam comportamento crescente com a instauração da fadiga, os valores normalizados e acumulados são subtraídos de $2r$. Desta maneira todos os índices apresentados deverão divergir do modelo estritamente estacionário de maneira descendente.

Figura 24 - Exemplo gráfico do índice WCR para um sinal EMG-S em esforço físico isométrico. A curva contínua representa a referência estacionária. A curva λ_a representa o resultado real do índice WCR, enquanto a λ_b é a curva manipulada subtraindo $2r$ da anterior.



FONTE: (ROCHA; DO CARMO; NASCIMENTO, 2017).

5 METODOLOGIA

Neste estudo foram utilizados dois grupos diferentes de sinais de eletromiografia. O primeiro grupo com sinais de ciclismo e outro grupo com sinais de exercício de rosca bíceps realizado em uma polia. Assim, diferentes músculos e em diferentes situações foram analisados, porém, todos em contrações dinâmicas. Foi possível diversificar o máximo possível os tipos de sinais, uma vez que no ciclismo obtivemos contrações curtas, com menos de um segundo de duração e no exercício de rosca bíceps obtivemos contrações longas, em torno de quatro segundos.

5.1 SINAIS DE CICLISMO

Este estudo analisou a ação muscular do vasto lateral durante o pedalar em um cicloergômetro até a exaustão. Foi analisado o membro dominante que foi identificado ao chutar uma bola.

5.1.1 Amostra

Participaram do estudo 10 voluntários, sendo sete do sexo masculino e três do sexo feminino, todos jovens e saudáveis. A média das idades dos voluntários foi de $24,4 \pm 4,3$ anos e todos apresentavam índice de massa corporal definido como normal segundo a (WORLD HEALTH ORGANIZATION, 1995) WORLD. Antes do estudo, o laboratório, o equipamento e o protocolo foram descritos para os voluntários quando assinaram a declaração de consentimento. A referida pesquisa foi autorizada pelo Comitê de Ética em Pesquisa em Seres Humanos – CEP/FS sob o registro FR 343104 – 10.

5.1.2 Equipamentos

Foram coletados sinais eletromiográficos por meio de um eletro miógrafo Delsys, modelo Bagnoli-2, Boston, Estados Unidos. Foi avaliado o músculo vasto lateral, sendo posicionados os eletrodos mediante às recomendações de (MO, 1986) e foram adotados padrões da ISEK. Os sinais eletromiográficos foram transferidos em tempo real para um computador, utilizando-se um sistema de digitalização de sinais biológicos de 12 bit (National Instruments, modelo PCI 6024E, Austin, Estados Unidos). A frequência de amostragem escolhida para todos

os sinais foi a de 2,0 kHz. O processamento dos sinais foi realizado pelo programa MatLab, versão 6.5.

O protocolo foi implementado utilizando-se uma bicicleta ergométrica (Ergo-Fit, modelo *Ergo Cycle 167*, Pirmasens, Alemanha) que permitia o controle da potência e da velocidade empregadas. Um trigger, constituído de uma chave magnética, foi instalado no pedivela esquerdo do cicloergômetro para indicar o início e fim de cada pedalada.

5.1.3 Protocolo

O referido estudo consistiu de uma visita ao laboratório de Biomecânica e Processamento de Sinais Biológicos da Faculdade de Educação Física/UnB. Após os procedimentos descritos na amostra, foi feito um aquecimento de quatro minutos, com velocidade de 30 km/h e potência de 30 W. Em seguida, foi mantida velocidade fixa de 30 km/h e estabelecida uma potência inicial de 150 W. No decorrer do experimento, ocorreu a elevação progressiva de 50 W na potência, em períodos de 30 s, até a desistência do voluntário.

5.2 SINAIS DO EXERCÍCIO DE ROSCA BÍCEPS

Este estudo compreendeu a comparação da ação muscular do bíceps braquial realizando dez execuções de rosca bíceps unilateral em uma polia. O exercício realizado teve sua carga criteriosamente medida utilizando-se uma célula de força com uma margem de erro de 50 gramas. O músculo bíceps braquial, no membro dominante, teve seu sinal eletromiográfico captado e um eletrogoniômetro foi fixado ao cotovelo. Foi considerado o membro dominante aquele utilizado para escrever.

5.2.1 Amostra

Foram analisados 16 participantes, sendo 12 do sexo masculinos e quatro do sexo feminino. As características da amostra consistiram de idade média de 23,1±7,3 anos; estatura média de 174,3±11,8 centímetros; e massa corporal média de 72,2±15,1 quilogramas. Todos saudáveis e que não apresentavam problemas articulares nos membros superiores há mais de seis meses. Receberam e leram o TCLE, com explicações sobre o estudo e só então, mediante

consentimento, assinaram o referido termo. A referida pesquisa foi autorizada pelo Comitê de Ética em Pesquisa em Seres Humanos – CEP/FS.

5.2.2 Equipamentos

Foram coletados sinais eletromiográficos por meio de um eletro miógrafo Delsys, modelo Bagnoli-2, Boston, Estados Unidos. O músculo bíceps braquial foi analisado seguindo as recomendações do projeto SENIAM, inclusive o posicionamento do eletrodo bipolar. Os sinais eletromiográficos foram transferidos em tempo real para um computador, utilizando-se um sistema de digitalização de sinais biológicos de 12 bit (National Instruments, modelo PCI 6024E, Austin, Estados Unidos). A frequência de amostragem escolhida para todos os sinais foi a de 2,0 kHz. O processamento dos sinais foi realizado pelo aplicativo MatLab, versão 6.5.

Uma célula de carga Aeph modelo TS com capacidade para até 50 kg e sensibilidade de $2,000\text{mV/V} \pm 10\%$ foi utilizada para todas as situações de mensuração de força. Um eletrogoniômetro, composto de um potenciômetro conectado a duas hastes plásticas foi fixo tendo como centro do potenciômetro a articulação do cotovelo. Este potenciômetro era alimentado com uma tensão constante de cinco volts. Assim, foi possível saber o início e fim de cada repetição.

5.2.3 Protocolo

Após a fixação do eletrodo e do eletrogoniômetro, foi realizado um teste de carga máxima utilizando-se uma célula de força de 50 kg fixada em uma empunhadura, em uma extremidade e à uma cadeira na outra. Assim, o participante ao sentar, mantinha o cotovelo fletido à 90 graus, apoiado em um suporte vertical e mão segurando a empunhadura. Uma corrente entre a célula e a empunhadura permitia fácil regulagem para a manutenção do ângulo do cotovelo. Foi solicitado aos participantes flexionar o mais forte possível o cotovelo por três segundos, um intervalo de dois minutos foi dado e nova tentativa realizada. O encorajamento verbal foi utilizado. Uma curva de calibração da célula de força permitiu a conversão de tensão em Newtons.

Uma rotina elaborada em MATLAB calculou o maior valor da força gerada e o maior valor das contrações isométricas máximas do músculo estudado para futura normalização do sinal eletromiográfico. Foi empregado 40% do valor da força máxima como carga de

execução. A polia teve suas cargas aferidas utilizando-se a célula de força e, quando necessário, complementadas com anilhas com precisão de 50 gramas.

5.3 PROCESSAMENTO DOS DADOS

Foram observadas algumas peculiaridades dos sinais. Os sinais de ciclismo apresentam intervalos mais bem definidos, sendo que nos momentos em que o músculo em estudo era pouco requisitado, o sinal captado é próximo a zero. Além disso, com o maior número de repetições para cada participante, a evolução das características sensíveis à fadiga muscular fica mais evidentes. Portanto o processamento de dados e a evolução do estudo foram baseados nos sinais do ciclismo. Somente ao final, definido os parâmetros o processamento foi realizado com os sinais de rosca bíceps para validar o que fora definido anteriormente. Este procedimento é necessário para validar a reprodutibilidade e coerência das diretrizes definidas em relação aos parâmetros para análise de fadiga através do método acumulativa-normalizada.

A princípio analisou-se a influência da interpolação do sinal. Considerando que esta ferramenta matemática torna possível atribuir maior número de amostras para um mesmo sinal com expressiva confiabilidade, é válido supor ganho de “resolução” na análise e verificar qual a influência da mudança. Contudo esta ferramenta matemática traz algumas possibilidades de utilização, no que diz respeito ao tipo de interpolação e ao índice ou grau de interpolação. Sendo que o tipo de interpolação se trata de qual função interpoladora a ser utilizado no cálculo da aproximação. Enquanto o grau, por sua vez se refere à quantidade de pontos acrescidos com a ferramenta matemática.

Desta forma, a análise quanto à influência da interpolação do sinal EMG-S na determinação de fadiga muscular foi dividida em duas partes. Primeiramente foram feitos processamentos comparando três tipos diferentes de interpolação – linear, cúbica e spline. Esta comparação foi realizada com diferentes índices indicadores de fadiga, tanto com a metodologia clássica quanto com a metodologia acumulativa-normalizada. Posteriormente verificou-se a diferença das interpolações com o dobro e com o quádruplo de pontos em relação ao sinal interpolado com a mesma quantidade de pontos do sinal original.

Terminada a análise da influência da interpolação, iniciou-se a etapa em que fora investigado variações de acordo com o tipo de janela utilizada no processamento de dados. Foram analisados os resultados dos indicadores de fadiga muscular temporais, frequenciais e tempo-frequenciais, tanto utilizando a metodologia acumulativa-normalizada quanto a clássica.

Apesar da variedade de tipos de janelas, utilizou-se apenas dois tipos, a retangular e a *hamming*. Para a escolha do tipo de janela retangular foi considerado a menor influência no resultado para se obter uma base de comparação. Enquanto que o tipo *hamming* foi escolhido por ser a função mais utilizada na literatura, permitindo futuras comparações entre diferentes trabalhos.

A quarta parte do processamento de dados diz respeito ao tamanho da janela, ou seja, à quantidade de amostras em cada execução do respectivo exercício (ciclo) que foi utilizada para análise. Este parâmetro traz uma particularidade, quanto à sua aplicação para esforços físicos dinâmicos, importante não só para a reprodutibilidade da teoria como para futura análise em tempo real. Neste tipo de exercício o cálculo matemático dos indicadores de fadiga muscular não é aplicado à todas as amostras. Na verdade, devido à característica cíclica intrínseca a estes exercícios, hora o músculo alvo de estudo é requisitado fortemente, hora não. Assim, são utilizados nos cálculos dos índices de fadiga apenas as amostras referentes ao momento em que o músculo alvo é requisitado.

Foram utilizados três tamanhos fixos de janelas, com 256, 512 ou 1024 amostras. Devido a frequência de amostragem do sinal de ambos os equipamentos ser 2 kHz, essas janelas correspondem a sinais com 128, 256 e 512 milissegundos. Foram investigados resultados com diferentes janelas aplicadas a sinais do mesmo voluntário, e também padrões de comportamento relacionados ao mesmo tamanho de janelas utilizados no processamento de sinais para diferentes voluntários.

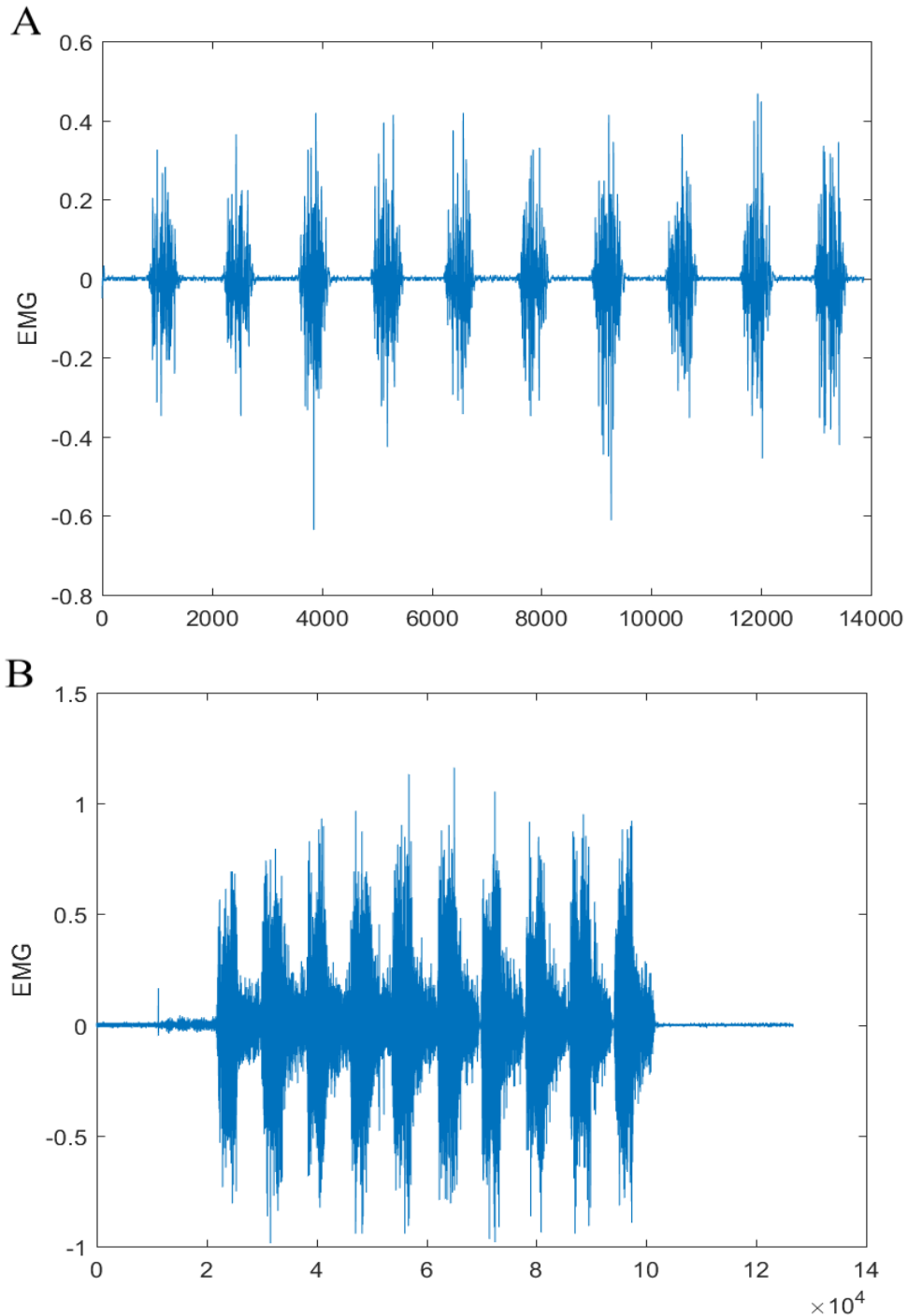
Devido aos resultados observados nesta etapa do processamento, estendeu-se a pesquisa para analisar janelas de tamanho flexível. Nesta visão não foram pré-estabelecidas dimensões para as janelas. Este parâmetro passou a ser definido de acordo com as características do sinal, portanto de acordo com o tipo de exercício, do músculo analisado e do voluntário. Ainda, devido as mudanças progressivas durante a execução do exercício, este parâmetro deve ser sensível também aos ciclos de execução do exercício, de outra maneira, para cada ciclo é definido uma dimensão de janela.

6 PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL E RESULTADOS

A diversidade de sinais aqui analisados é ideal para que se defina procedimentos e parâmetros para a reprodutibilidade da teoria da metodologia acumulada-normalizada. Os sinais obtidos durante o pedalar têm seus ciclos definidos por *triggers*, já os sinais obtidos durante o exercício de rosca bíceps apresenta a angulação do cotovelo, determinada neste caso por um eletrogoniômetro. O sinal do ciclismo apresenta duas fases bem definidas, uma de alto e outra de baixo recrutamento muscular, sendo a fase de baixo recrutamento muscular a mais prolongada. Por isso a análise foi feita baseada nos sinais do ciclismo e ao final validada nos sinais da rosca bíceps em polia.

A figura 25 apresenta os sinais eletromiográficos durante exercícios em bicicleta ergométrica (figura 25-A) e durante a realização de rosca bíceps (figura 25-B). Os sinais eletromiográficos durante exercícios em bicicleta ergométrica apresentaram em média 1.316,40 amostras por ciclo, já os sinais obtidos durante a realização de rosca bíceps em polia 9.138,37 amostras por ciclo. É fácil notar visualmente que ambos os exercícios são dinâmicos e diferenciados, o que traz um desafio ainda maior para a determinação de parâmetros que melhor representem o fenômeno da fadiga analisada pela metodologia acumulativa-normalizada.

Figura 25 - Sinal de EMG-S em exercício de esforço dinâmico. (A) Sinal devido ao exercício em bicicleta, ampliado de forma a mostrar o resultado de apenas dez repetições. (B) Sinal proveniente de exercício de rosca bíceps.



FONTE: Próprio autor.

Observando a quantidade de amostras de cada exercício, nota-se que a duração do exercício de rosca bíceps é maior. Contudo na bicicleta a quantidade de execuções, em média

179, excede muito o número de execuções durante a rosca bíceps, em média 9. Quanto à quantidade de voluntários, ambos trazem amostras suficientes para o propósito do presente trabalho.

Sendo os sinais a serem analisados oriundos de exercícios dinâmicos tem-se que o macroproblema da análise é a presença de partes dos sinais em que o músculo alvo do estudo não exerce, ou exerce muito pouco esforço. Através de simples inspeção visual na representação dos sinais na figura 25, é possível observar instantes em que o nível do sinal captado realmente é muito baixo. Para solucionar este problema deve-se dividir o sinal em bulhas, que representam o momento em que o músculo alvo é consideravelmente recrutado.

A seleção das bulhas foi feita de maneira que o centro da mesma coincida com a região de maior energia durante o ciclo do exercício. Desta maneira, determinado o centro da bulha, a quantidade de amostras a esquerda e a direita deste é exatamente a mesma.

Com este método de seleção, há a possibilidade de formação de uma bulha com amostras do sinal de diferentes ciclos do exercício. Isso pode facilmente ser denotado nos casos em que a escolha do tamanho da janela excede a dimensão do ciclo. Por exemplo, caso fosse utilizado no processamento de dados janelas com dimensão de 2048 amostras, fatalmente ocorreria sobreposição de sinais no processamento do sinal de EMG-S obtido durante o exercício em bicicleta. Afinal, uma seção de 2048 amostras deverá conter no mínimo toda a amostra de um ciclo (1316 amostras em média) além de 732 amostras de outro(s) ciclos.

A literatura apresenta trabalhos com a temática de sobreposição de sinais para determinação de fadiga muscular através de EMG-S. Alguns trabalhos abordam exclusivamente este tipo de situação e defendem que pode apresentar vantagens para determinação de fadiga muscular. Entretanto, aborda-la não é o objetivo deste trabalho e, portanto, foram realizadas análises sem sobreposição.

Apesar de o objetivo principal do presente trabalho ser pautado na análise de fadiga através de índices baseados na metodologia acumulativa-normalizada, haverá também a comparação das análises feitas através regressão linear direta nos valores de RMS, MDF e SWW do sinal. Independente do índice de fadiga a ser avaliado, alguns parâmetros devem ser definidos para o processamento e estes podem ser determinantes no processo de análise de fadiga.

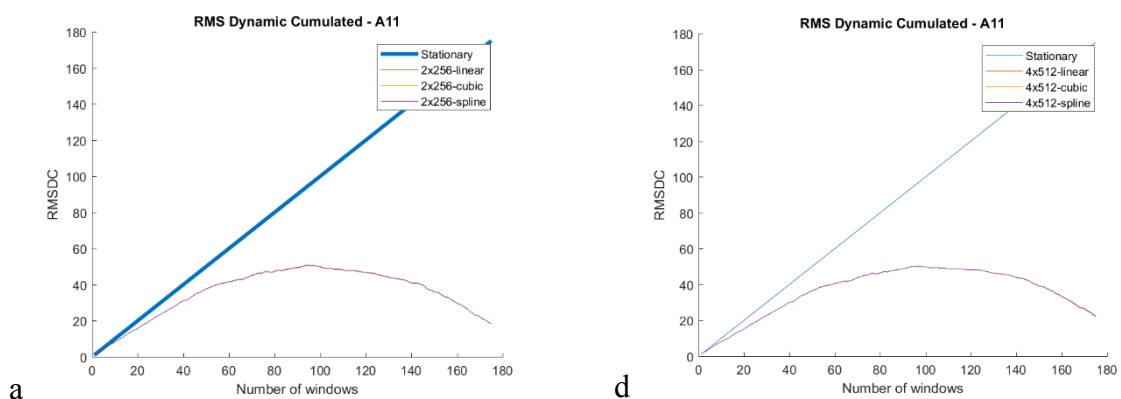
Dentre tais parâmetros se destacam interpolação do sinal (em que se deve analisar a influência do tipo de função interpoladora e do índice de interpolação a ser utilizado), o

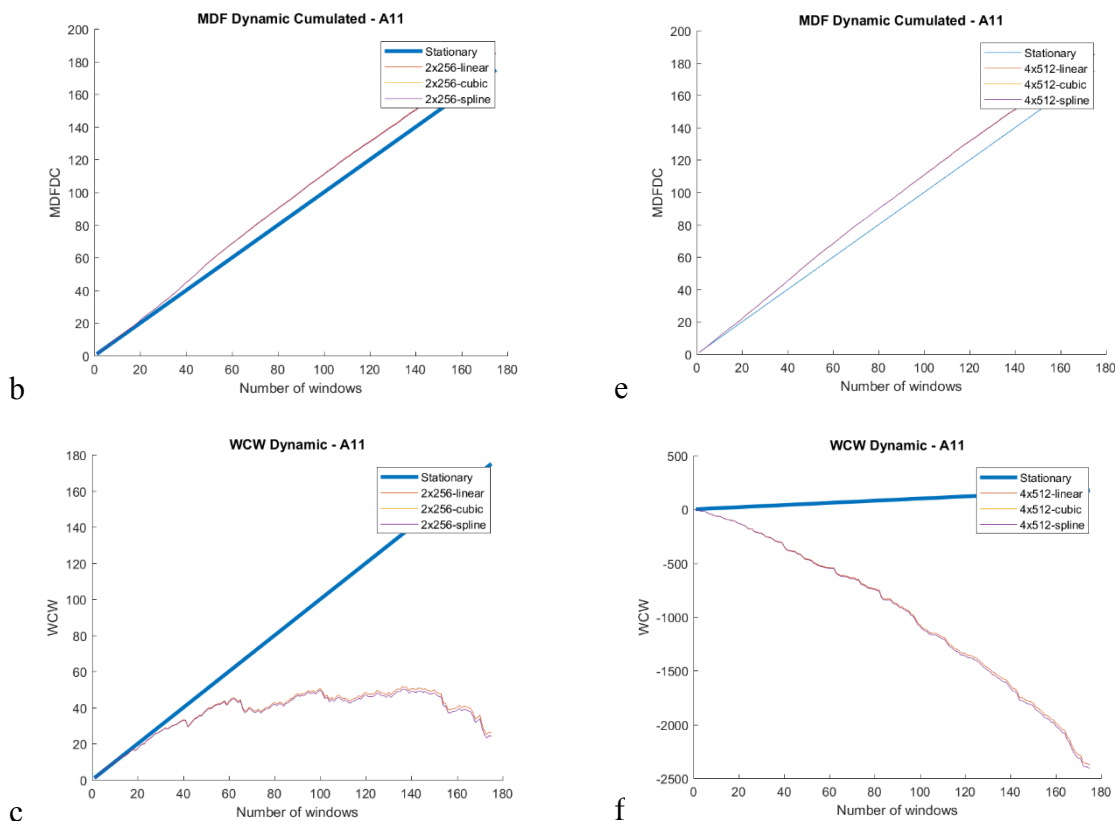
número de amostras, o tipo de janelamento e as dimensões das janelas. Deve-se analisar o efeito de cada parâmetro individualmente no processamento para obtenção do índice de fadiga muscular.

6.1 INTERPOLAÇÃO (GRAU E TIPO);

Analisou-se os sinais com graus um, dois e quatro nos tipos, cubic, linear e spline de interpolação. Todo o sinal, primeiro, era interpolado e depois por meio de uma janela retangular eram analisadas quantidades de amostras proporcionais a 256, 512 e 1024, de acordo com o grau de interpolação. Assim, interpolando o sinal em duas vezes, eram utilizadas janelas de 512, 1024 e 2048 amostras (2x256, 2x512 e 2x1024). Enquanto que interpolando o sinal em quatro vezes, utiliza-se janelas de 1024, 2048 e 4096 (4x256, 4x512 e 4x1024). Isto garante que cada janela seja correspondente ao mesmo momento em que ocorre o fenômeno físico, o que permite a comparação entre as análises. A figura 26 ilustra graficamente o resultado desta etapa aplicada ao exercício em bicicleta pelos voluntários 01 e 03 com janelamento proporcional a 256 amostras, interpolado duas (512 amostras) e quatro (1024 amostras) vezes obtidos para os três índices acumulativos de fadiga, WCR, WCM e WCW, a serem extensões dos índices RMS, MDF e WCW conforme as equações 11, 12 e 13. Antecipadamente alertamos para a sobreposição dos resultados.

Figura 26 - Resultado dos índices indicadores de fadiga da metodologia acumulativa-normalizada no sinal EMG-S do voluntário 01. (a) WCR com interpolação 2x e janela de 2x256. (b) WCM com interpolação 2x e janela de 2x256. (c) WCW com interpolação 2x e janela de 2x256. (d) WCR com interpolação 4x e janela de 4x512. (e) WCM com interpolação 4x e janela de 4x512. (f) WCW com interpolação 4x e janela de 4x512.





FONTE: Próprio autor.

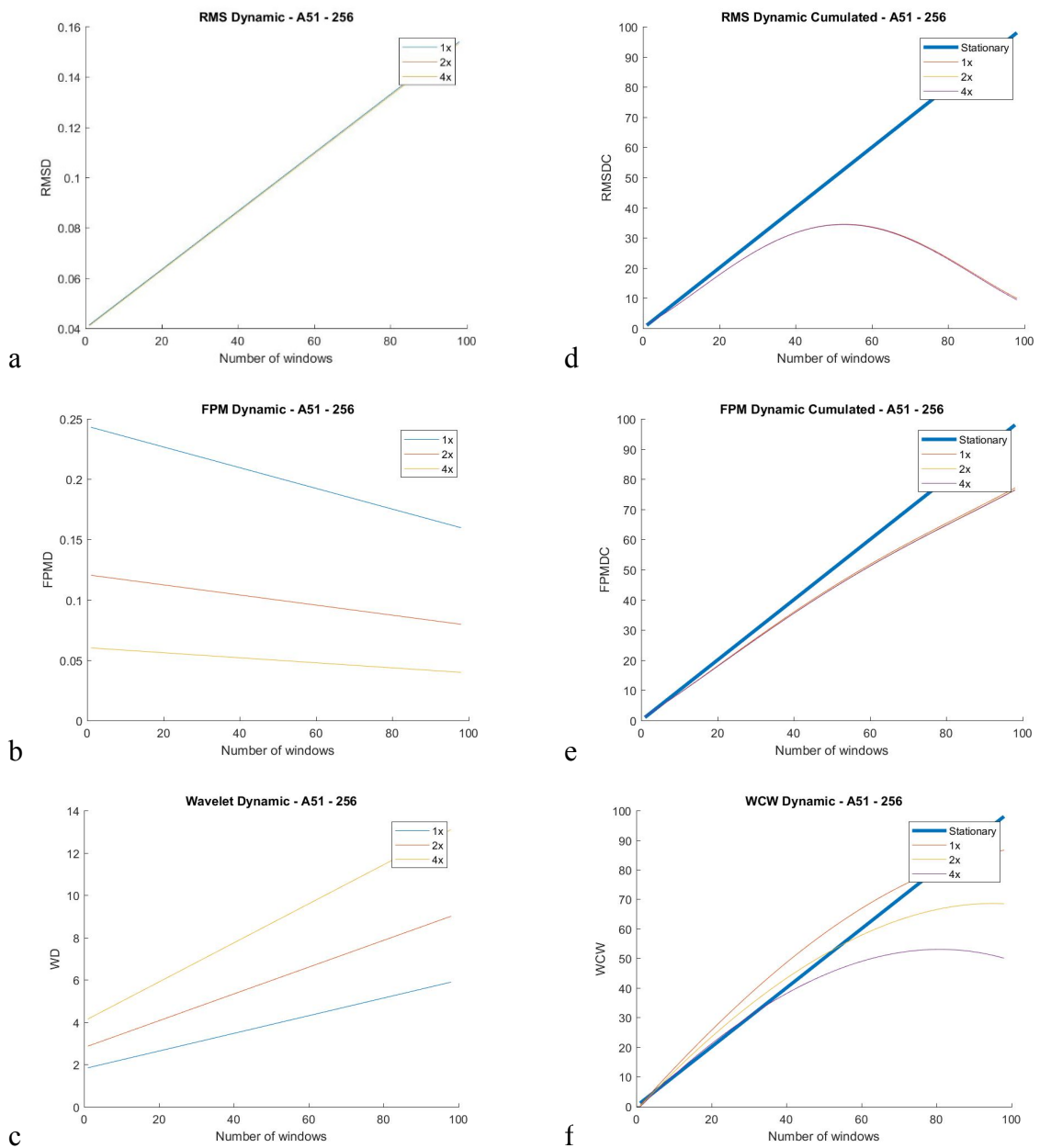
Nota-se que os resultados com diferentes tipos de interpolação são bastante similares. Essa característica se repete com todos os voluntários como pode ser visto no ANEXO A.

Para a verificação da influência do grau de interpolação, ou seja, a influência do aumento de número de amostras através da interpolação, fixou-se o tipo de interpolação (linear), o tipo de janela (retangular) e as dimensões das janelas (256, 512 ou 1024). Analisou-se, então, os sinais com diferentes graus de interpolação (1x, 2x, 4x). Isto é, dobrando ou quadruplicando a quantidade de amostras através desta ferramenta matemática. O resultado gráfico desta etapa aplicada ao sinal obtido com o exercício em bicicleta pelo voluntário 05 com representação dos índices de fadiga acumulativos e tradicionais (RMS, MDF, SWW, WCR, WCM E WCW), é apresentado separadamente de acordo com o tamanho das janelas 256 (figura 27), 512 (fonte: *próprio autor*.

figura 28) e 1024 (fonte: *próprio autor*.

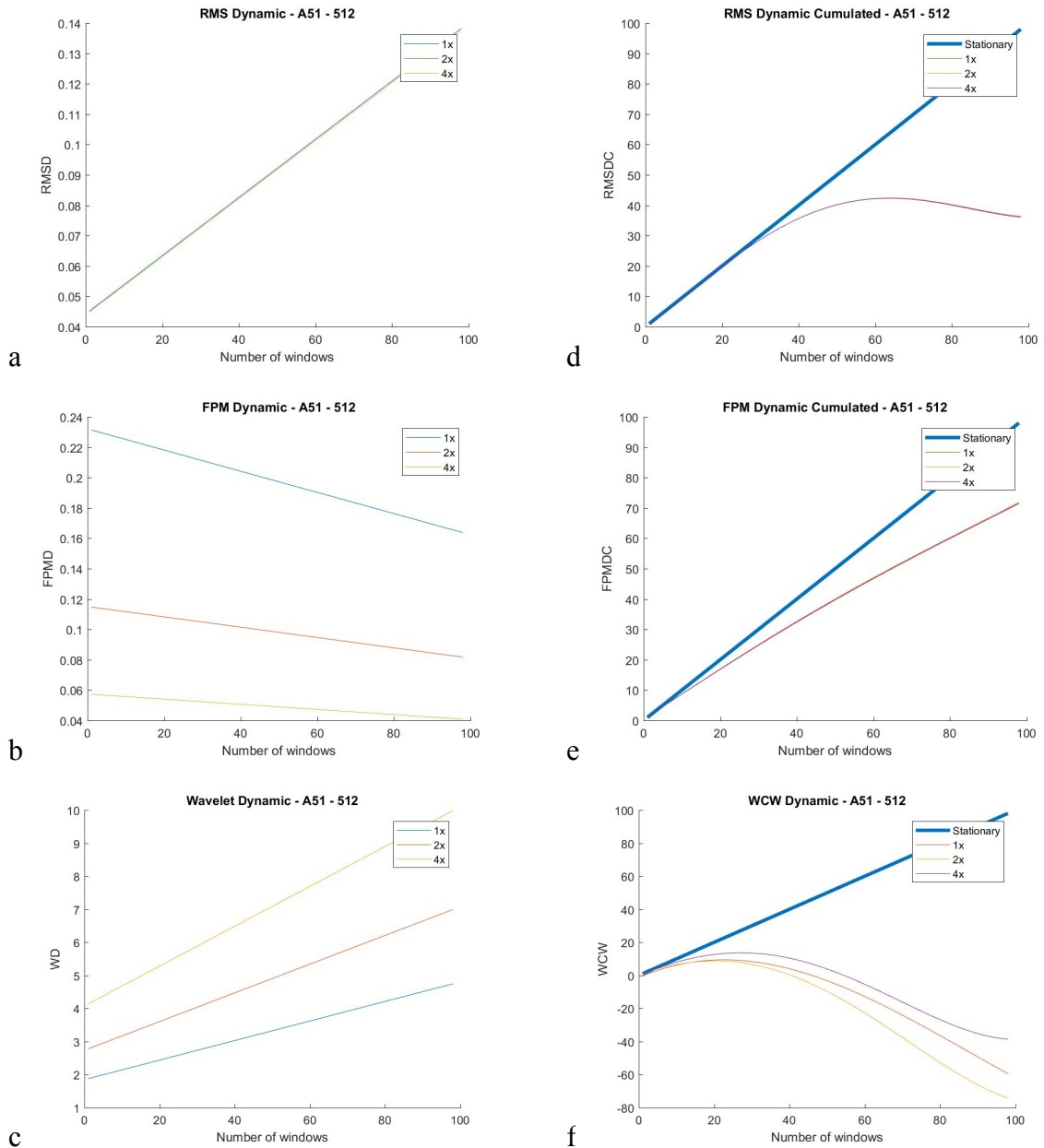
figura 29). Neste caso o aspecto contínuo e suave das curvas se deve à regressão polinomial de quarta ordem, que foi executada para facilitar a inspeção visual dos resultados.

Figura 27 - Resultado da análise com diferentes índices de interpolação no sinal EMG-S de exercício em bicicleta do voluntário 05 com janelas de tamanho proporcional a 256 amostras. (a) RMS com interpolação linear 1x, 2x e 4x. (b) MDF com interpolação linear 1x, 2x e 4x. (c) SWW com interpolação linear 1x, 2x e 4x. (d) WCR com interpolação linear 1x, 2x e 4x. (e) WCM com interpolação linear 1x, 2x e 4x. (f) WCW com interpolação linear 1x, 2x e 4x.



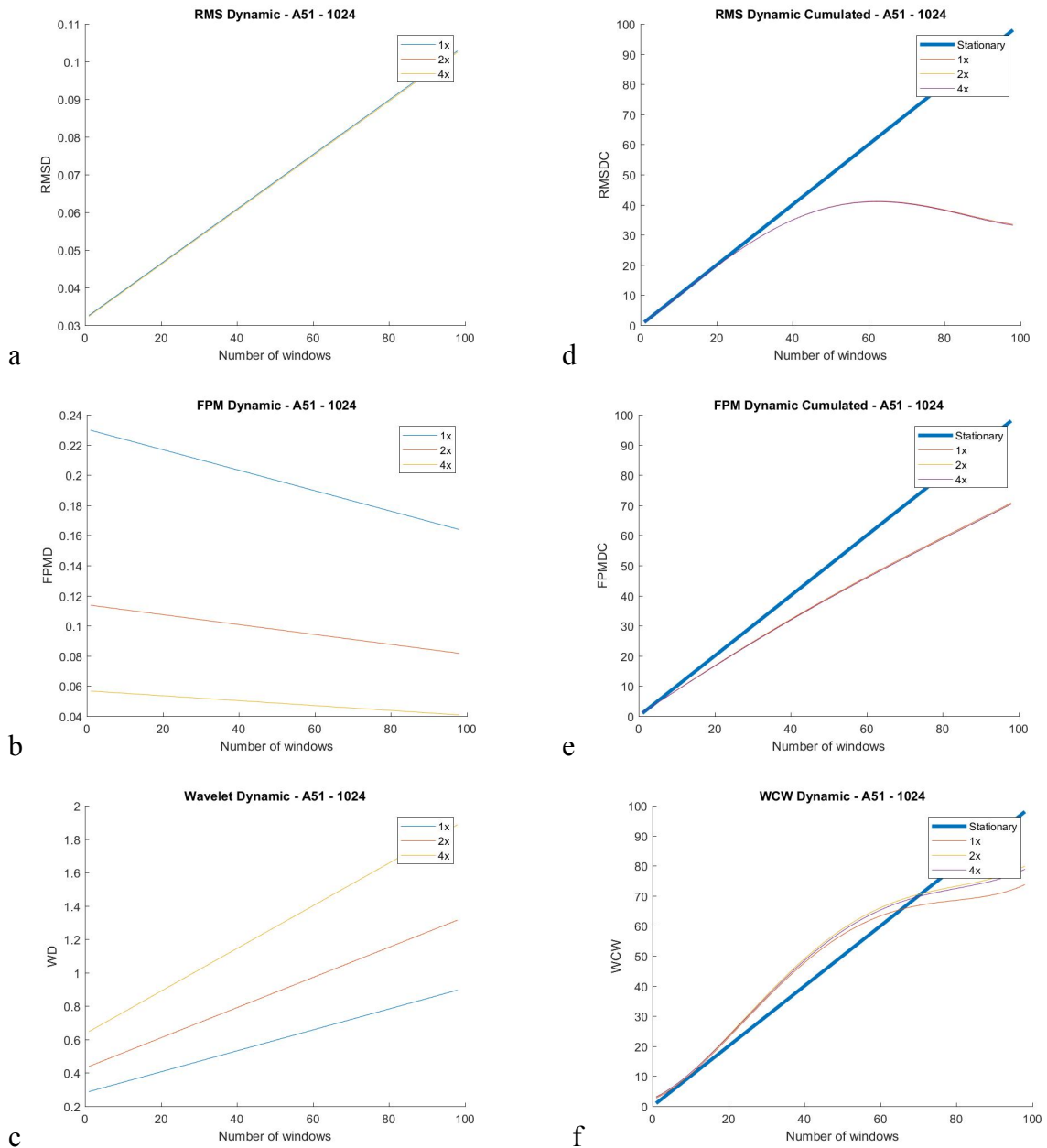
FONTE: Próprio autor.

Figura 28 - Resultado da análise com diferentes índices de interpolação no sinal EMG-S de exercício em bicicleta do voluntário 05 com janelas de tamanho proporcional a 512 amostras. (a) RMS com interpolação linear 1x, 2x e 4x. (b) MDF com interpolação linear 1x, 2x e 4x. (c) SWW com interpolação linear 1x, 2x e 4x. (d) WCR com interpolação linear 1x, 2x e 4x. (e) WCM com interpolação linear 1x, 2x e 4x. (f) WCW com interpolação linear 1x, 2x e 4x.



FONTE: Próprio autor.

Figura 29 - Resultado da análise com diferentes índices de interpolação no sinal EMG-S de exercício em bicicleta do voluntário 05 com janelas de tamanho proporcional a 1024 amostras. (a) RMS com interpolação linear 1x, 2x e 4x. (b) MDF com interpolação linear 1x, 2x e 4x. (c) SWW com interpolação linear 1x, 2x e 4x. (d) WCR com interpolação linear 1x, 2x e 4x. (e) WCM com interpolação linear 1x, 2x e 4x. (f) WCW com interpolação linear 1x, 2x e 4x.



FONTE: Próprio autor.

Com esta investigação, é possível notar que o grau de interpolação tem pouca influência no sentido de convergência do parâmetro cumulativos. Nota-se que esse parâmetro,

quando exerce alguma influência no resultado do índice de fadiga, ela se dá em relação a intensidade com que o índice indicador de fadiga converge. Entretanto esta influência não muda o sentido da convergência, tampouco a sensibilidade do índice de fadiga de maneira expressiva.

Por outra forma, este parâmetro não apresenta influência nos índices de fadiga no que diz respeito a permitir a reprodutibilidade da previsão teórica em diferentes voluntários e tipos de exercícios. Todavia o tamanho da janela mostra ter bastante influência sobre o tipo de resposta. Por esse motivo, foi analisado diferentes tamanhos de janelas com o mesmo grau de interpolação, viabilizando uma análise mais profunda em relação ao tamanho da janela. Os resultados gráficos de todos os dez voluntários em relação a esta etapa do processamento podem ser verificados no ANEXO B.

É importante observar que o resultado do índice de fadiga SWW utilizado aqui apresenta uma característica comum em diferentes indivíduos. A reta da função originada de uma regressão polinomial de grau 1 deste parâmetro é ascendente, conforme é previsto na teoria. O mesmo ocorre com o índice de fadiga devido ao RMS, enquanto que o índice devido à frequência de potência mediana é descendente.

Contudo os parâmetros acumulados algumas vezes apresentam diferença com a teoria. Nesses casos a curva apresenta desvio inverso em relação a reta de referência ou apresenta convergências à valores extremamente elevados positivos ou negativos. Em outras palavras a curva dos índices de fadiga desvia para cima da reta de referência ou mesmo apresenta valores exageradamente altos ou baixos. Desta maneira, os índices de fadiga acumulados conseguem apresentar diferenças que pelos parâmetros tradicionais não seria possível perceber.

6.2 TIPO DE JANELAMENTO

A estratégia de janelamento supracitado é comum em processamento de sinais do tipo analisado aqui e abrange diversas funções de janelas. Entretanto, numa abordagem direta em relação a esta ferramenta abordar-se-á o uso de apenas duas, retangular e *hamming*. O primeiro consiste em um truncamento comum em que as amostras de interesse não são ponderadas, enquanto o segundo é o tipo mais comum utilizado e traz uma ponderação nas amostras de interesse. Deve-se observar que no presente trabalho todo processamento foi feito utilizando janelamento, mesmo que apenas com a função retangular.

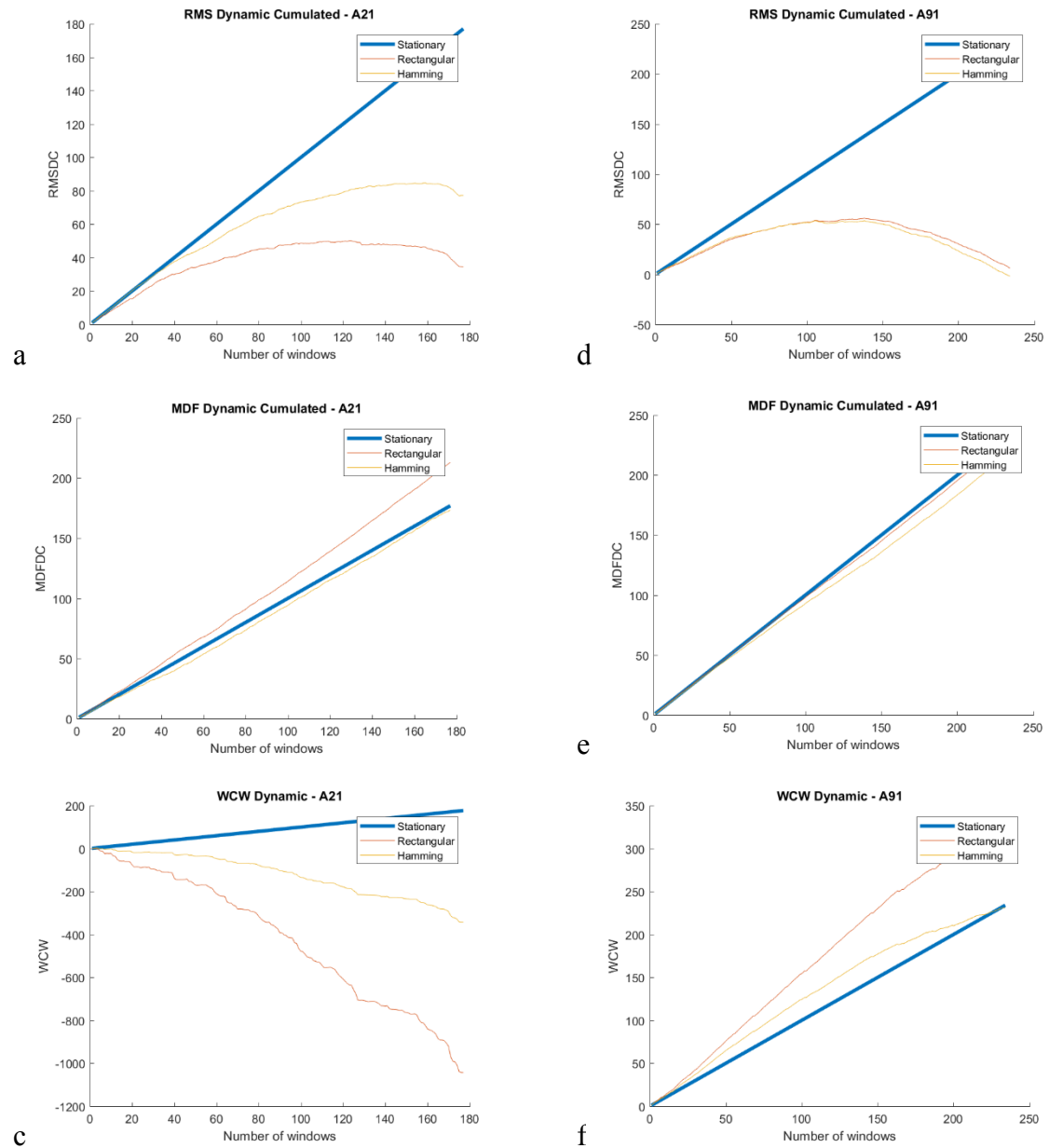
Essas janelas podem acomodar as variações dos parâmetros do sinal devido à não estacionariedade. Portanto, as variações de energia ao longo do tempo, obtidas usando o janelamento, podem auxiliar na visualização do comportamento não-estacionário do sinal. Além disso, os cálculos de energia com o método sem janelamento usa o sinal completo e fornecem apenas uma única característica, enquanto que com esta ferramenta, é possível obter um conjunto de informações.

Para verificar o efeito do janelamento *hamming* em relação ao retangular, fixou-se o tipo e o grau de interpolação (linear x1), o tamanho da janela (512 amostras) e plotou-se no mesmo gráfico as curvas referentes aos dois tipos de janelamento no mesmo sinal. A figura 30 apresenta os resultados dos índices de fadiga da metodologia acumulativa-normalizada no domínio do tempo, no domínio da frequência e no domínio tempo-frequencial dos voluntários 02, 05 e 09 realizando exercício em bicicleta.

Nota-se que as duas funções de janelas apresentam diferenças, em alguns voluntários o resultado do processamento com janela do tipo *hamming* se mostra mais sensível à fadiga muscular, em outros ocorre o contrário. Ocorrências divergentes da teoria da metodologia acumulativa-normalizada ocorrem nos dois casos, mesmo que com intensidades diferentes, ou seja, em alguns casos a curva do índice de fadiga apresenta convergência exagerada ou mesmo desvia para cima da curva de referência.

Estes resultados apresentam certa divergência com alguns trabalhos que utilizam a mesma análise para sinais de EMG-S devido a exercício isométrico, disponíveis na literatura. Não foi observado algum tipo de padrão que determinasse maior sensibilidade de um ou outro tipo de janela, além disso o problema dos casos em que os resultados divergem do esperado segundo a teoria acumulativa-normalizada não puderam ser resolvidos com esta abordagem.

Figura 30 - Resultado da análise com diferentes tipos de janelas no sinal EMG-S de exercício em bicicleta dos voluntários 02 e 09. (a) WCR com janelamento retangular e hamming – voluntário 02. (b) WCM com janelamento retangular e hamming – voluntário 02. (c) WCW com janelamento retangular e hamming – voluntário 02. (d) WCR com janelamento retangular e hamming – voluntário 09. (e) WCM com janelamento retangular e hamming – voluntário 09. (f) WCW com janelamento retangular e hamming – voluntário 09.

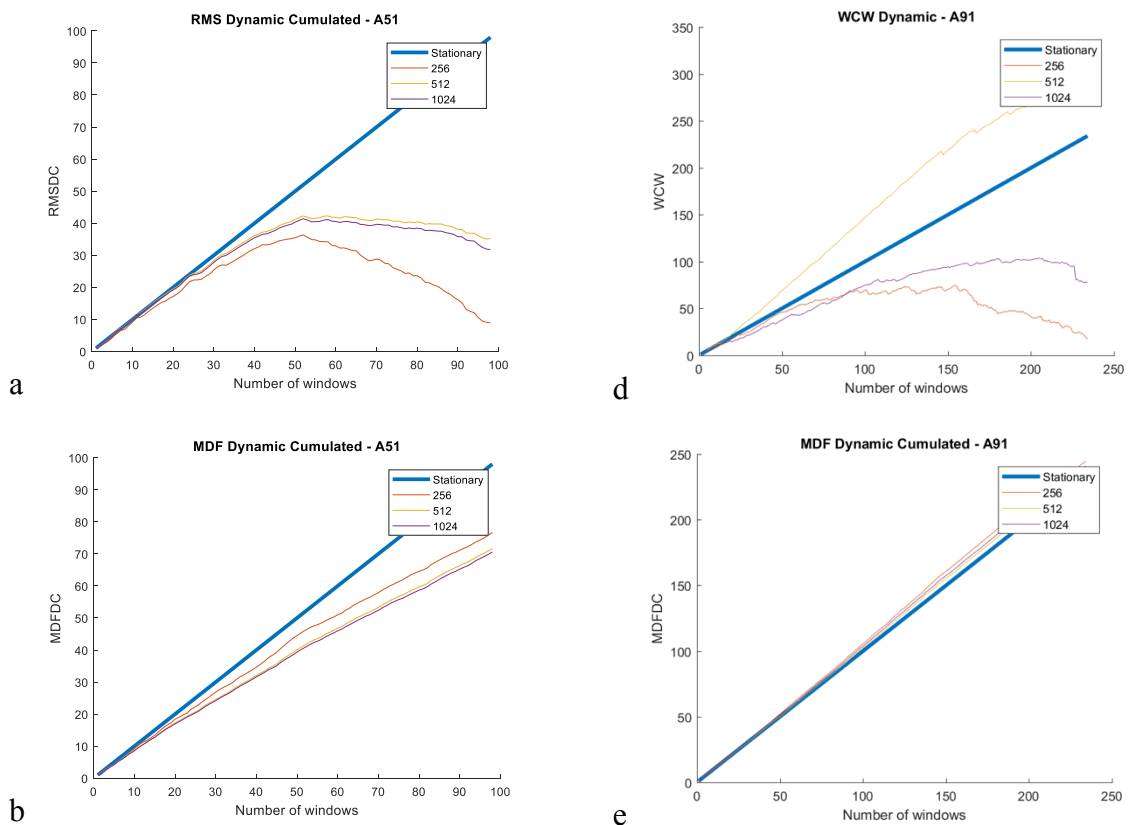


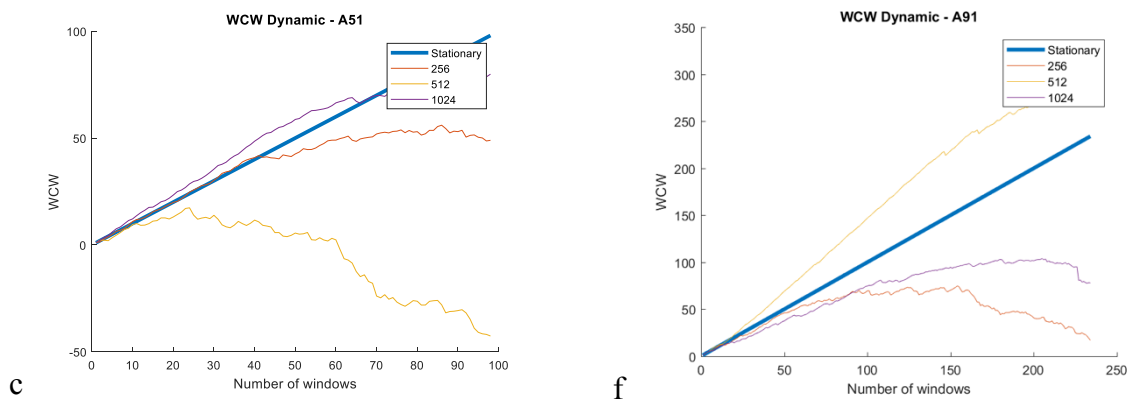
FONTE: Próprio autor.

6.3 DIMENSÕES DAS JANELAS;

Afim de avaliar a influência do tamanho da janela nos índices de fadiga, nesta etapa do trabalho, fixou-se o tipo de interpolação (linear x4), o tipo de janela (retangular) e analisou-se os sinais com diferentes dimensões de janelas (256, 512 ou 1024). A figura 31 mostra graficamente o resultado desta etapa para os sinais obtidos durante o exercício em bicicleta pelo voluntário 05. Sendo que os resultados gráficos de todos os dez voluntários em relação a esta etapa do processamento podem ser verificados no ANEXO C

Figura 31 - Resultado da análise com diferentes tamanhos de janelas (4x256, 4x512 e 4x1024) no sinal EMG-S de exercício em bicicleta dos voluntários 05 e 09 com interpolação 4x linear. (a) WCR – voluntário 05. (b) WCM – voluntário 05. (c) WCW – voluntário 05. (d) WCR – voluntário 09. (e) WCM – voluntário 09. (f) WCW – voluntário 09.





FONTE: Próprio autor.

Nota-se grandes variações das respostas com diferentes tamanhos de janelas. Analisando o mesmo sinal, o índice de fadiga parece ser coerente com a teoria quando se utiliza determinado tamanho de janela, mas com um tamanho ligeiramente diferente observa-se incoerências. Devido a isso é de se esperar que haja uma determinada dimensão de janela que viabilize a análise em diferentes voluntários e exercícios. No entanto não foi encontrado um padrão que viabilizasse a relação entre o comportamento dos índices de fadiga e este parâmetro. Ainda assim é possível perceber que os processamentos com janelas de 512 amostras obtiveram maior coerência para indivíduos diferentes.

Foi realizado então uma análise estatística para as bulhas, afim de buscar um padrão de comportamento. Definiu-se que a cada ciclo do exercício a bulha seria “recortada” entre a primeira e última amostra com valor acima de 10% do pico máximo. Feito isso foram analisadas a quantidade de bulhas, quantidade de amostras por bulha, além dos parâmetros estatísticos de média, desvio padrão e RMS referentes a estes dois valores.

Tal análise revelou que a média da quantidade de amostras em diferentes indivíduos variava em torno de 512 (era mais próxima de 512 que de 256 ou 1024) conforme pode ser observado na Tabela 1. Isso sugere que a coerência verificada para este tamanho de janela pode estar relacionada à proporção de sinal com energia considerável em relação à bulha.

Tabela 1 - Estatística das amostras de módulo superior a 10% do valor de pico do ciclo.

Indivíduo	Qtde Bulhas	Média Amostras	Desvio Padrão	RMS
1	175	531,6857	83,62882	0,1142

2	177	489,6045	37,65003	0,0848
3	141	686,8723	221,3334	0,1045
4	141	463,0071	52,23265	0,0564
5	98	548,1939	73,23422	0,0632
6	195	385,641	83,134	0,1474
7	275	471,9964	40,97199	0,1219
8	226	466,6814	44,42997	0,1477
9	234	484,9957	49,74118	0,0727
10	273	526,2637	36,13206	0,1906

Diante disso, continuou-se a análise pelo viés da dimensão das janelas. Entretanto, não mais se fixou a dimensão da janela para ordem de 2^n e partiu-se em busca de um parâmetro que determinasse dimensões confiáveis para bulha. Isso poderia ser verificado com a coerência, acurácia e reprodutibilidade no processamento com tais dimensões de bulha. Então definiu-se como parâmetro chave a ser utilizado, o nível do sinal contido em cada bulha. Seria necessário que a bulha tivesse um sinal com energia considerável em relação ao exercício executado.

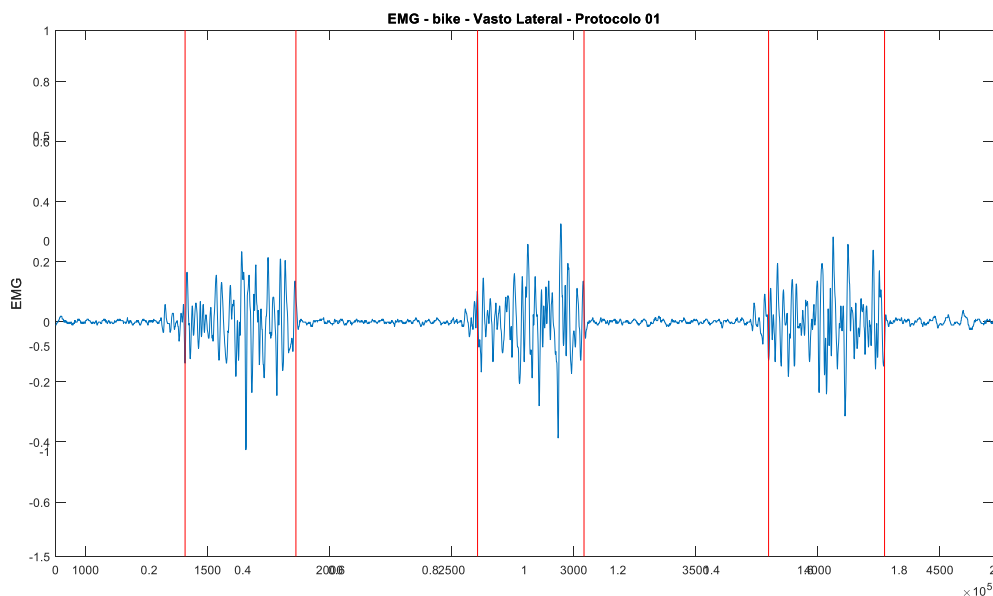
Para o prosseguimento da análise relatada, manteve-se fixo o tipo de interpolação (linear x1), o tipo de janela (retangular) e analisou-se os sinais com diferentes dimensões de janelas. Dimensões essas que foram determinadas de acordo com as características do sinal correspondente. Assim, os ciclos passariam a determinar a dimensão da bulha a ser extraída de seu sinal. É necessário então que seja determinado diretivas que indiquem esta relação.

Diversos parâmetros foram utilizados nesse processo. Para cada etapa foi definido um tipo de limiar e era “recortada” a bulha definida entre a primeira e última amostra com módulo acima deste limiar. Inicialmente foi usado um limiar definido em relação ao valor máximo do sinal ou de cada ciclo de exercício. Contudo esse parâmetro se mostrou ineficiente quanto à reprodutibilidade em diferentes tipos de exercício, sendo muito coerente no tipo de sinal como o do ciclismo, em que o sinal sem interesse tem nível quase zero. Além disso o mesmo ainda se mostrou muito sensível às discrepâncias pontuais. Vale ressaltar que nesta etapa foi utilizado como limiar diferentes valores definidos a partir do pico de sinal, como 70%, 80%, 90% e 100% do valor máximo.

Nesse processo definiu-se que em um mesmo exercício cada ciclo de exercício teria uma dimensão de janela. Isso torna possível o acompanhamento da evolução do exercício e evita a presença de sinal “indesejado” na bulha devido à generalização do parâmetro para todos os ciclos. Como o dimensionamento das bulhas fora definido flexivelmente de acordo com cada ciclo do exercício, buscou-se um parâmetro que fosse determinado por todo o sinal do ciclo. Sendo assim experimentou-se (a) limiares definidos por valores proporcionais à média aritmética do módulo de todo o sinal do ciclo e (b) proporcionais ao RMS do módulo de todo o sinal do ciclo.

Detalhando o procedimento, é recortado o sinal contido entre a primeira e a última amostra com valor, em módulo, acima do parâmetro de limiar definido, conforme mostrado na figura 32. Depois da definição do parâmetro para limiar, seguiu-se duas diferentes metodologias de processamento do sinal. No primeiro o processando de toda a bulha é realizado de uma só vez – chamado aqui de método com janelas de tamanho variável. Enquanto que no outro, o processando da bulha é realizado por partes, de acordo com um novo tamanho de janela pré-determinado, chamado aqui de método de sinal concatenado.

Figura 32 - Sinal de EMG-S em exercício de bicicleta, ampliado e definido limites segundo o limiar definido pelo RMS



FONTE: Próprio autor.

Desta vez as novas referências de limiares permitiram a reprodutibilidade da análise em diferentes voluntários. Contudo, com a mudança do tipo de exercício a proporção do limiar relativo à média do sinal no ciclo demandava ajuste para se manter coerente com a teoria. Como o limiar definido por RMS do módulo do sinal no ciclo se mostrou melhor, definiu-se este como o parâmetro a ser utilizado. Contudo era necessário confirmar se a coerência verificada realmente é devido a esta definição de dimensões das bulhas.

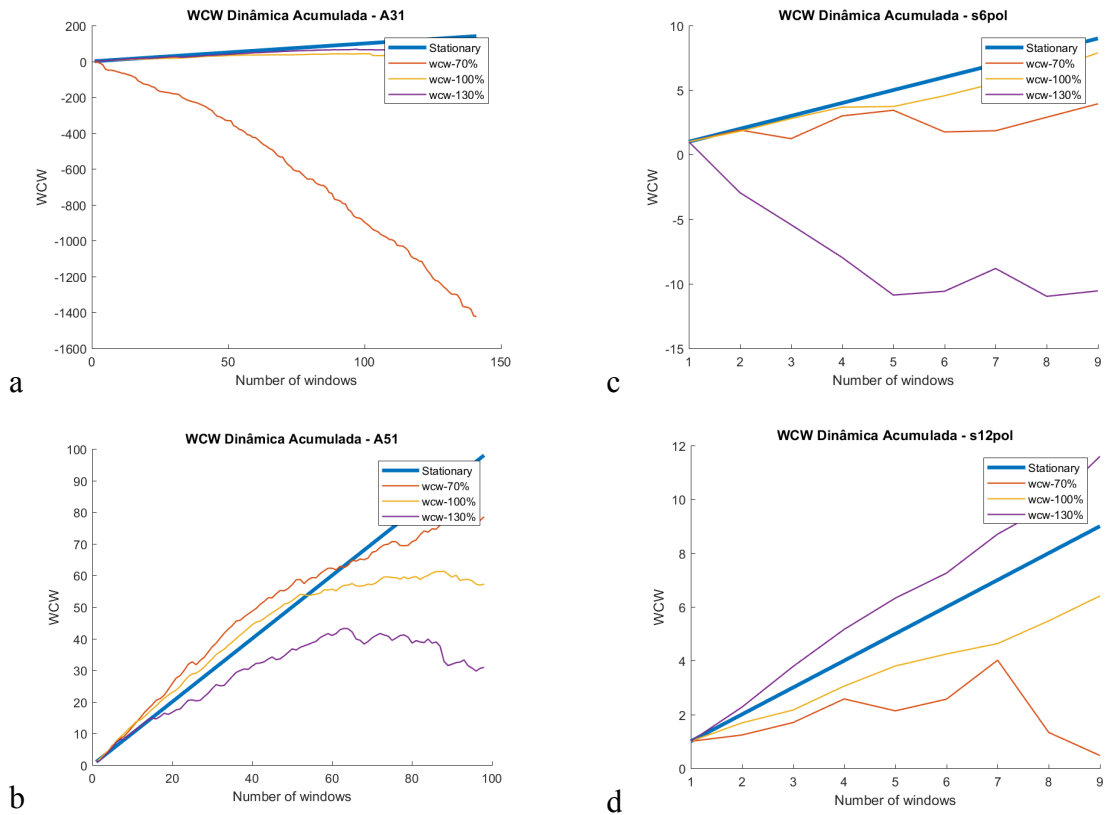
Realizou-se então, um estudo da influência das dimensões das bulhas definidas pelo RMS, comparando os índices indicadores de fadiga de sinais com bulhas definidas por ele às bulhas com dimensões maiores ou menores que estas. Para isso primeiro calculou-se o tamanho da bulha de cada ciclo utilizando o limiar definido pelo RMS, estas foram as bulhas de referência. Depois foram definidas bulhas, primeiro com dimensão igual a 70% do tamanho das bulhas de referência e depois com 130% do mesmo valor. Desta maneira, o processamento com bulhas de dimensões diferentes da considerada ideal deveria apresentar inconsistências com a teoria.

6.3.1 MÉTODO 01 – JANELAS DE TAMANHO VARIÁVEL

Neste método cada bulha é recortada e processada com um tamanho variável de janela, a ser definido pelo módulo do sinal acima do limiar de RMS do ciclo. Tal processamento gera índices de fadiga na mesma quantidade de ciclos do exercício, já que cada ciclo tem uma bulha e que cada bulha é processada integralmente de acordo com o índice de fadiga escolhido. O resultado pode ser observado na figura 33.

Nota-se que os resultados com 70% ou 130% do tamanho da bulha, resultam em um certo “exagero” na convergência do resultado. Em alguns casos a curva decresce exageradamente (figura 33-a) e em outros ela até cresce acima da reta de referência (figura 33-d). Isso sugere que quando se analisa apenas parte da bulha que contém toda energia considerável do ciclo, ou quando se analisa esta juntamente com sinal “indesejável”, há incoerência nos resultados, considerando a teoria da metodologia acumulativa normalizada.

Figura 33 - Resultado da análise com o método das janelas de tamanho variável aplicado ao sinal EMG-s. (a) e (b) exercício em bicicleta - voluntários 03 e 05. (c) e (d) exercício em rosca bíceps - voluntários 06 e 12.



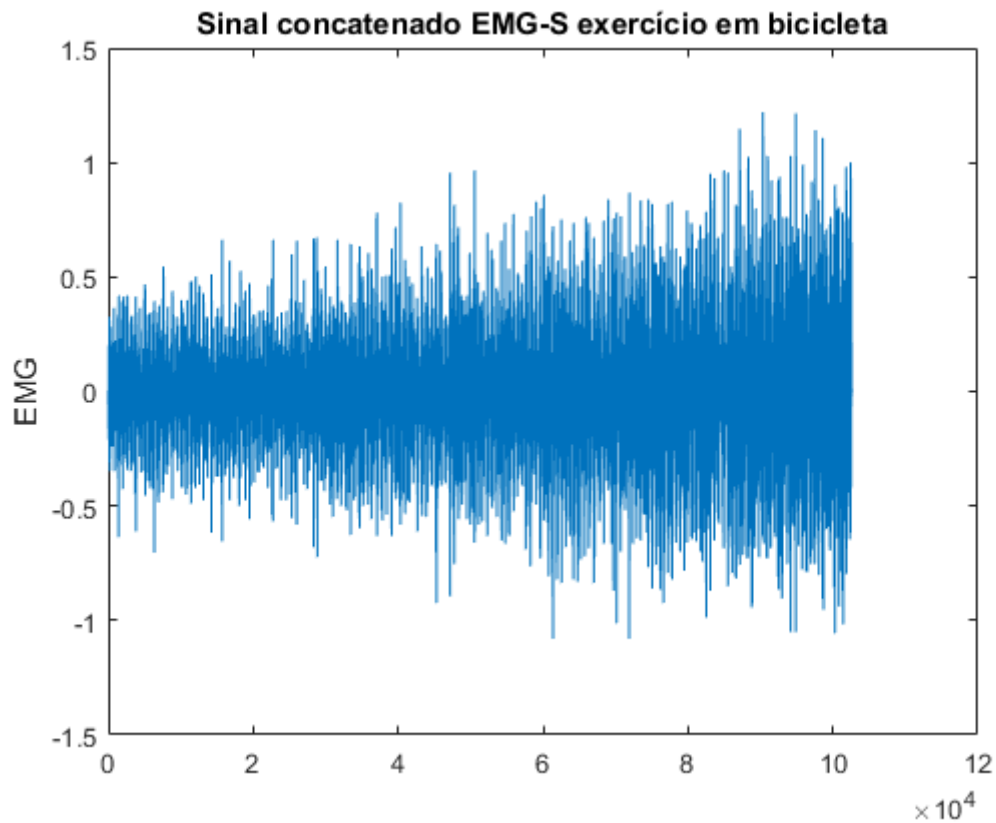
FONTE: Próprio autor.

6.3.2 MÉTODO 02 – SINAL CONCATENADO

Aqui a bulha é definida como anteriormente. Contudo não se processa o sinal bulha a bulha. Após a definição de todas as bulhas elas se juntam formando um novo sinal como pode ser observado na figura 34, ou seja, em suma é “deletado” do sinal a parte em que considera-se a energia muito baixa (devido à pouca ativação do músculo de interesse no momento). Tal processamento gera índices de fadiga em quantidade superior à quantidade de bulhas, já que depois da formação do novo sinal o tamanho do janelamento pode ser inferior ao número de amostras de uma só execução. Como consequência, teremos intervalos de análise com amostras de mais de uma bulha.

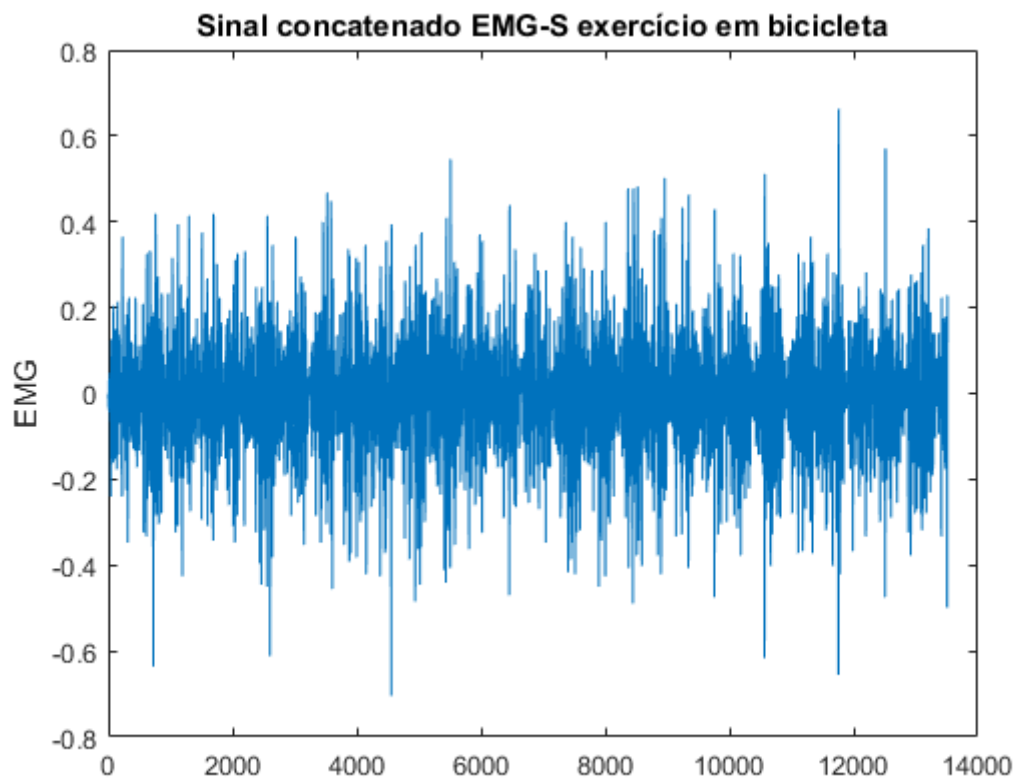
Nesta metodologia o processamento fica sujeito a efeito das discontinuidades do novo sinal, afinal bulhas de diferentes instantes do movimento são unidas para formar o novo sinal. Não obstante o processo de sinal acumulativo ameniza tal efeito.

Figura 34 - Novo sinal gerado pela união das bulhas recortadas segundo o limiar definido pelo RMS do sinal do ciclo



FONTE: Próprio autor.

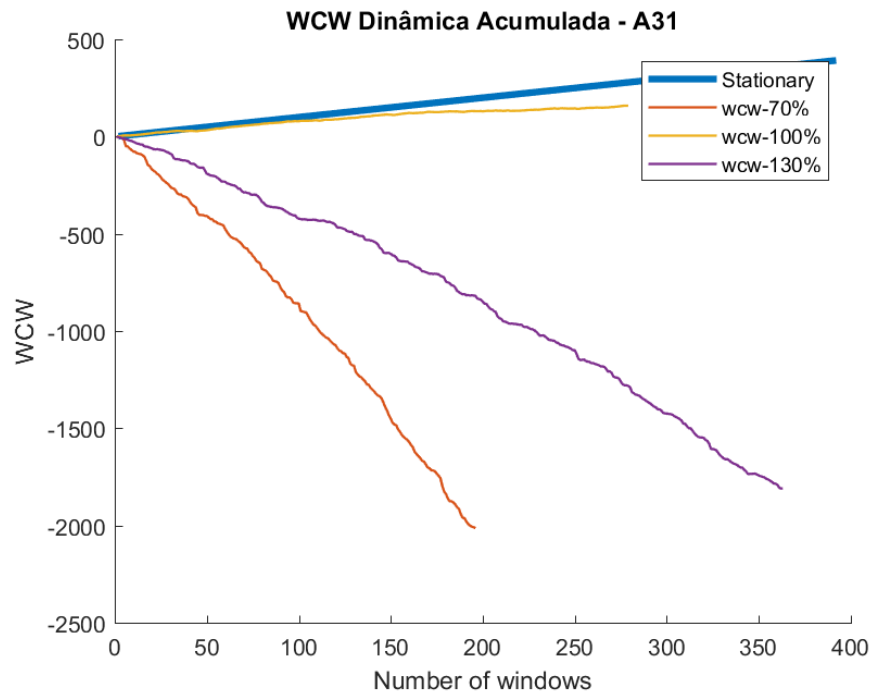
Figura 35 - - Novo sinal gerado pela união das bulhas recortadas segundo o limiar definido pelo RMS do sinal do ciclo, ampliado



FONTE: Próprio autor.

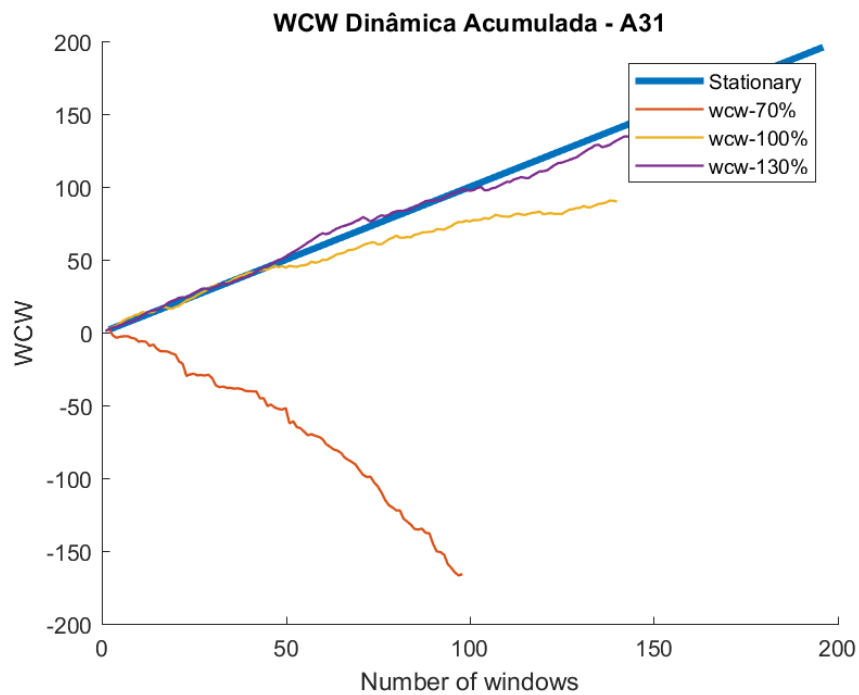
O novo sinal tem certa semelhança com um sinal de EMG para exercício isométrico. Sendo assim, a partir daqui o processamento do novo sinal é feito como se este fosse um sinal isométrico. Foram determinados então, três tamanhos distintos de janelas 256, 512 e 1024 para processar o referido sinal, obtendo como resultado as figuras 28, 29 e 30.

Figura 36 – Limiar RMS, janela fixa em 256 amostras, exercício em bicicleta – voluntário 03.



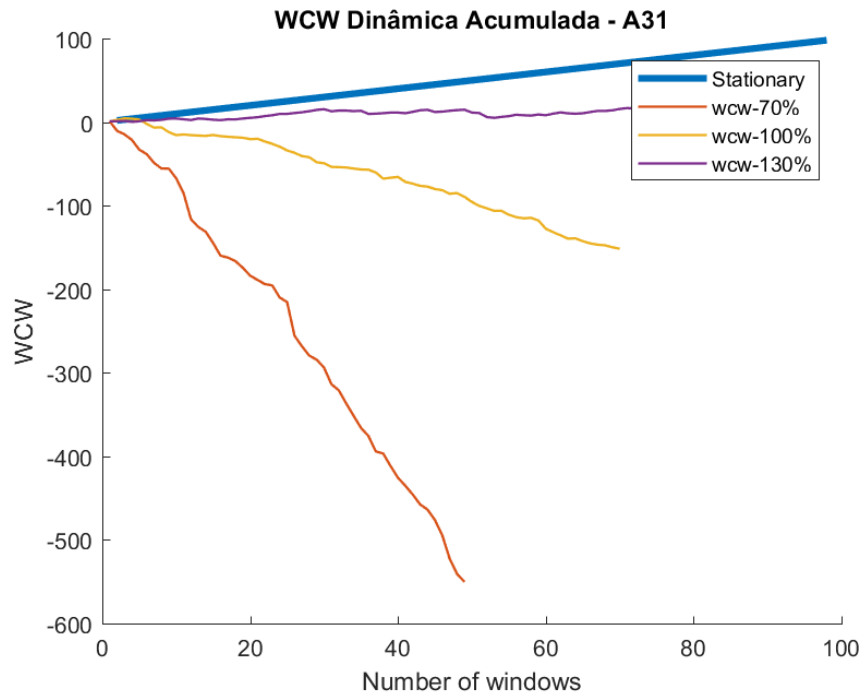
FONTE: Próprio autor.

Figura 37 - Limiar 1xRMS, janela fixa em 512 amostras, exercício em bicicleta – voluntário 03.



FONTE: Próprio autor.

Figura 38 - Limiar I_{xRMS} , janela fixa em 1024 amostras, exercício em bicicleta – voluntário 03.



FONTE: Próprio autor.

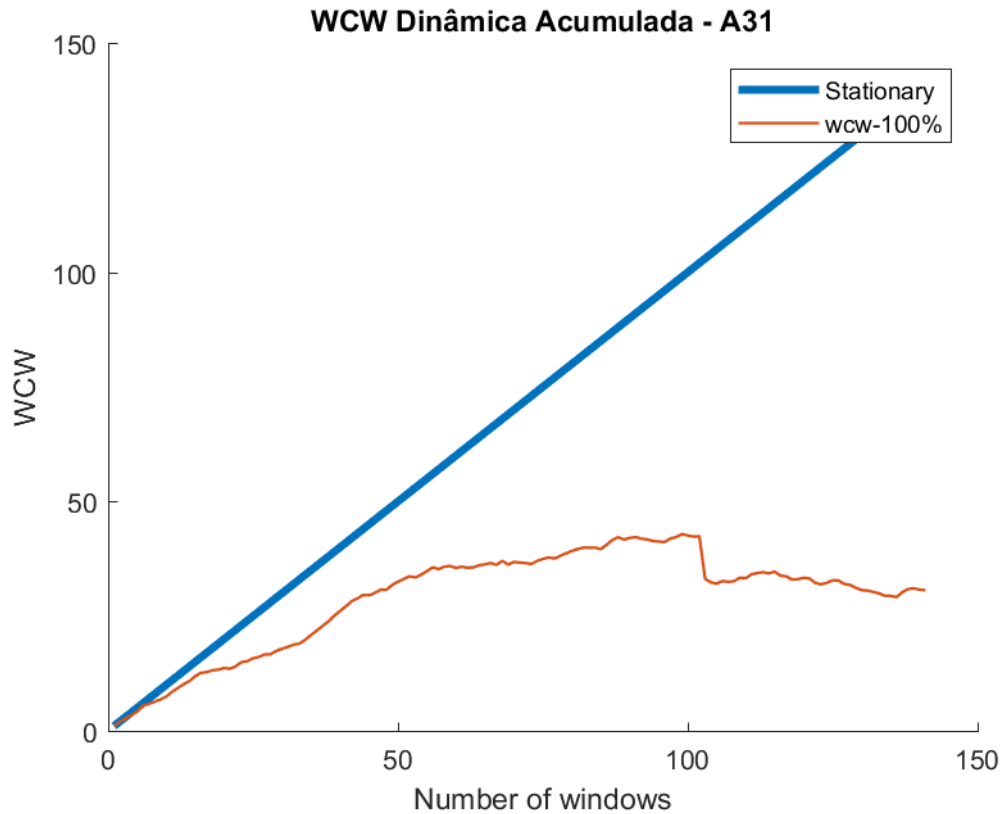
É fácil notar que, neste processamento para cada tamanho de janela obter-se-á um número diferente de amostras. No caso das dimensões utilizadas aqui no processamento com janelas de 256 haverá o maior número de janelas analisadas. Esta quantidade de amostras pode ser determinada conforme a equação 14. Observado isso é notável que janelando o novo sinal com 1024 amostras o resultado tende a apresentar mais “exageros” quanto à convergência do sinal. Portanto sugere-se o limiar de RMS do módulo de todo o sinal do ciclo com o método de janela variável ou mesmo com o método de sinal concatenado utilizando janelas secundárias de 256 ou 512 amostras.

$$N = \frac{t_{ns}}{t_j} \quad 14$$

Onde, N é o número de amostras, t_{ns} é o tamanho do novo sinal e t_j é o tamanho da janela.

Para facilitar a visualização do resultado do processamento, a figura 39 apresentada o gráfico com limiar definido pelo RMS do módulo de todo o sinal do ciclo, janela variável, mas apenas a curva com 100% da bulha definida.

Figura 39 - Limiar RMS, método de janela com tamanho variável, exercício em bicicleta – Voluntário 03.



FONTE: Próprio autor.

As tabelas 2, 3,4 e 5 apresenta a estatística em relação a tal processamento, indicando a quantidade de resultados coerentes com a teoria da metodologia acumulativa-normalizada em relação ao total de indivíduos, sendo o 10 o total de voluntários para exercício em bicicleta e 16 para rosca bíceps. Tanto para o método de janelas com tamanho variável quanto para o método de sinal concatenado, são apresentados resultados para janela com tamanho exato definido pelo limiar RMS e janelas com 70 % ou 130% deste tamanho. Para isso considerou-se, subjetivamente, como exagero de convergência negativa, índices cumulativos com valores inferiores a -100.

Tabela 2 - Estatística de conformidade com a teoria. Método das janelas de tamanho variável com limiar definido pelo RMS do ciclo.

JANELAS DE TAMANHO VARIÁVEL		
Tamanho da bulha	Rosca Bíceps	Bicicleta
70%	31%	30%
100%	88%	70%

130%	31%	50%
-------------	-----	-----

Tabela 3 - Estatística de conformidade com a teoria. Método do sinal concatenado, com limiar definido pelo RMS do ciclo e janelas secundárias de 256 amostras.

SINAL CONCATENADO		
<u>Janela secundária de 256 amostras</u>		
Tamanho da bulha	Rosca Bíceps	Bicicleta
70%	50%	40%
100%	69%	60%
130%	6%	20%

Tabela 4 - Estatística de conformidade com a teoria. Método do sinal concatenado, com limiar definido pelo RMS do ciclo e janelas secundárias de 512 amostras.

SINAL CONCATENADO		
<u>Janela secundária de 512 amostras</u>		
Tamanho da bulha	Rosca Bíceps	Bicicleta
70%	44%	40%
100%	69%	80%
130%	0%	60%

Tabela 5 - Estatística de conformidade com a teoria. Método do sinal concatenado, com limiar definido pelo RMS do ciclo e janelas secundárias de 1024 amostras.

SINAL CONCATENADO		
<u>Janela secundária de 1024 amostras</u>		
Tamanho da bulha	Rosca Bíceps	Bicicleta
70%	63%	40%
100%	69%	70%
130%	25%	10%

7 CONCLUSÃO

Em trabalhos de pesquisadores ou outros profissionais que aplicam eletromiografia para definição de fadiga muscular, a padronização de parâmetros que possibilitem a reprodutibilidade de aplicação de métodos ocupa uma posição muito importante. A diversidade de protocolos aplicados a diferentes tipos de esforços físicos acarreta em grande dificuldade de comparar evoluções de fadiga entre estes, principalmente em se tratando de exercícios dinâmicos. Além do desafio da comparação entre diferentes indivíduos. Desta forma o presente trabalho complementa os esforços vinculados à busca por métodos que permitam maior reprodutibilidade na aplicação de protocolos para definição de fadiga por eletromiografia em esforços físicos dinâmicos.

O processamento do sinal eletromiográfico com variação de diversos parâmetros apresentaram importantes resultados. Foi mostrado que em sinais devidos a esforços dinâmicos, a utilização de algumas ferramentas matemáticas que melhoram resultados em sinais devido a esforços isométricos pode não ter o mesmo efeito. Vários testes com variação de tipos de função interpoladora, índices de interpolação, tipos e tamanhos de janela apresentaram resultados inconsistentes com a teoria.

Os primeiros resultados, mesmo insatisfatórios para o objetivo da pesquisa, indicaram um viés para se analisar, a definição da parte do sinal que representa o momento em que o músculo alvo é fortemente recrutado. Baseado em protocolos em que para se avaliar fadiga em exercícios dinâmicos, são feitos intervalos entre sessões deste, quando se faz esforço isométrico e se obtém o sinal eletromiográfico do musculo alvo, buscou-se novos métodos. Assim definiu-se que devido a característica cíclica do exercício dinâmico, cada ciclo do exercício deve ter seu sinal processado com parâmetros específicos.

Esta abordagem acarretou na definição da bulha com limiar obtido pelo RMS do módulo do sinal do ciclo que a contem, que apresentou resultados promissores. Este modelo de processamento se ramificou em duas metodologias (a) Método com janelas de tamanho variável e (b) Sinal concatenado. Ambos apresentaram relativamente um alto número de resultados condizentes com a teoria. Sendo, aparentemente, a primeira um método mais efetivo. Contudo o método do sinal concatenado pode apresentar vantagens em futuras aplicações para processamento em tempo real, já que se pode definir janelas secundarias menores que acarretam em um processamento mais segmentado e por sua vez mais rápido.

Trabalhos futuros podem ser realizados no sentido de fazer processamento com variações de parâmetros aplicados às bulhas extraídas através métodos aqui definidos. Já que os resultados antes ineficientes podem ser consequência da extração inadequada de partes do sinal EMG. A aplicação de técnicas para processamento de sinal isométrico, amplamente discutidas na literatura, também pode ser um viés de trabalho nesta área.

Foram utilizados indicadores de fadiga clássicos e não clássicos, confirmando que a metodologia acumulativa-normalizada tem resultados promissores também em sinais provenientes de esforços dinâmicos. Pouco se sabe sobre os limites e possibilidades dessa recente metodologia, mas que já pode ser estabelecida como um promissor viés a ser seguido em trabalhos futuros.

É importante que para próximos trabalhos sejam utilizados estudos maior número de voluntários e diversidade de protocolos de exercício, aumentando a confiabilidade dos resultados.

8 REFERÊNCIAS

ALLEN, D. G.; WESTERBLAD, H. Role of phosphate and calcium stores in muscle fatigue. **Journal of Physiology**, v. 536, n. 3, p. 657–665, 2001.

BASMAJIAN, J.; STECKO, G. A new bipolar electrode for electromyography. **Journal of Applied Physiology**, v. 17, p. 849, 1962.

BASMAJIAN, J. V.; DE LUCA, C. J. Muscles Alive—their functions revealed by electromyography. **Postgraduate Medical Journal**, v. 39, n. 449, p. 162, 1963.

BELO, L. R. et al. Contribuições da eletromiografia de agulha para o estudo da deglutição em seres humanos Contributions of the electromyography of needle for the study of swallowing in humans. v. 18, n. 5, p. 1238–1250, 2016.

CASTILHO, J. E. **Análise de Fourier e Análise Wavelet**. [s.l: s.n.].

CIFREK, M. et al. Surface EMG based muscle fatigue evaluation in biomechanics. **Clinical Biomechanics**, v. 24, n. 4, p. 327–340, 2009.

CLARYS, J. P.; CABRI, J. Electromyography and the study of sports movements: A review. **Journal of Sports Sciences**, v. 11, n. 5, p. 379–448, 1993.

DBI MEDICAL. **DBI Medical**. Disponível em: <<http://www.dbimedical.com.br/>>. Acesso em: 4 jul. 2017.

DE LUCA, C. J. The use of surface electromyography in biomechanics. **Journal of Applied Biomechanics**, v. 13, p. 135–163, 1997.

DE LUCA, C. J. et al. Filtering the surface EMG signal: Movement artifact and baseline noise contamination. **Journal of Biomechanics**, v. 43, n. 8, p. 1573–1579, 2010.

DELSYS INCORPORATED. **Delsys Incorporated**. Disponível em: <<https://www.delsys.com>>. Acesso em: 4 jul. 2017.

ENOKA, R. M.; DUCHATEAU, J. Muscle fatigue: what, why and how it influences muscle function. **J Physiol**, v. 5861, p. 11–23, 2008.

EVANS, W. J.; LAMBERT, C. P. Physiological basis of fatigue. **American journal of physical medicine & rehabilitation / Association of Academic Physiatrists**, v. 86, n. 1 Suppl, p. S29-46, 2007.

FARINA, D.; MERLETTI, R.; ENOKA, R. M. The extraction of neural strategies from the surface EMG Neural Control of Movement The extraction of neural strategies from the surface EMG. **Journal of applied physiology (Bethesda, Md. : 1985)**, v. 96, n. 4, p. 1486–1495, 2004.

GUYTON, A.; HALL, J. **Tratado de Fisiologia Médica**. 11. ed. Rio de Janeiro: [s.n.].

HASHEMI, J. et al. Surface EMG force modeling with joint angle based calibration. **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 23, n. 2, p. 416–424, 2013.

HERMENS, H.; FRERIKS, B. **The State of the Art on Sensors and Sensor Placement Procedures for Surface ElectroMyoGraphy: A proposal for sensor placement procedures**. [s.l: s.n.].

HERMENS, H. J. et al. Development of recommendations for SEMG sensors and sensor placement procedures. **Journal of Electromyography and Kinesiology**, v. 10, n. 5, p. 361–374, 2000.

<https://kandel.com.br/eletrodos/emg/>. Disponível em: <<https://kandel.com.br/eletrodos/emg/>>.

LEAL, E. C. P. et al. Estudo comparativo do consumo de oxigênio e limiar anaeróbio em um teste de esforço progressivo entre atletas profissionais de futebol e futsal. **Revista Brasileira de Medicina do Esporte**, v. 12, n. 6, p. 323–326, 2006.

LORIST, M. M. et al. Motor fatigue and cognitive task performance in humans. **The Journal of Physiology**, v. 545, n. 1, p. 313–319, 2002.

MCARDLE, W.D.; KATCH, F.I.; KATCH, V. L. **Fisiologia do Exercício: energia, nutrição e desempenho humano**. 3. ed. Rio de Janeiro: [s.n.].

MERLETTI, R. et al. Technology and instrumentation for detection and conditioning of the surface electromyographic signal: State of the art. **Clinical Biomechanics**, v. 24, n. 2, p. 122–134, 2009.

MERLETTI, R.; CONTE, R. LO; ORIZIO, S. C. Indices of Muscle Fatigue. v. 1, n. 1, p. 20–33, 1991.

MERLETTI, R.; PARKER, P. Electromyography, physiology, engineering, and noninvasive applications. **John Wiley & Sons, Inc.**, 2004.

MERLETTI, R.; RAINOLDI, A.; FARINA, D. Surface electromyography for noninvasive characterization of muscle. **Exercise and sport sciences reviews**, v. 29, n. 1, p. 20–25, 2001.

MEYER, Y. F. **Orthonormal Wavelets**. [s.l.] Springer, Berlin, Heidelberg, 1989.

MIURA, K. et al. The Effect of Local and General Fatigue on Knee Proprioception. **Arthroscopy - Journal of Arthroscopic and Related Surgery**, v. 20, n. 4, p. 414–418, 2004.

MO, E. On the biomechanics of cycling. A study of joint and muscle load during exercise on the bicycle ergometer. **Scandinavian journal of rehabilitation medicine. Supplement**, v. 16, p. 1–43, 1986.

NEUMAN, M. R. Biopotential Electrodes. In: BRONZINO, J. D. (Ed.). . **The Biomedical Engineering Handbook**. 2. ed. [s.l: s.n.]. p. 713.

OLIVEIRA, H. M. DE. **Análise de Sinais para Engenheiros um Abordagem via Wavelets**. Rio de Janeiro: [s.n.].

OPENHEIM, A. V.; SHAFER, R. W.; BUCK, J. R. **Discrete-time Signal Processing**. 2^a ed. [s.l: s.n.].

ROCHA, V. D. A.; DO CARMO, J. C.; NASCIMENTO, F. A. D. O. Weighted-Cumulated S-EMG Muscle Fatigue Estimator. **IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics**, n. c, p. 1–1, 2017.

SANTOS, P. J. M. Bioenergética. p. 1–40, 2000.

SODERBERG, G. L.; COOK, T. M. Electromyography in biomechanics. **Physical Therapy**, v. 64, n. 12, p. 1813–1820, 1984.

TAYLOR, J. L.; BUTLER, J. E.; GANDEVIA, S. C. Changes in muscle afferents, motoneurons and motor drive during muscle fatigue. **European Journal of Applied Physiology**, v. 83, n. 2, p. 106–115, 2000.

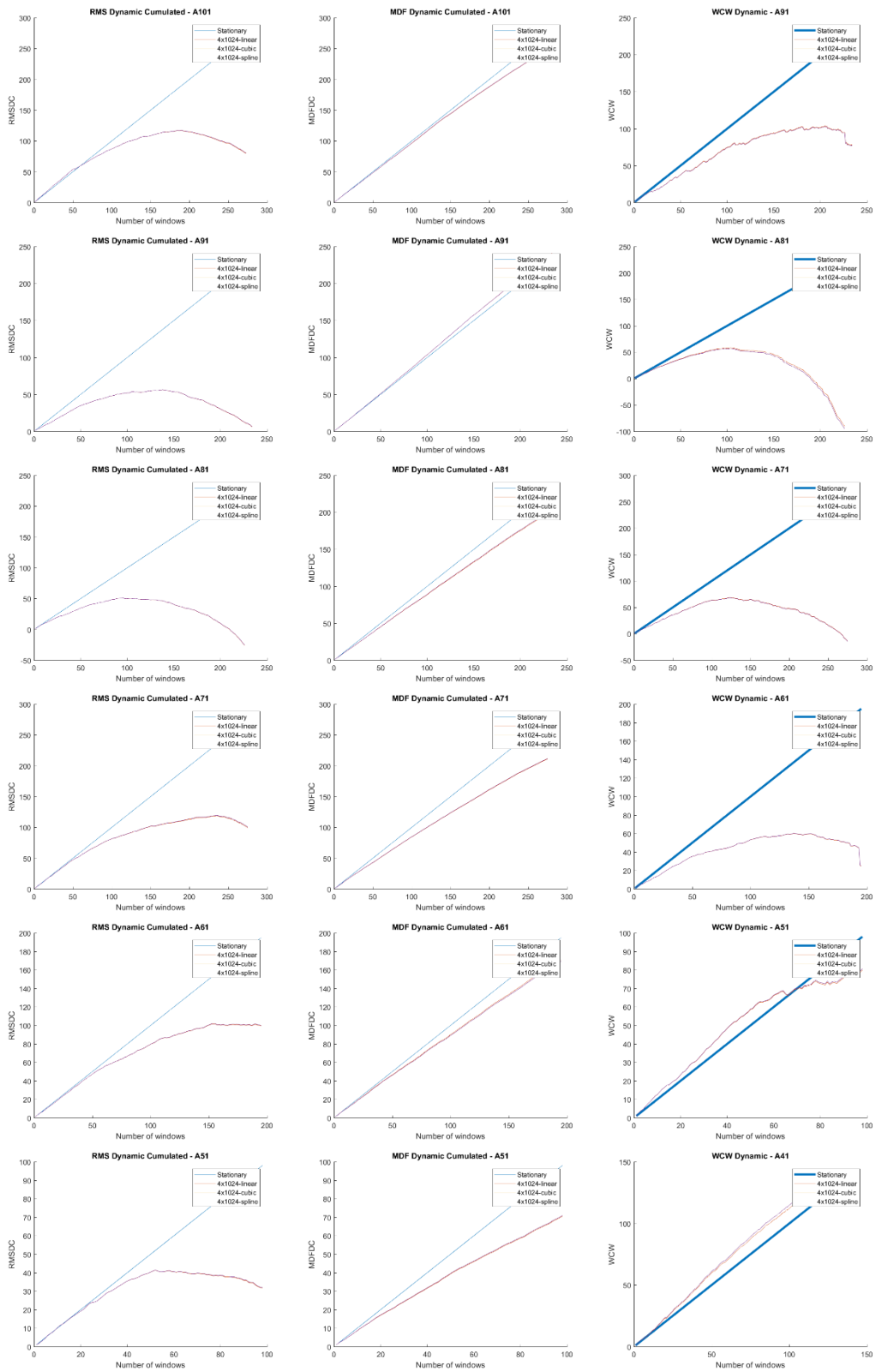
THE MATHWORKS, I. **Them Mathworks**. Disponível em: <<https://www.mathworks.com>>. Acesso em: 15 jan. 2018.

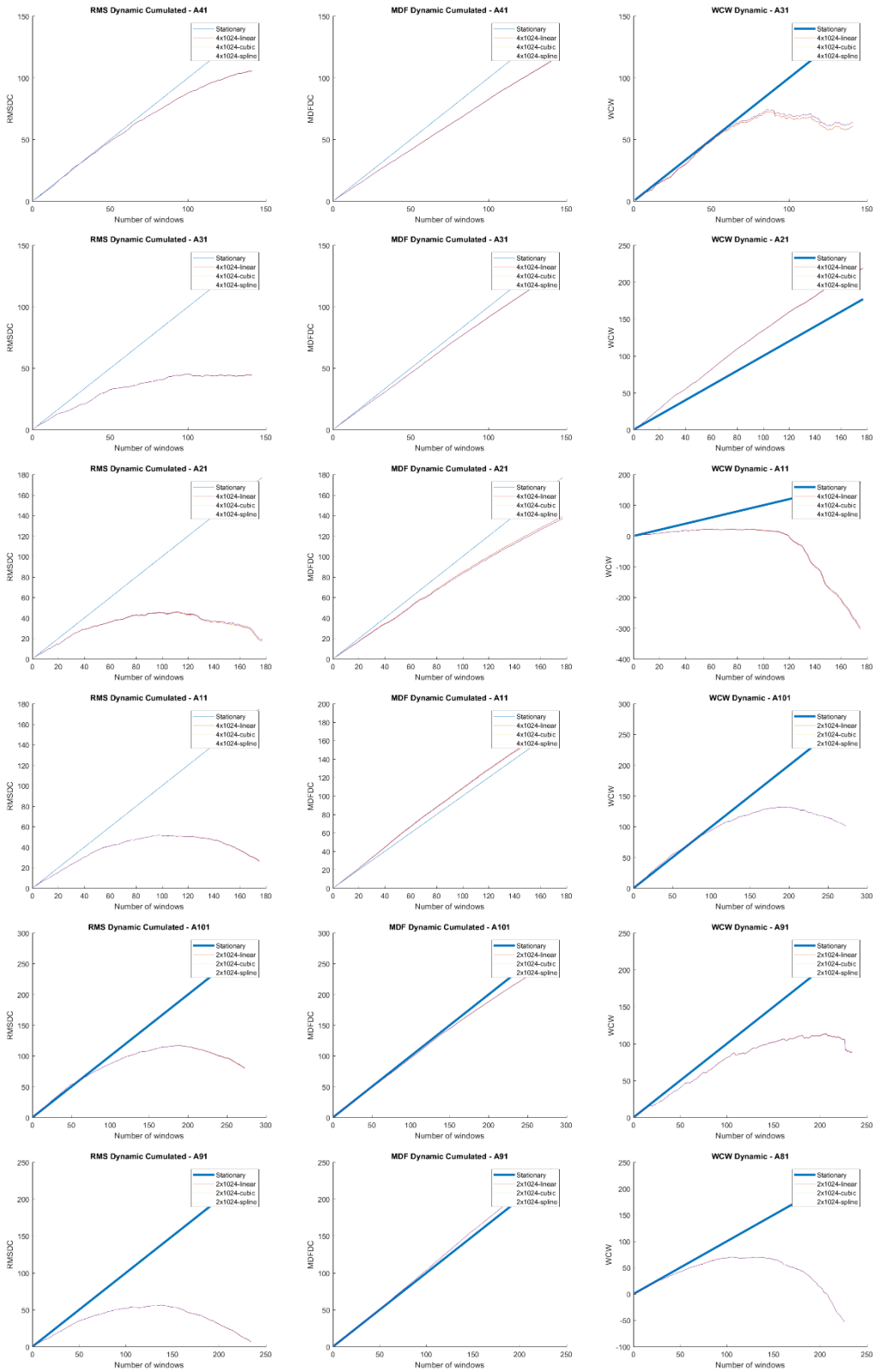
TURKER, K. S. Electromyography: Some Methodological Problems and Issues. **Physical therapy**, v. 73, n. 10, p. 698–710, 1993.

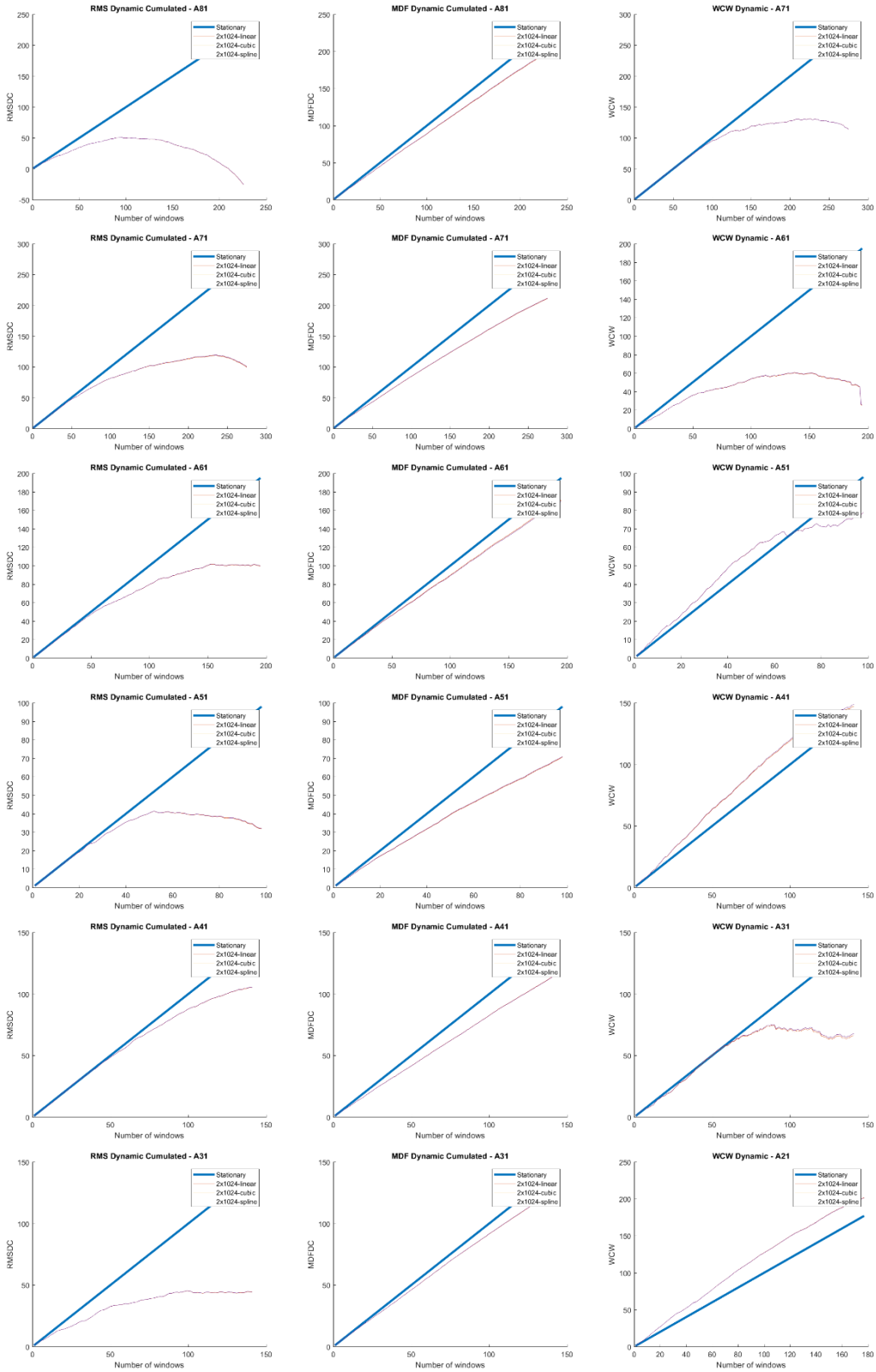
WORLD HEALTH ORGANIZATION. Physical status: the use and interpretation of anthropometry. Report of a WHO Expert Committee. **World Health Organization technical report series**, v. 854, p. 1–452, 1995.

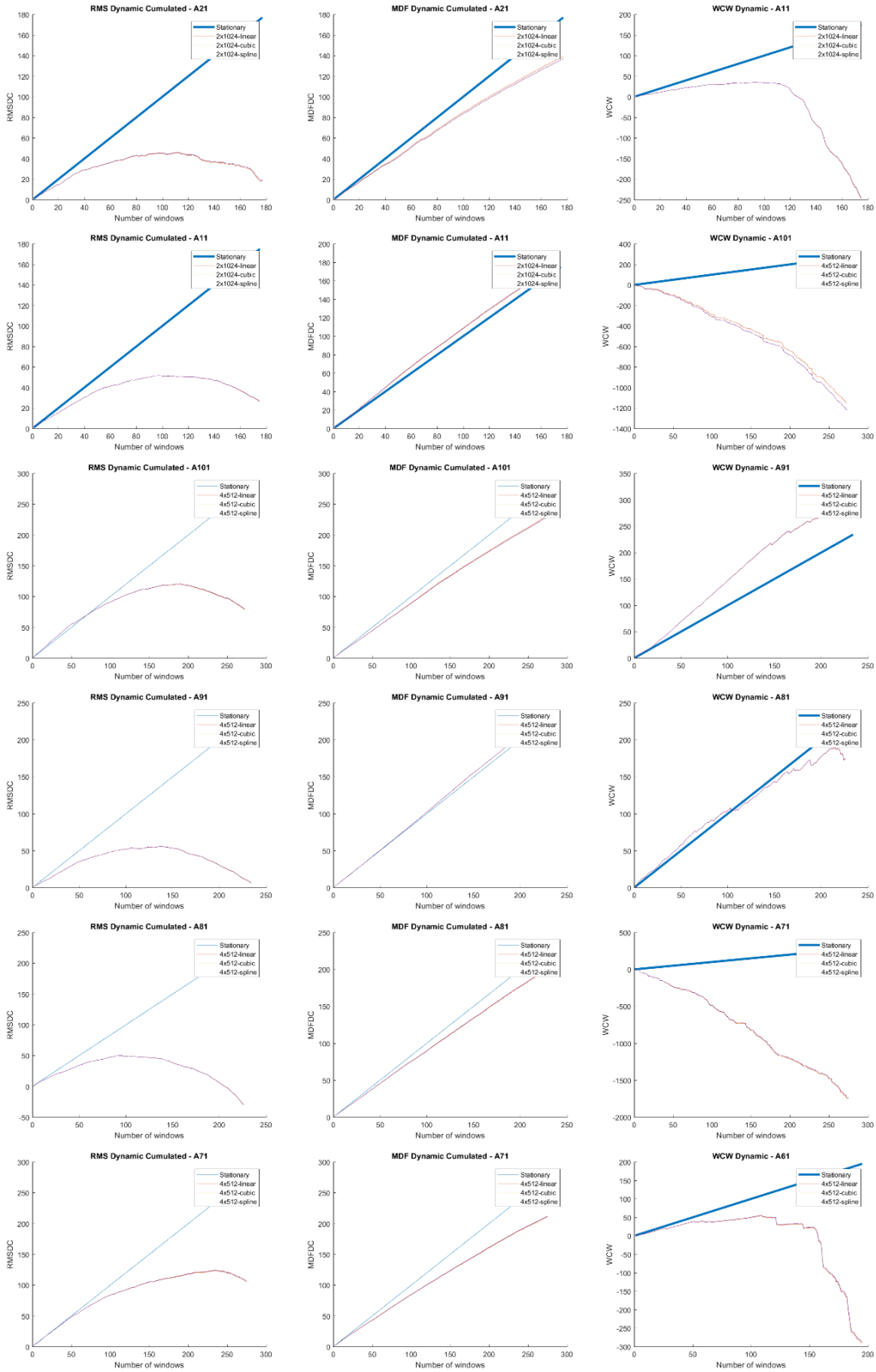
YEUNG, S. S.; AU, A. L.; CHOW, C. C. Effects of fatigue on the temporal neuromuscular control of vastus medialis muscle in humans. **European Journal of Applied Physiology and Occupational Physiology**, v. 80, n. 4, p. 379–385, 1999.

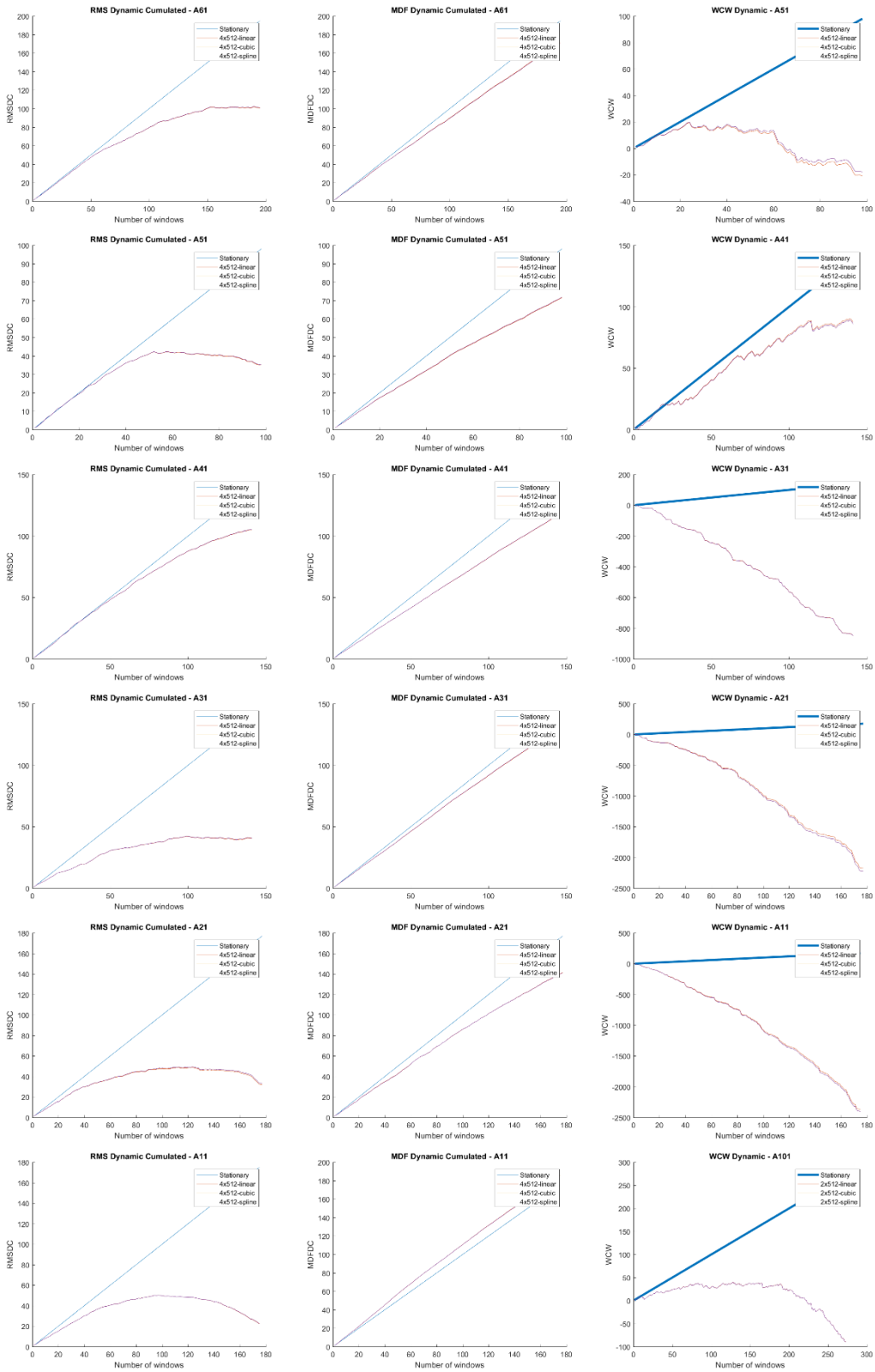
ANEXO A

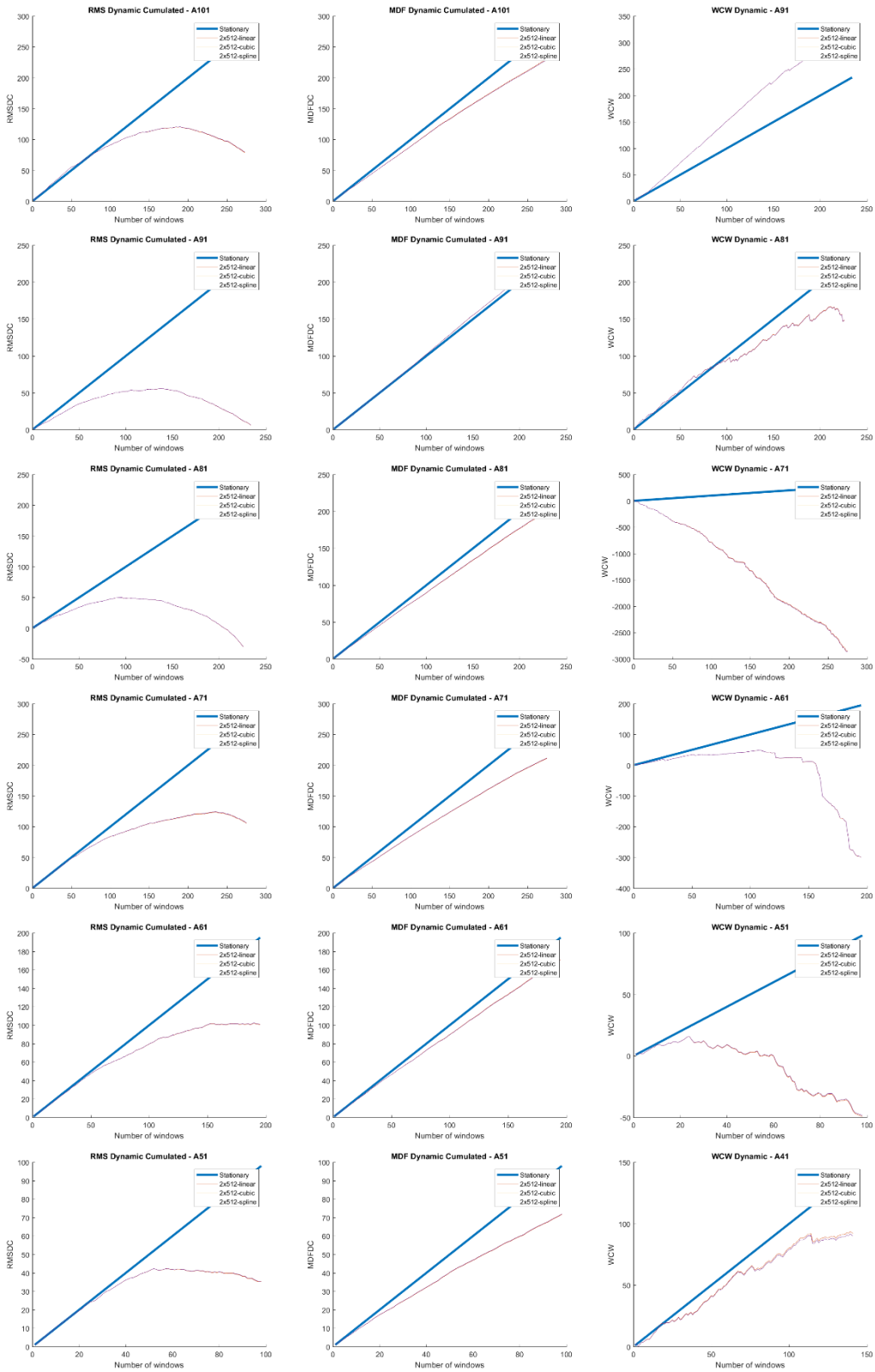


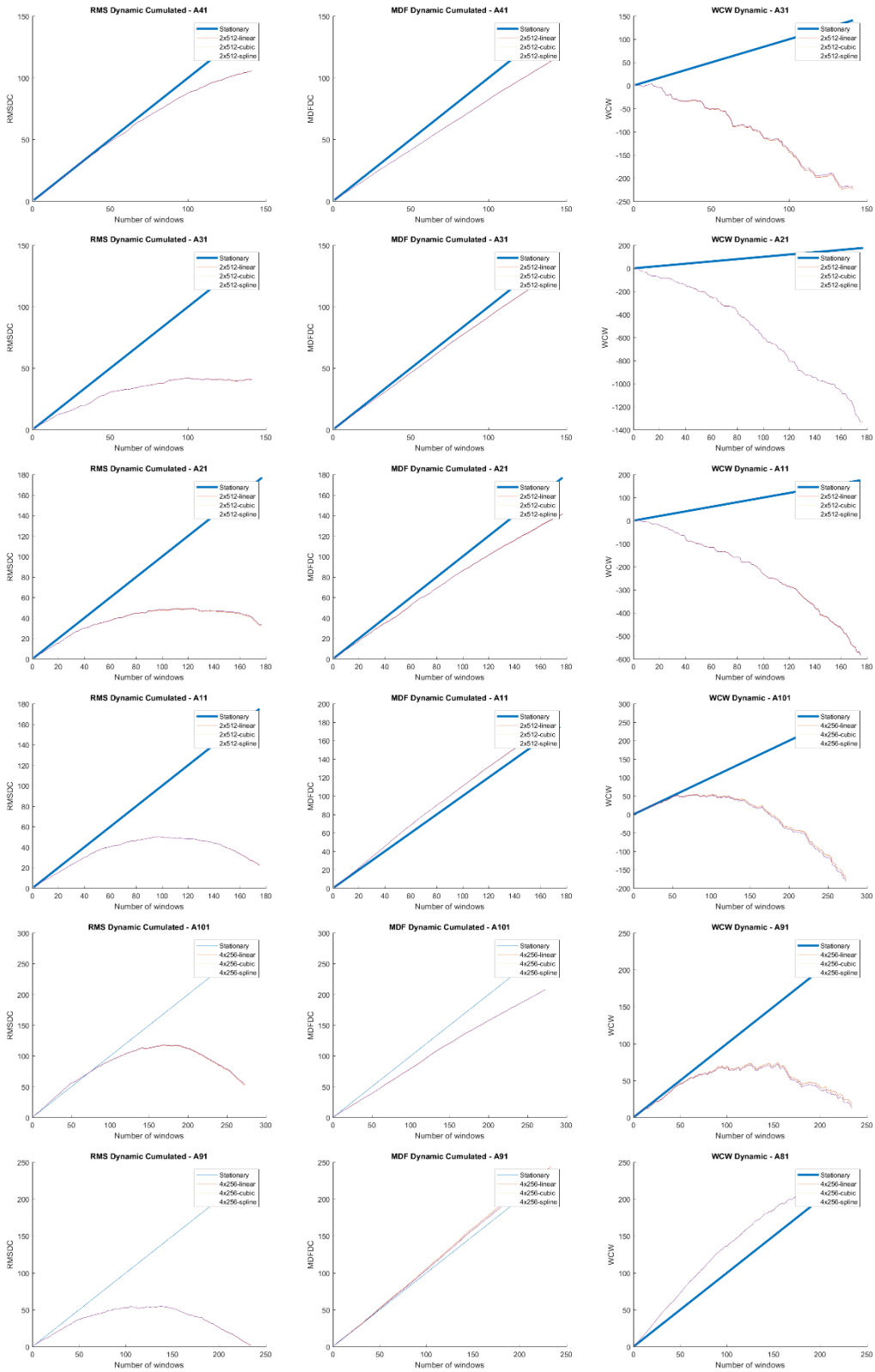


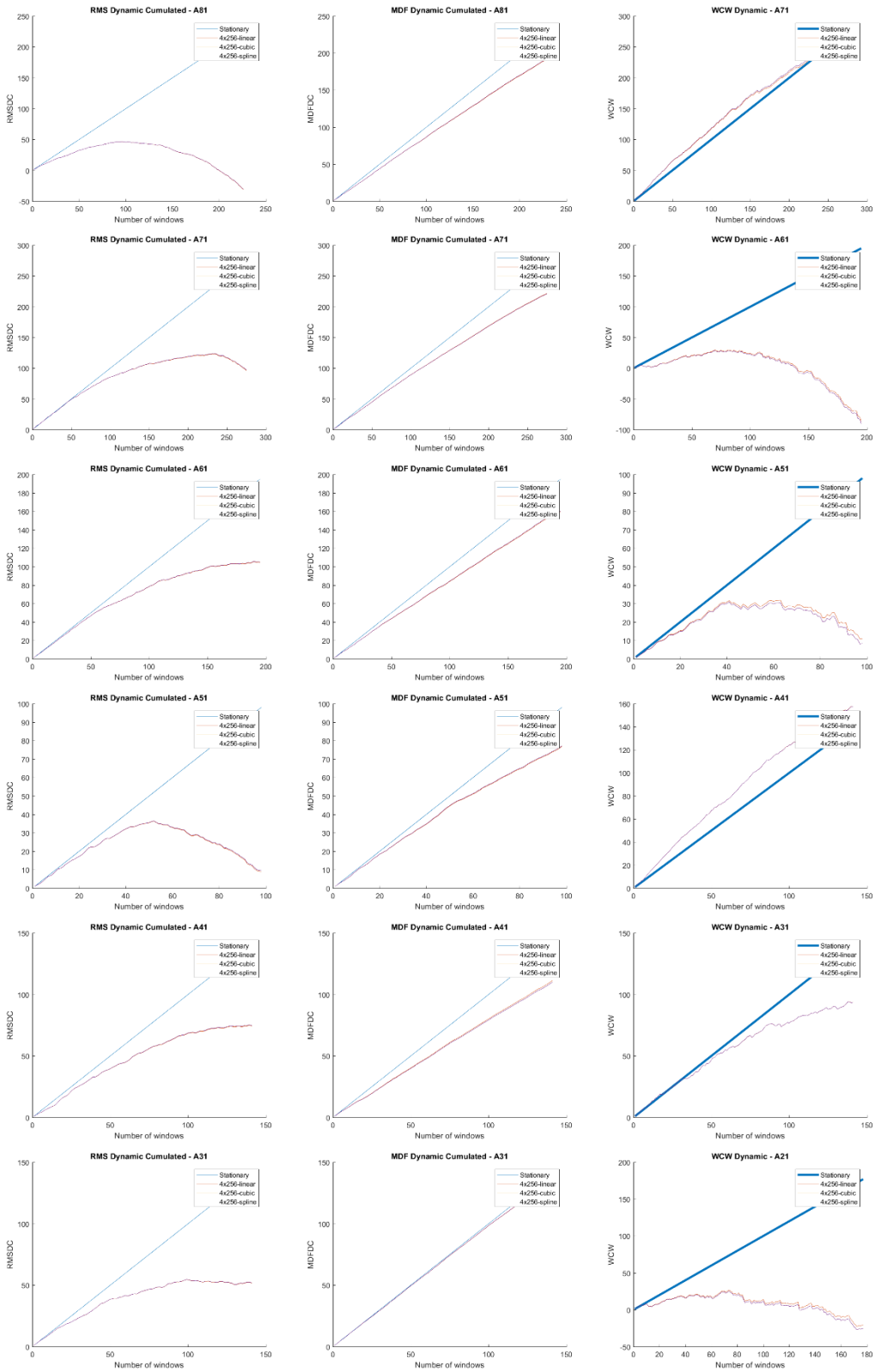


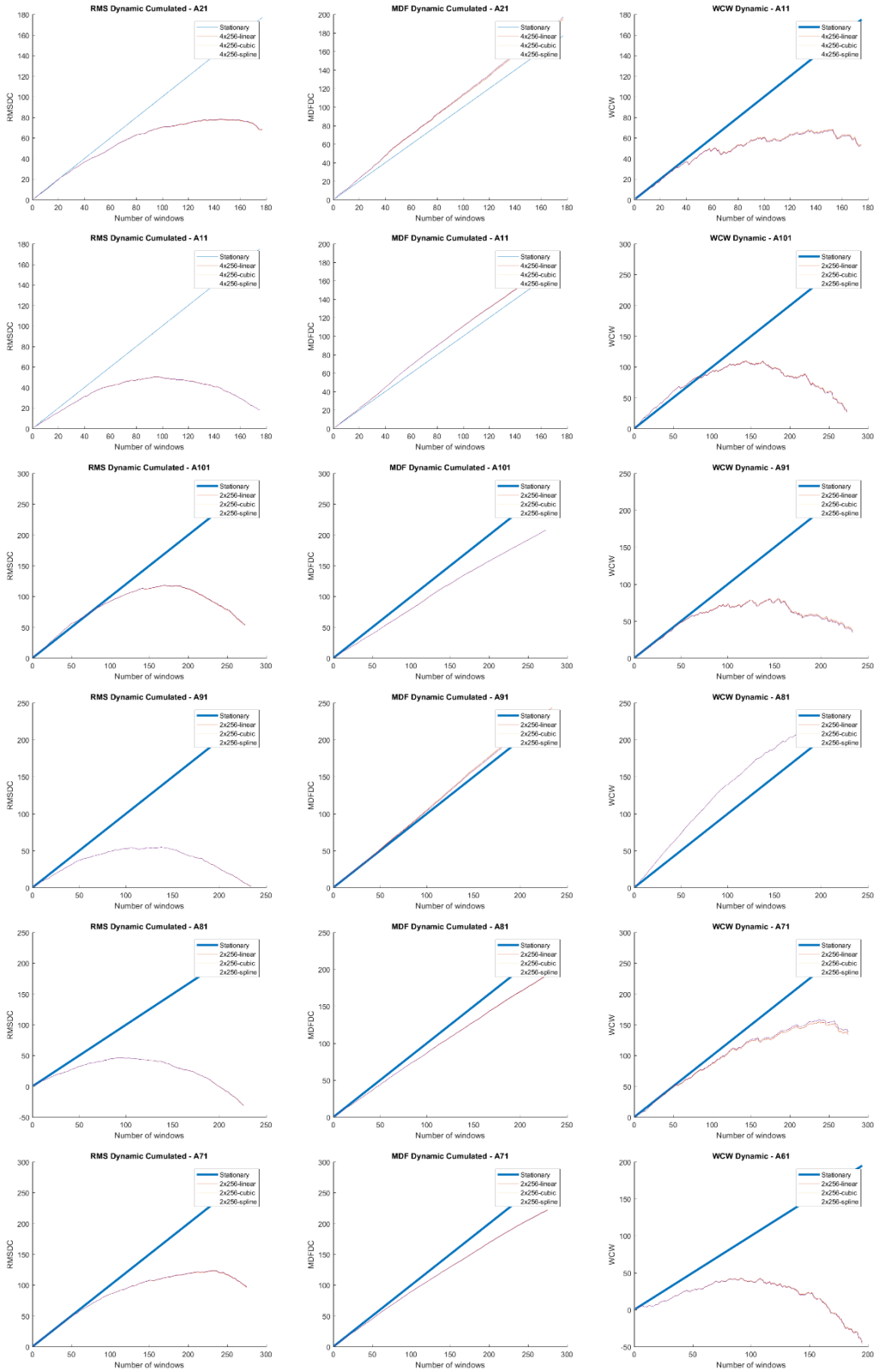


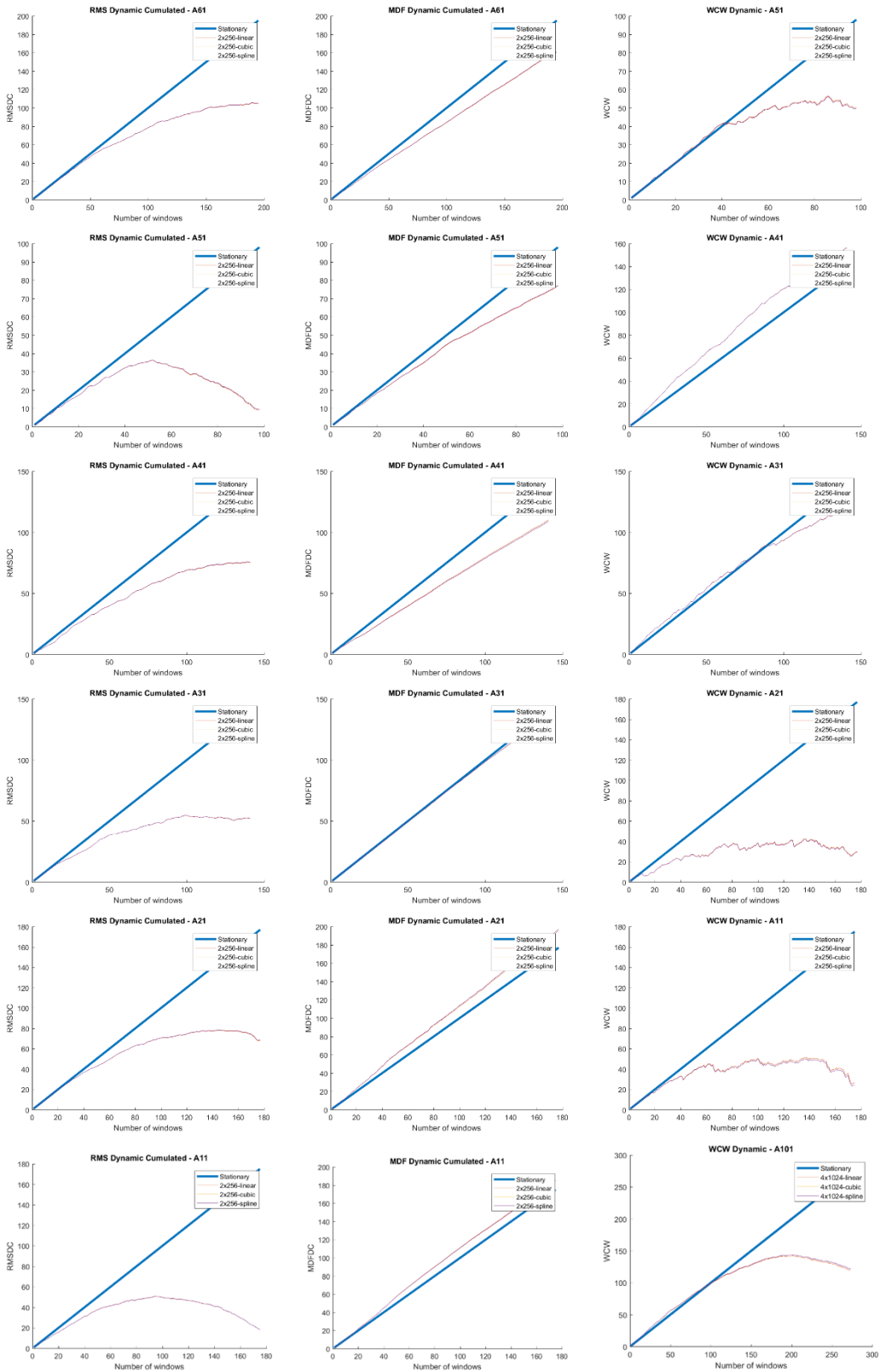




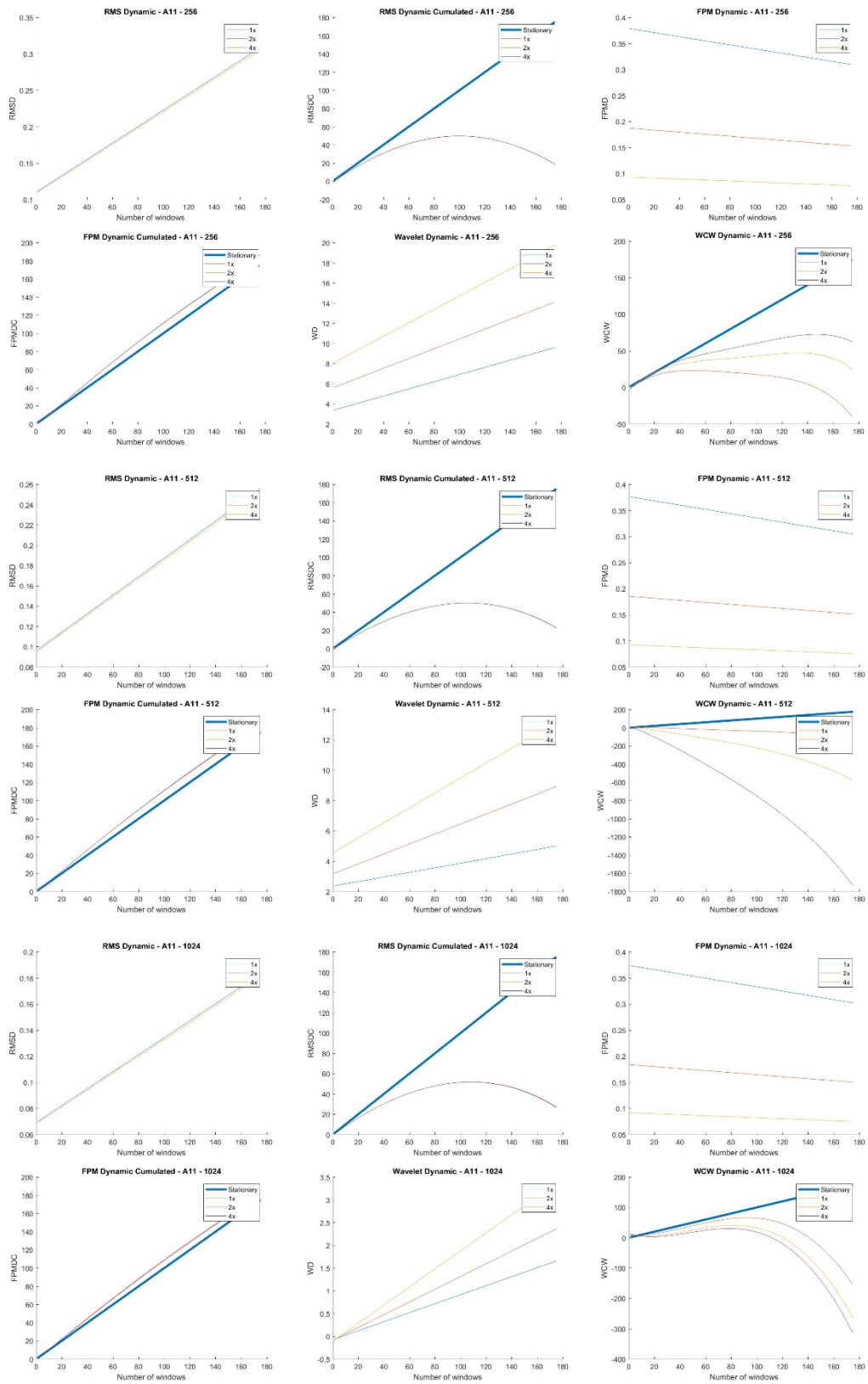


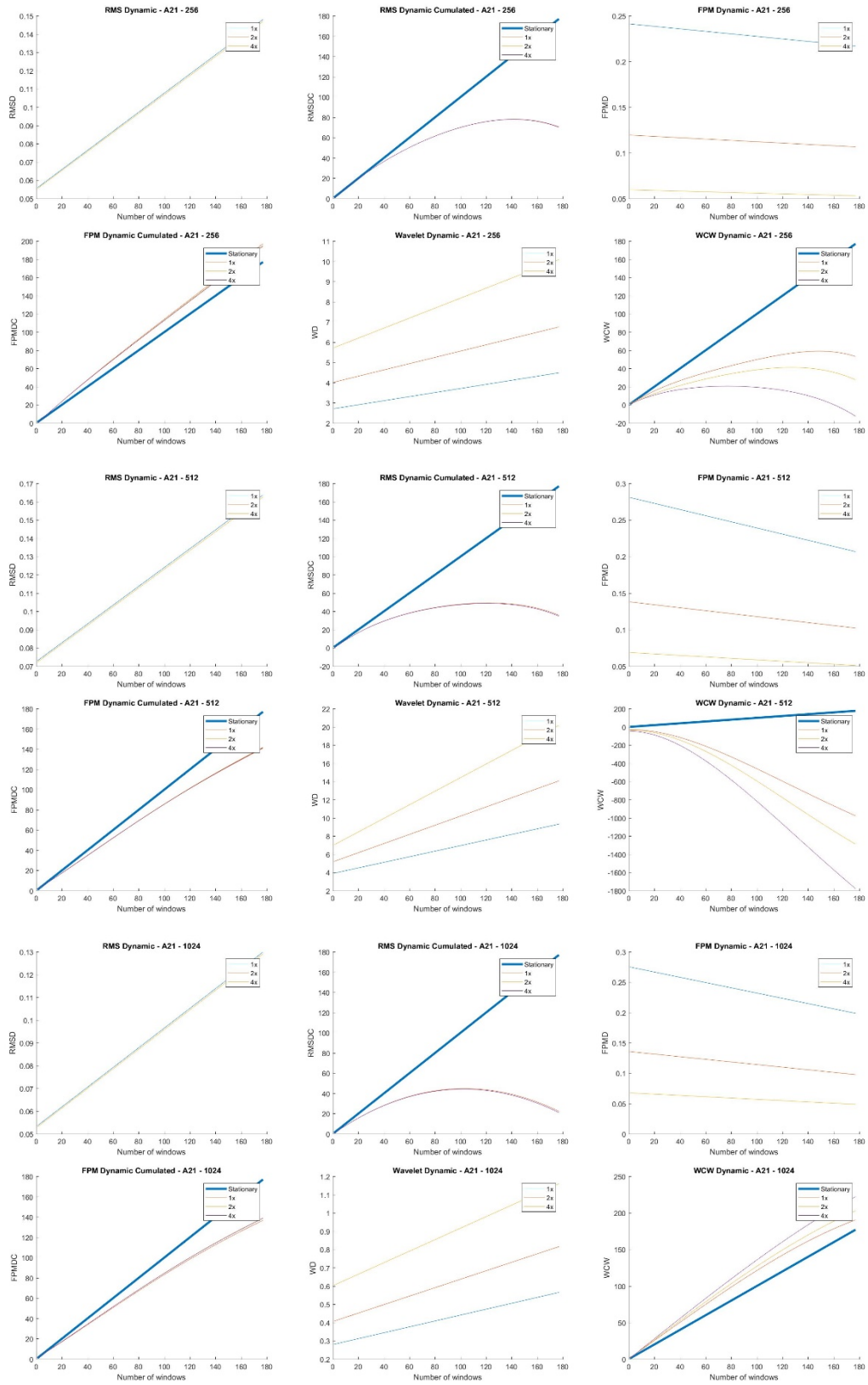


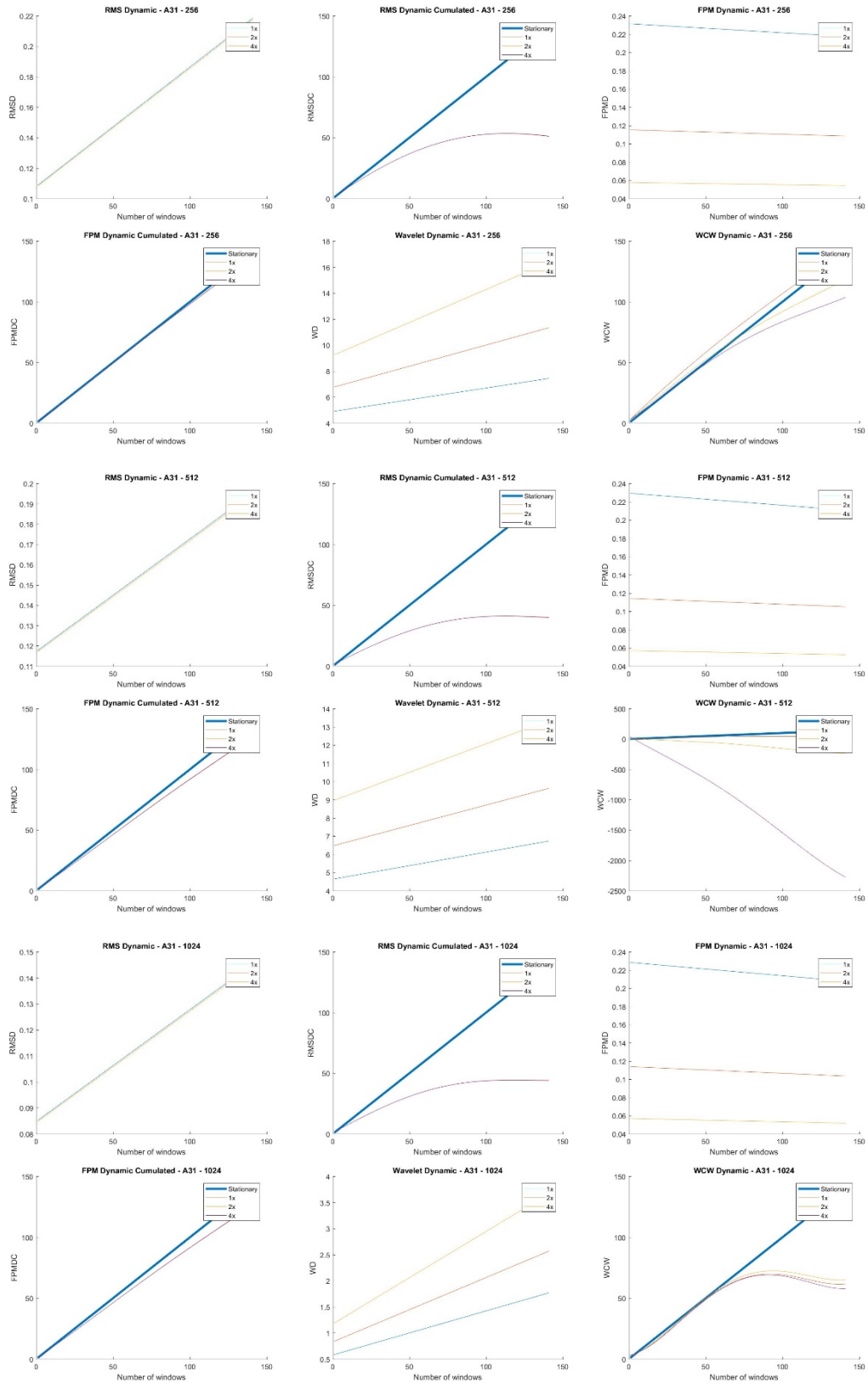


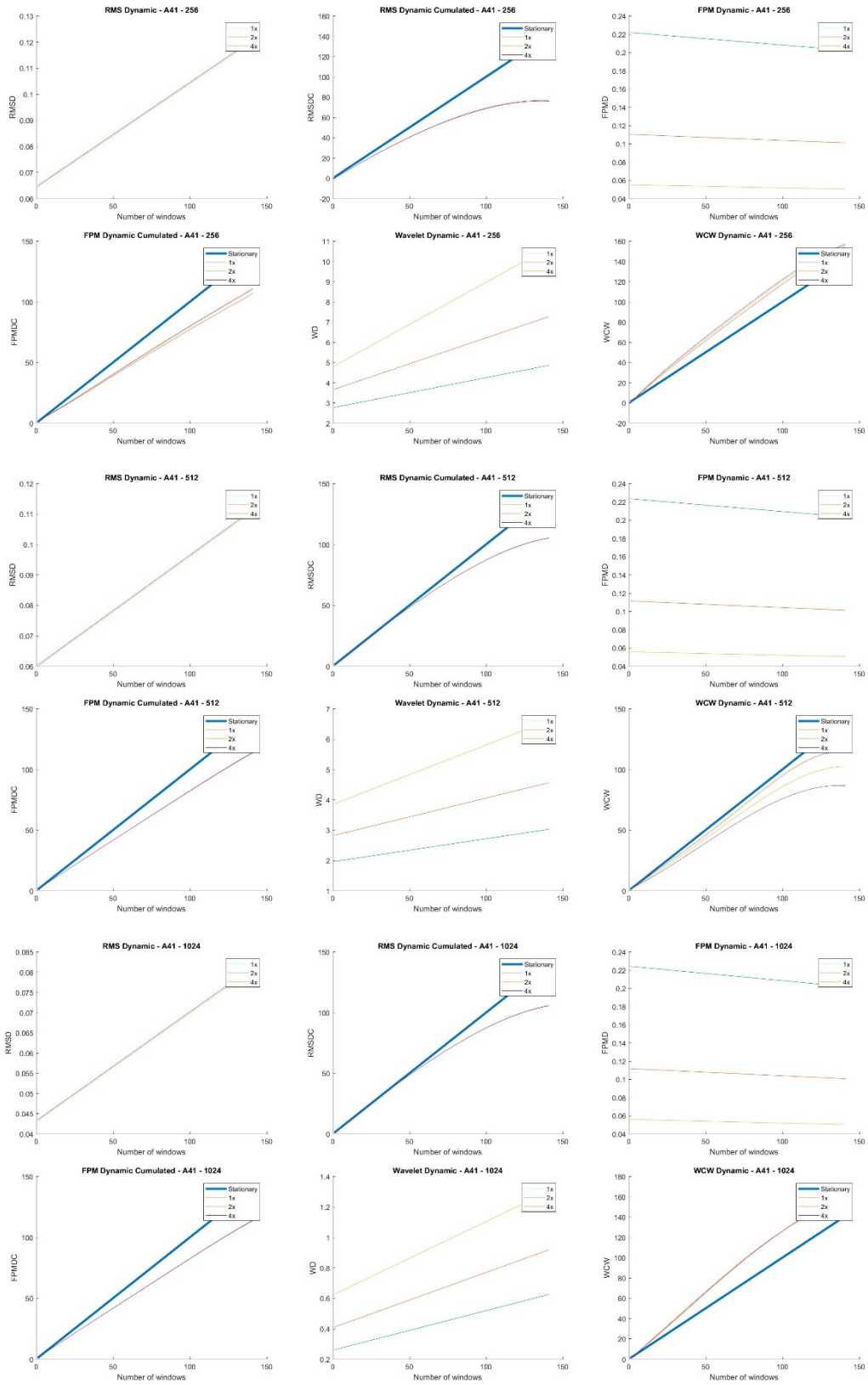


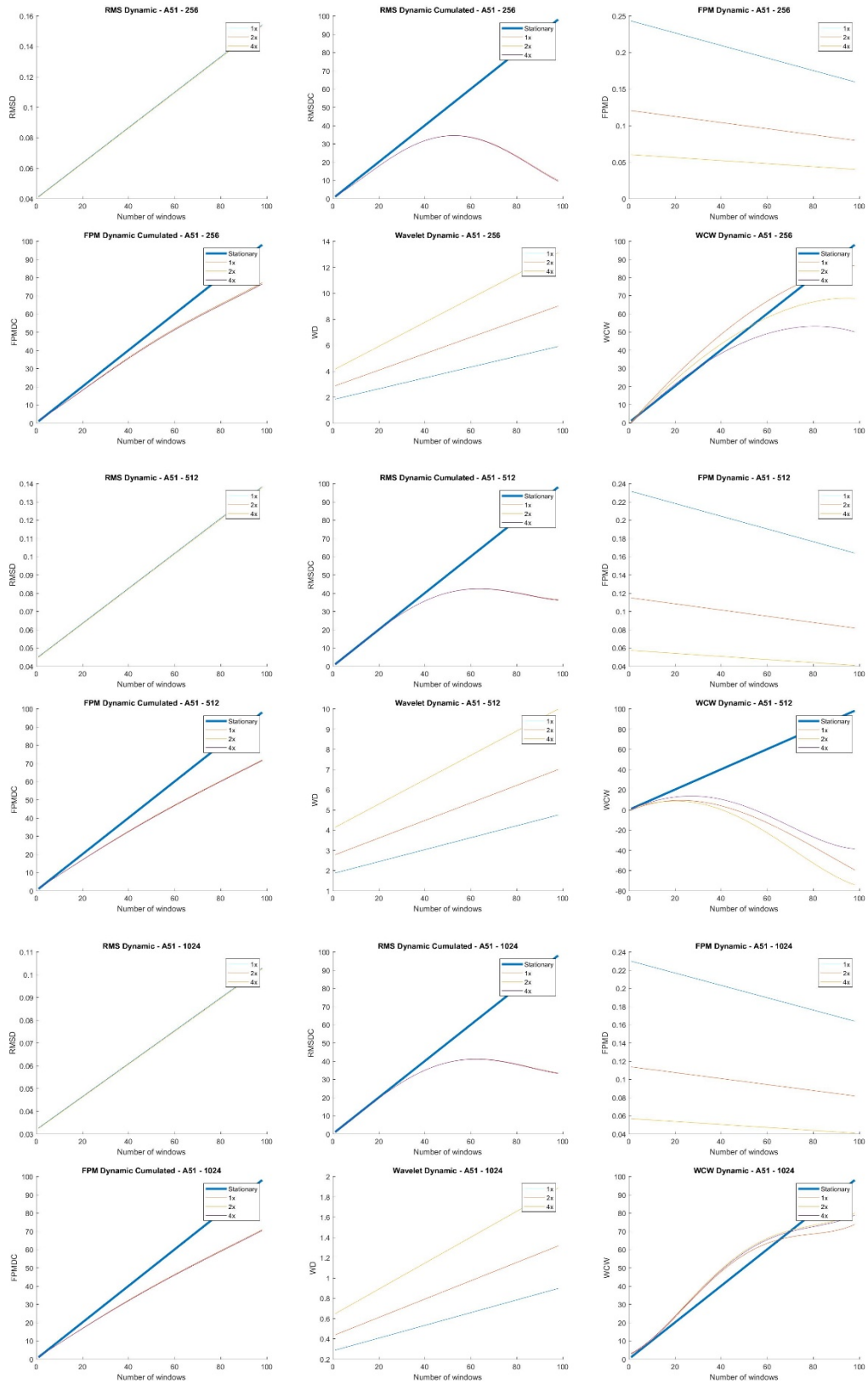
ANEXO B

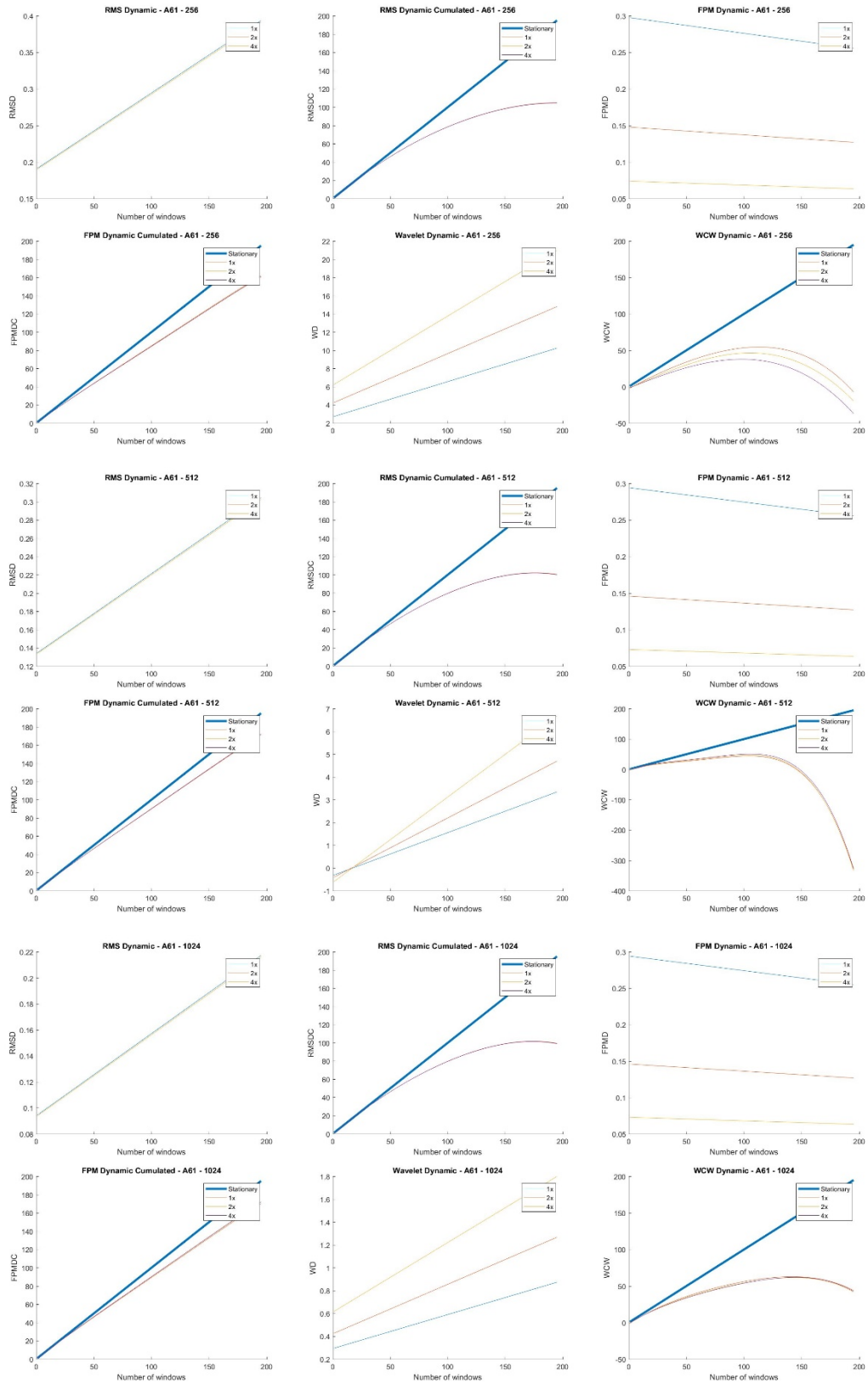


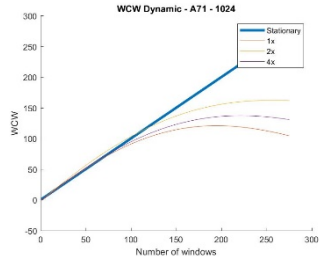
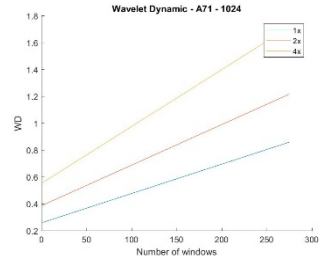
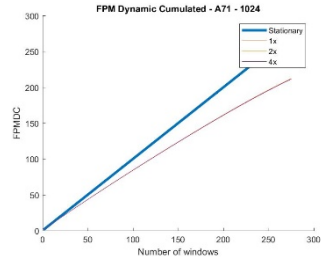
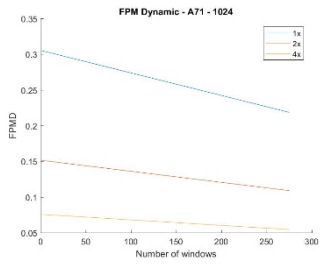
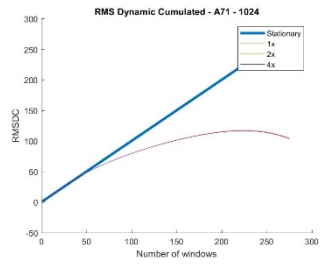
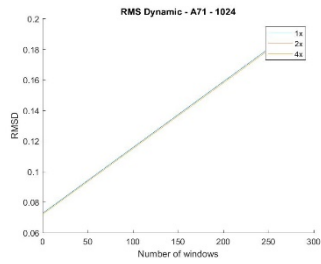
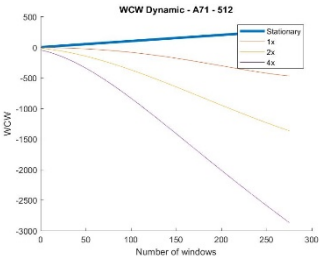
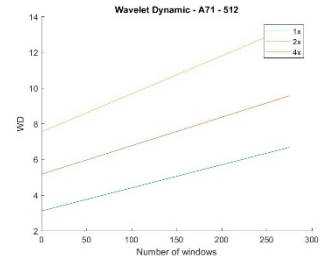
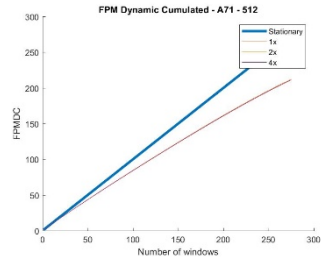
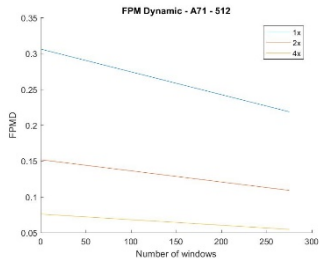
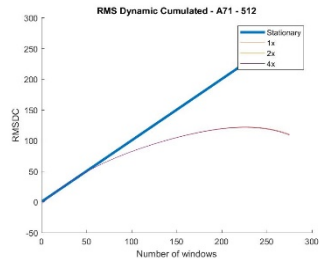
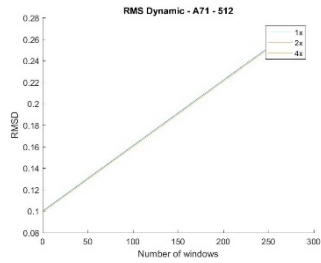
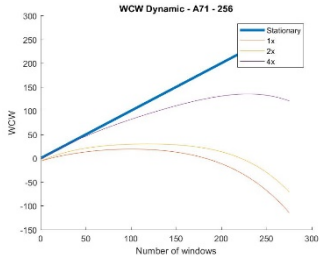
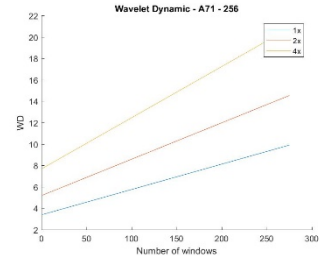
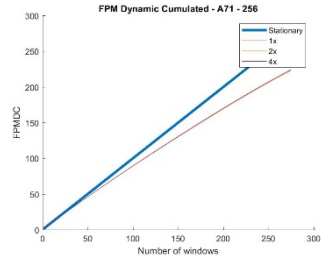
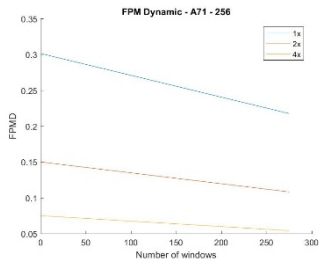
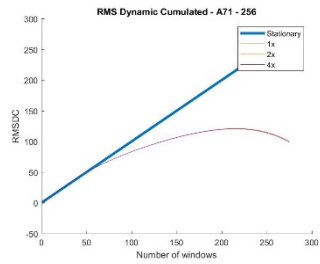
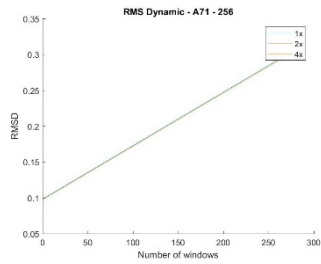


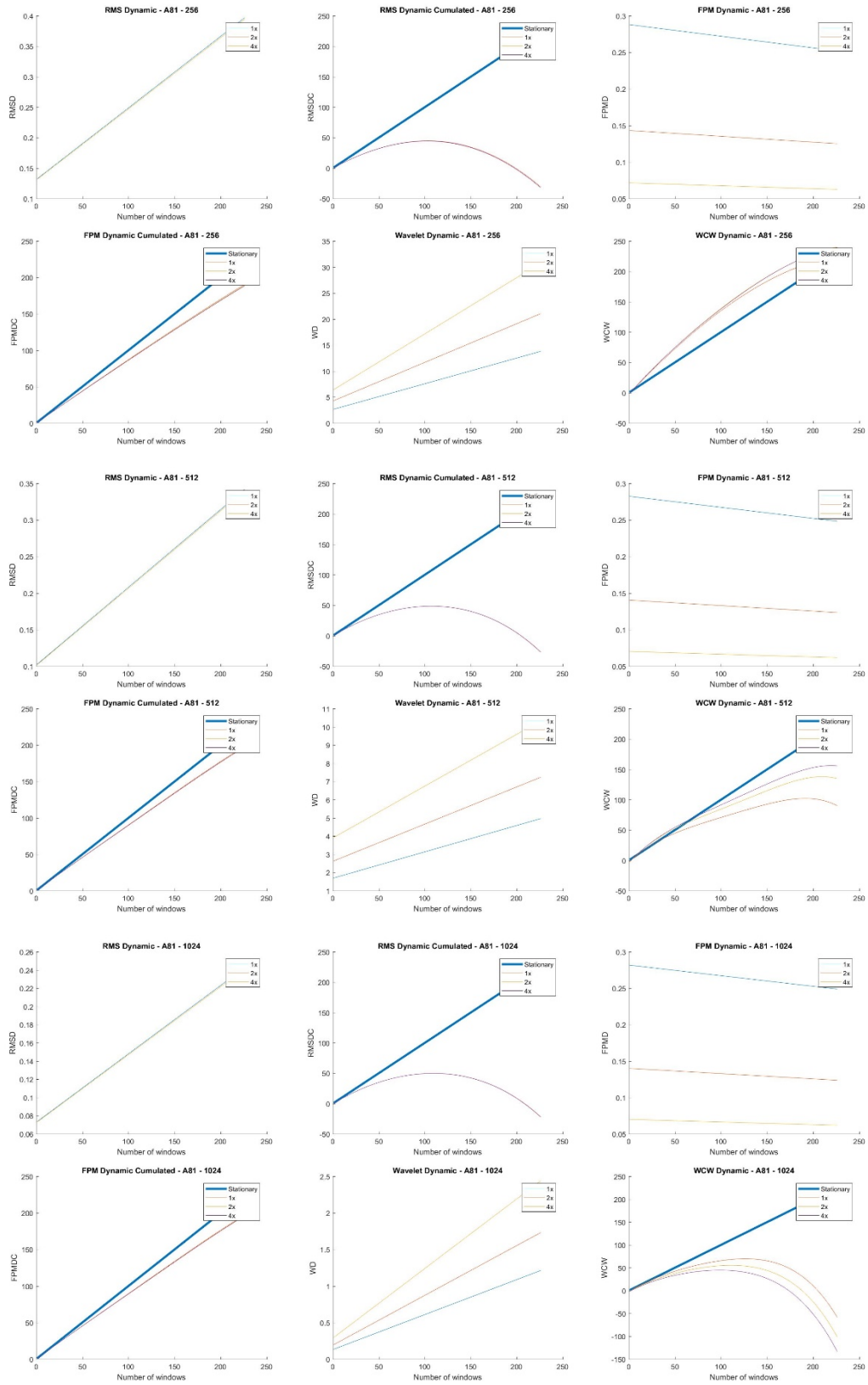


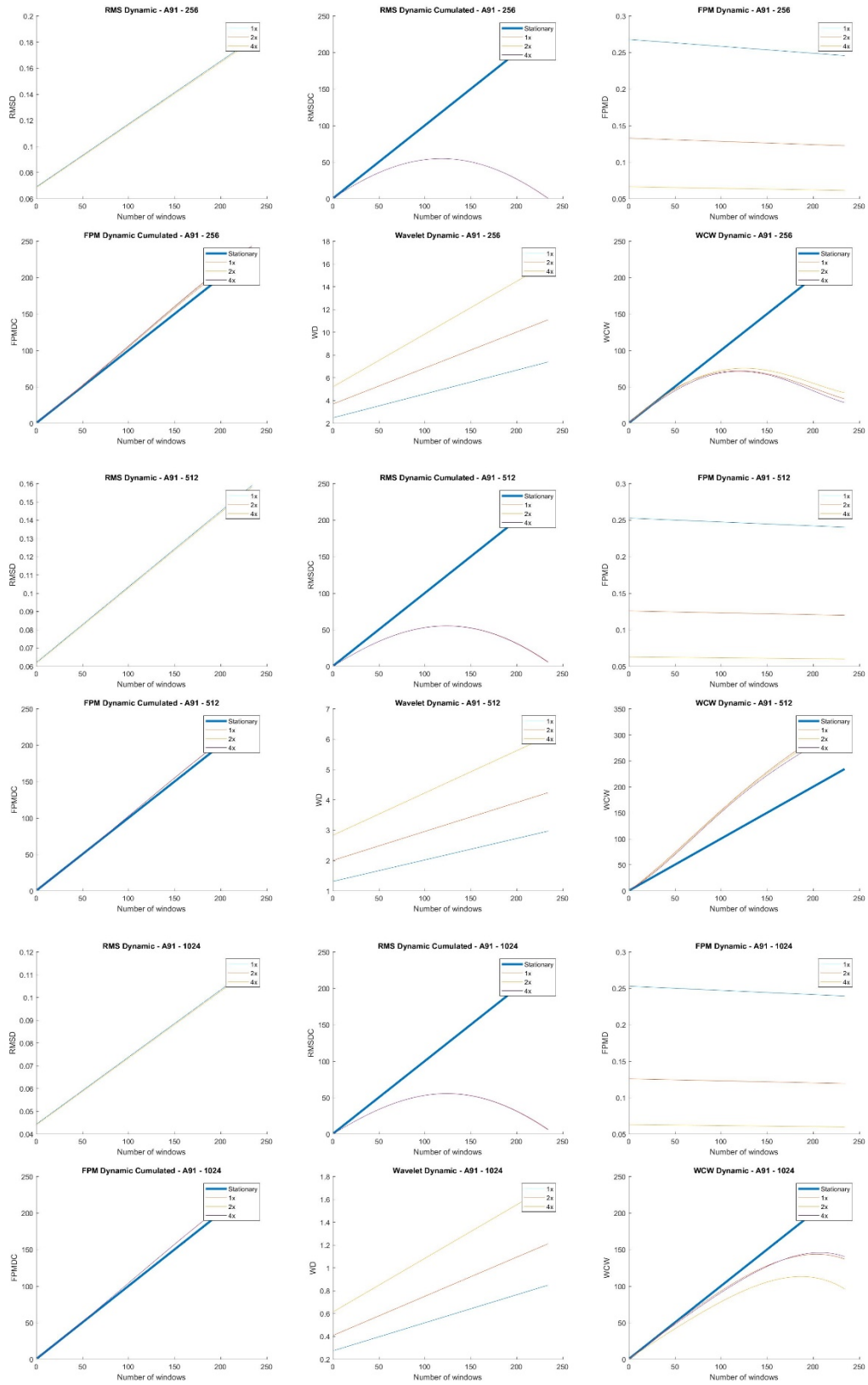


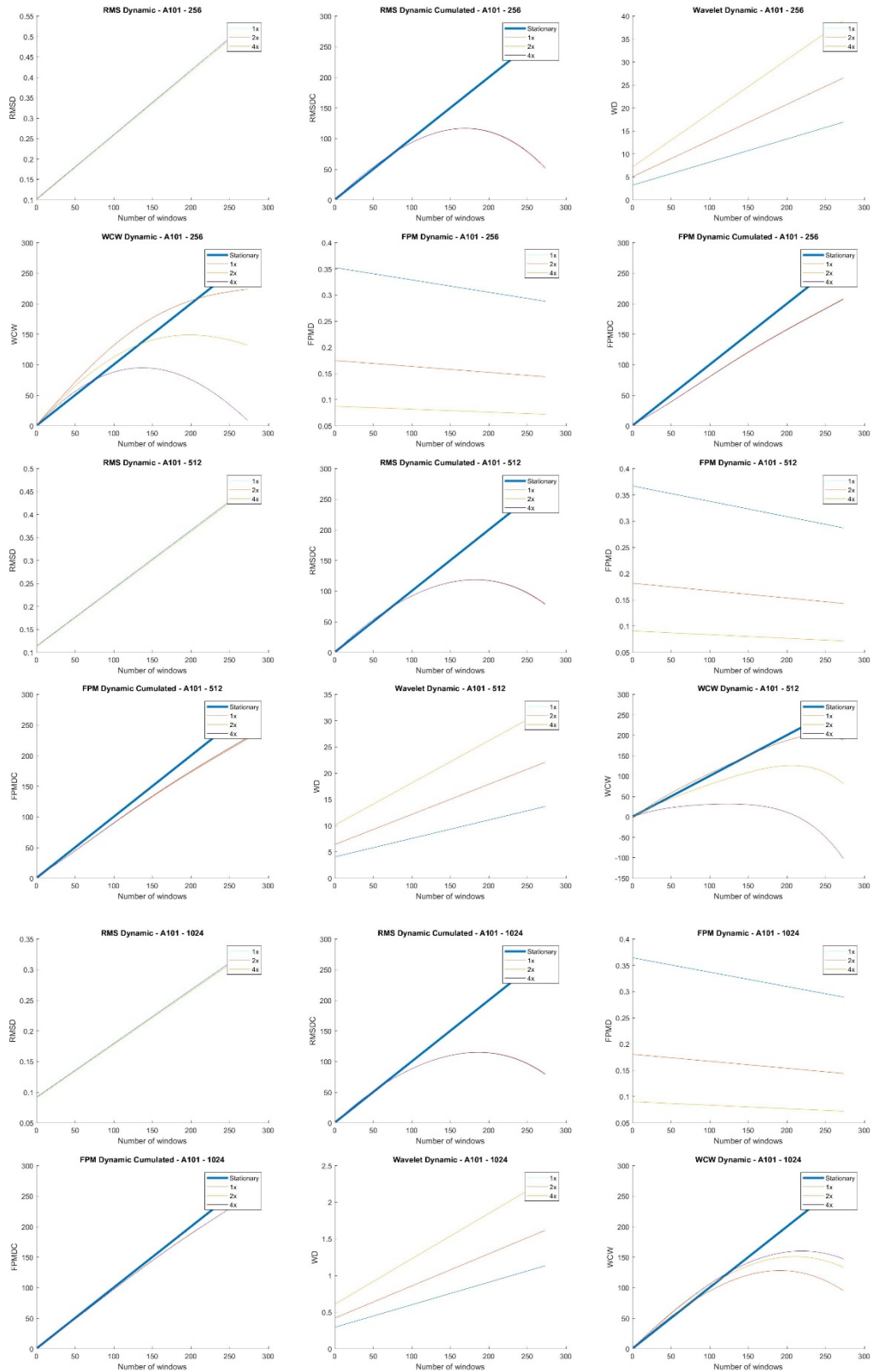












ANEXO C

