

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ
CÂMPUS CORNÉLIO PROCÓPIO
DIRETORIA DE GRADUAÇÃO E EDUCAÇÃO PROFISSIONAL
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA
ENGENHARIA ELETRÔNICA

VICTOR MOURA OLIVEIRA

**UM ESTUDO DE CASO SOBRE O PROCESSO DE AQUISIÇÃO E TRATAMENTO
DE SINAIS ELETROMIOGRÁFICOS**

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

CORNÉLIO PROCÓPIO

2021

VICTOR MOURA OLIVEIRA

ANÁLISE DE SINAIS ELETROMIOGRÁFICOS

Trabalho de Conclusão de Curso da graduação, apresentado à disciplina Trabalho de Conclusão de Curso 2, do curso de Engenharia Eletrônica da Universidade Tecnológica Federal do Paraná – UTFPR, como requisito parcial para a graduação.

Orientador: Prof. **Dra. Renata Coelho Borges.**

Coorientadora: Prof. **Ma. Sônia Maria Rodrigues.**

CORNÉLIO PROCÓPIO

2021

Dedico esse trabalho à Deus,
minha família, meus animais
e alguns amigos que estiveram
sempre ao meu lado.

Cada adversidade, cada fracasso,
cada dor de cabeça carrega consigo
a semente de um benefício igual ou maior.

Napoleon Hill

RESUMO

OLIVEIRA, Victor Moura. **Um estudo de caso sobre o processo de aquisição e tratamento de sinais eletromiográficos**. 2021. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Eletrônica) – Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Cornélio Procópio, 2021.

A conexão entre a engenharia e a medicina vem tornando possível o monitoramento da saúde do ser humano, por meio da aquisição e análise de sinais biológicos utilizando métodos de processamento de sinais. Este trabalho teve como proposta realizar a aquisição do banco de dados, o pré-processamento, o processamento do sinal e a análise das características dos sinais eletromiográficos do músculo bíceps no estado de contração e repouso.

Palavras-chave: sinais; eletromiográficos; processamento; biológicos, engenharia.

ABSTRACT

OLIVEIRA, Victor Moura. **A case study on the process of acquisition and treatment of electromyographic signals**. 2021. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Eletrônica) – Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Cornélio Procópio, 2021.

The connection between engineering and medicine has made it possible to monitor human health, through the acquisition and analysis of biological signals using signal processing methods. This work had as proposal to carry out the acquisition of the database, the pre-processing, the signal processing and the analysis of the characteristics of the electromyographic signals of the biceps muscle in the state of contraction and rest.

Keywords: signals; electromyographic; processing; biological, engineering.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Nervo motor	15
Figura 2 - Potencial de ação da ativação muscular	17
Figura 3 - Anatomia do músculo bíceps	22
Figura 4 - Eletrodos de superfície	23
Figura 5 - Eletrodos de agulha	24
Figura 6 - Etapas do trabalho	25
Figura 7 - Sensor de sinal muscular emg	26
Figura 8 - Sensor de sinal muscular emg com descrição	27
Figura 9 - Eletrodos descartáveis	27
Figura 10 - Arduino UNO	28
Figura 11 - Circuito de aquisição	29
Figura 12 - Conexão Arduino - Notebook	30
Figura 13 - PLX DAQ	30
Figura 14 - Eletrodos alocados no bíceps	31
Figura 15 - Movimento de contração do bíceps	32
Figura 16 - Plotagem do sinal EMG no domínio do tempo - Bíceps (Relaxado)	32
Figura 17 - Plotagem do sinal EMG no domínio do tempo - Bíceps (Contração)	33
Figura 18 - Plotagem do sinal EMG no domínio da frequência - Bíceps (Relaxado)	33
Figura 19 - Plotagem do sinal EMG no domínio da frequência - Bíceps (Contração)	34
Figura 20 - Plotagem do sinal EMG filtrado no domínio da frequência - Bíceps (Relaxado)	34
Figura 21 - Plotagem do sinal EMG filtrado no domínio da frequência - Bíceps (Contração)	35
Figura 22 - Plotagem do sinal EMG filtrado - domínio do tempo - Bíceps (Relaxado)	Erro! Indicador não definido.
Figura 23 - Plotagem do sinal EMG filtrado - domínio do tempo - Bíceps (Contração)	35
Figura 24 - Processamento do sinal	37
Figura 25 - Gráfico modelo para elaboração	38
Figura 26 - Gráfico apresentando os resultados da característica LOG	39
Figura 27 - Gráfico apresentando os resultados da característica MAV	40

Figura 28 - Gráfico apresentando os resultados da característica RMS	40
Figura 29 - Gráfico apresentando os resultados da característica SSI	41
Figura 30 - Gráfico apresentando os resultados da característica TM1	42
Figura 31 - Gráfico apresentando os resultados da característica TM2.....	42
Figura 32 - Gráfico apresentando os resultados da característica TM3.....	43
Figura 33 - Gráfico apresentando os resultados da característica TM4.....	43
Figura 34 - Gráfico apresentando os resultados da característica TM5.....	44
Figura 35 - Gráfico apresentando os resultados da característica VAR	44
Figura 36 - Gráfico apresentando os resultados da característica WAMP.....	45
Figura 37 - Gráfico apresentando os resultados da característica FR	46

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Explicação do eixo x na elaboração dos gráficos	37
--	----

LISTA DE ABREVIATURAS

EMG	ELETROMIOGRAFIA
FFT	TRANSFORMADA RÁPIDA DE FOURIER
MUAP	POTENCIAL DE AÇÃO DA UNIDADE MOTORA
MUAPT	TREM DE POTENCIAIS DE AÇÃO DA UNIDADE MOTORA
LOG	LOG DETECTOR
MAV	MEAN ABSOLUTE VALUE
RMS	ROOT MEAN SQUARE
SSI	SIMPLE SQUARE INTEGRAL
TM	TEMPORAL MOMENT
VAR	VARIANCE OF EMG
WAMP	WILLISON AMPLITUDE
FR	FREQUENCY RATIO
BB	BÍCEPS BRAQUIAL

LISTA DE SÍMBOLOS

Hz	FREQUÊNCIA (HERTZ)
ω	FREQUÊNCIA ANGULAR
μV	MICROVOLTS
mV	MILIVOLTS
Na^+	ÍON DE SÓDIO

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	JUSTIFICATIVA	13
1.2	DELIMITAÇÃO DO TEMA.....	14
1.3	OBJETIVO	14
1.3.1	OBJETIVO GERAL	14
1.3.2	OBJETIVO ESPECÍFICO.....	14
1.4	ESTRUTURA DO TRABALHO.....	14
2	REVISÃO DE LITERATURA.....	15
2.1	SINAL MIOELÉTRICO	15
2.2	POTENCIAL DE AÇÃO DA UNIDADE MOTORA	16
2.3	SINAL ELETROMIOGRÁFICO.....	16
2.4	CARACTERÍSTICAS DO SINAL ELETROMIOGRÁFICO	18
2.4.1	CARACTERÍSTICAS NO DOMÍNIO DO TEMPO.....	18
2.4.2	CARACTERÍSTICAS NO DOMÍNIO DA FREQUÊNCIA	21
2.5	ANATOMIA DO MÚSCULO BÍCEPS	21
2.6	AQUISIÇÃO DO SINAL.....	22
2.7	PRÉ-PROCESSAMENTO DE SINAIS	24
2.8	PROCESSAMENTO DE SINAIS.....	24
3	MÉTODOS E MATERIAIS.....	25
3.1	METODOLOGIA	25
3.2	MATERIAIS.....	26
3.2.1	SENDOR EMG M1NBY	26
3.2.2	ELETRODOS DE SUPERFÍCIE.....	27
3.2.3	ARDUINO UNO	27

3.2.4	SOFTWARES	28
4	DESENVOLVIMENTO	29
4.1	AQUISIÇÃO DO BANCO DE DADOS	29
4.2	PRÉ- PROCESSAMENTO	32
4.3	SELEÇÃO DE CARACTERÍSTICAS	36
4.4	PROCESSAMENTO DO SINAL	36
4.5	ELABORAÇÃO DOS GRÁFICOS COM OS RESULTADOS	37
5	RESULTADOS E DISCUSSÃO	39
6	CONSIDERAÇÕES FINAIS	47
6.1	PROPOSTA DE TRABALHOS FUTUROS	47
	REFERÊNCIAS	48
	APÊNDICE A – Código do MATLAB: Pré-Processamento do sinal EMG	51
	APÊNDICE B – Código do MATLAB: Processamento do sinal EMG	53

1 INTRODUÇÃO

Os sinais eletromiográficos são decorrentes do somatório de potenciais de ação que atuam sobre as unidades motoras. Por meio de eletrodos ocorre a conversão do potencial iônico em potenciais eletrônicos, possibilitando o monitoramento e a aquisição deste sinal (FORTI, 2005). Assim logo após a aquisição desse sinal foi necessário realizar o condicionamento do mesmo, devido a sua baixa amplitude e a possibilidade iminente da existência de artefatos, por meio de amplificadores e filtros (ROCHA; CARVALHO; BERGER, 20--?).

A análise e a classificação do sinal eletromiográfico condicionado ocorre com o processamento, visando a determinação de propriedades tais como padrões ou características específicas.

1.1 JUSTIFICATIVA

A necessidade de desenvolver tecnologia com intuito de ajudar indivíduos que possuem determinadas dificuldades em nossa sociedade é de extrema importância. Passamos vários anos de nossa vida absorvendo conhecimento tanto no contexto ao qual vivemos, quanto no contexto acadêmico, e o mínimo que deveria ser feito de forma a retribuir esse longo tempo de aprendizado é desenvolver projetos baseados em toda experiência acadêmica, visando tornar o mundo em que vivemos um lugar melhor. A união das áreas de engenharia e medicina empenhando-se a trazer uma melhoria na condição de vida das pessoas, possibilitaram ao ser humano uma melhor perspectiva no que diz respeito à saúde.

O desenvolvimento de próteses para indivíduos que vivenciaram a perda de algum membro do seu corpo é um grande exemplo onde ocorre a junção de diferentes áreas de conhecimento para formular uma melhor adaptação na reabilitação social e física do indivíduo. Questões psicológicas como sintomas depressivos, tais como tristeza, pesar, episódios de choro e isolamento social, perda de apetite e dificuldade para dormir são frequentemente observados em pessoas que tiveram algum membro amputado (GABARRA, 2019).

Observando tais aspectos psicológicos, a importância de buscar soluções a reduzir tais impactos negativos na vida destes indivíduos é de grande importância.

1.2 DELIMITAÇÃO DO TEMA

Em vista a importância já citada da análise de sinais eletromiográficos, o desenvolvimento desse trabalho se propõe em apresentar a aquisição do sinal EMG e a aplicação de suas características no processamento do sinal utilizando o software MATLAB™.

1.3 OBJETIVO

Este trabalho tem o propósito de apresentar de forma clara e objetiva os conceitos teóricos e aplicações no processamento do sinal eletromiográfico.

1.3.1 OBJETIVO GERAL

Realizar a coleta do sinal eletromiográfico, o pré-processamento, o processamento, bem como analisar suas características.

1.3.2 OBJETIVO ESPECÍFICO

- Analisar as principais características do sinal eletromiográfico no domínio do tempo e da frequência quando o musculo do bíceps está contraído e relaxado.
- Apresentar os resultados obtidos em forma de gráficos.
- Avaliar os resultados obtidos.

1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO

O presente trabalho é dividido em seis capítulos, sendo que no capítulo 2, serão apresentados os conceitos fundamentais do sinal eletromiográfico. No capítulo 3 haverá a descrição da metodologia empregada e dos materiais que foram utilizados. No capítulo 4 será descrito o processo de desenvolvimento, e a demonstração de todos passos do processo. No capítulo 5 serão demonstrados os resultados e discussão. Por fim no capítulo 6 serão apresentadas as considerações finais.

2 REVISÃO DE LITERATURA

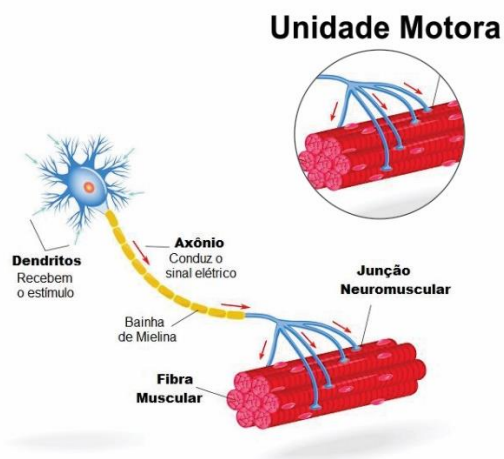
2.1 SINAL MIOELÉTRICO

O sinal eletromiográfico é o somatório algébrico de todos os sinais detectados sob a área de alcance dos eletrodos, podendo ser afetado por propriedades musculares, anatômicas e fisiológicas (ANDRADE, 2000).

O cérebro transmite um sinal elétrico ao longo de um nervo sensitivo até a medula espinhal e uma sinapse conecta a medula espinhal a um nervo motor, um impulso elétrico denominado potencial de ação percorre o nervo motor por meio do axônio (Figura 1) até chegar em suas terminações nas fibras musculares (HALL; GUYTON, 2011).

Ao chegar nas fibras musculares cada terminação conhecida como unidade motora libera uma pequena quantidade de substância neurotransmissora denominada acetilcolina, essa substância neurotransmissora causa uma despolarização local que desencadeia o potencial de ação na membrana da fibra muscular, se propagando por toda membrana das fibras nervosas. Grande parte da eletricidade do potencial de ação flui pelo centro da fibra muscular denominado miofibrila, desencadeando um processo onde ativam as forças atrativas entre os filamentos de miosina e actina fazendo com que se deslizem ao lado um do outro realizando a contração muscular (HALL; GUYTON, 2011).

Figura 1 - Nervo motor



Fonte: Toda Matéria (figura editada)

2.2 POTENCIAL DE AÇÃO DA UNIDADE MOTORA

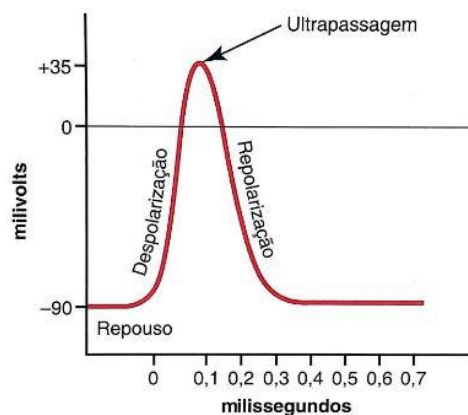
Quando o neurônio envia um potencial de ação todas as fibras musculares de sua unidade motora são estimuladas, porém não simultaneamente, ocorrendo pequenos atrasos entre as contrações. Há dois motivos para esses atrasos, um deles ocorre em função dos diferentes tempos de propagação das várias ramificações dos axônios no neurônio motor, e o outro está relacionado à natureza aleatória das descargas de acetilcolina nas junções neuromusculares. O resultado da soma algébrica dos potenciais de ação nas fibras de uma unidade motora é chamado potencial de ação da unidade motora, cuja sigla em inglês é MUAP (*Motor Unit Action Potential*) (FAVIERO, 2009).

Pelo fato do MUAP ter um período relativamente pequeno, de 2 a 10 milissegundos, as unidades motoras devem ser ativadas repetitivamente para que possam sustentar uma contração muscular por períodos maiores. Essa sequência de potenciais de ação da unidade motora é denominada trem de potenciais de ação da unidade motora, cuja sigla é MUAPT (*Motor Unit Action Potential Train*) (FAVIERO, 2009).

2.3 SINAL ELETROMIOGRÁFICO

O potencial da membrana do neurônio é negativo em estado padrão, porém quando ocorre um impulso, o potencial passa a ter um valor positivo em um dado intervalo, e então volta para o estado inicial de potencial de membrana negativa, propagando-se até as extremidades finais. Esse processo e os 3 estágios sucessivos dos potenciais de ação são representados na Figura 2 (GUYTON, 2011).

Figura 2 - Potencial de ação da ativação muscular



Fonte: Guyton 2006

Analisando a Figura 2 temos: estágio de repouso, estágio de despolarização e estágio de repolarização.

No estágio de repouso a membrana encontra-se “polarizada” e com potencial próximo de -90mV (GUYTON, 2011).

No estágio de despolarização a membrana fica sempre semipermeável para os íons de Na^+ , causando a entrada do íon para influxo do mesmo para dentro do axônio. Esse influxo de íons de sódio faz com que o potencial negativo de -90 mV seja neutralizado aumentando para próximo dos $+35\text{ mV}$ rapidamente, para alguns neurônios de sistema central não ocorre essa ultrapassagem em 0 V (GUYTON, 2011).

Depois que os canais de sódio se fecham os canais de potássio começam a se abrir mais que o normal, ocasionando uma difusão dos íons de potássio para o exterior. Assim o potencial de repouso negativo na membrana é então restaurado e denominado estágio de repolarização (GUYTON, 2011).

Os valores médios de despolarização e polarização, segundo Guyton variam de -90 mV e $+35\text{ mV}$, enquanto Konrad trabalha com valores entre -80 mV e $+30\text{ mV}$. Assim uma medição prática pode ter valores diferentes do teórico acima (JUNIOR, 2015).

Um sinal eletromiográfico é constituído por ondas sobrepostas de MUAPs com amplitudes entre $10\text{ }\mu\text{V}$ a 2 mV com uma frequência entre 5 Hz e 10 kHz , estando entre 0 Hz e 500 Hz a maior energia do sinal. O sinal eletromiográfico é definido como

estocástico, e é matematicamente representado por uma função de distribuição Gaussiana (JUNIOR, 2015).

2.4 CARACTERÍSTICAS DO SINAL ELETROMIOGRÁFICO

As características do sinal EMG podem ser divididas, basicamente, em três grupos com relação à sua estrutura: domínio do tempo, domínio da frequência e representação em escala de tempo. Destes grupos, o grupo de domínio da frequência e representação em escala de tempo, também chamado de tempo frequência é mais complexo, pois depende tanto do domínio do tempo, quanto do domínio da frequência ao mesmo tempo (FREITAS, 2018).

Segundo Freitas (2018, p.19) existem mais de 50 características do sinal eletromiográfico, e devido esse grande número é apresentado a seguir apenas algumas das principais que possuem interesse para o presente trabalho.

2.4.1 CARACTERÍSTICAS NO DOMÍNIO DO TEMPO

LOG (*Log detector*) é uma característica que fornece uma estimativa da força de contração muscular, sendo considerada como um detector não-linear, devido ao uso das funções de logaritmo e exponencial em seu cálculo (FREITAS, 2018). Seu valor pode ser calculado pela equação (1), em que x_i representa o sinal EMG em um segmento i e N o tamanho do sinal.

$$LOG = \exp\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log(|x_i|)\right) \quad (1)$$

MAV (*Mean Absolute Value*) é um índice relacionado à detecção do ponto de disparo do sinal EMG de superfície utilizado para controle de membros protéticos (FREITAS, 2018). Seu valor é calculado pela equação (2), em que x_i representa o sinal EMG em um segmento i e N o tamanho do sinal.

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i| \quad (2)$$

RMS (*Root Mean Square*) é um índice relacionado com a força e contração muscular sem fadiga, sendo modelada como um processo aleatório gaussiano de amplitude modulada (FREITAS, 2018). A equação (3) apresenta a definição matemática do RMS, em que x_i representa o sinal EMG em um segmento i e N o tamanho do sinal EMG analisado.

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (3)$$

SSI (*Simple Square Integral*) ou Integral Square é definida como um índice utilizado para analisar a potência proveniente do sinal EMG, sendo obtida através da soma dos valores quadrados de amplitude do sinal EMG (FREITAS, 2018). Seu valor pode ser calculado pela equação (4), em que x_i representa o sinal EMG em um segmento i e N o tamanho do sinal EMG analisado.

$$SSI = \sum_{i=1}^N x_i^2 \quad (4)$$

TM (*Temporal Moment*) é um método de análise estatística desenvolvido para ser usado no controle de um braço protético. Para efetuar seu cálculo, realiza-se a soma do sinal elevado a uma determinada potência (para o primeiro momento temporal - TM1, o sinal é elevado à 1, para o segundo momento temporal - TM2, o sinal é elevado ao quadrado, e assim por diante), depois divide-se este valor pelo número de elementos e extrai-se o valor absoluto do resultado obtido (FREITAS, 2018). Suas representações matemáticas são apresentadas nas equações (5), (6), (7), (8) e (9). Desta forma, o valor de TM1 é igual ao valor de MAV.

$$TM1 = \left| \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \right| \quad (5)$$

$$TM2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2 \quad (6)$$

$$TM3 = \left| \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^3 \right| \quad (7)$$

$$TM4 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^4 \quad (8)$$

$$TM5 = \left| \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^5 \right| \quad (9)$$

VAR (*Variance of EMG*) é um índice para analisar a densidade de potência do sinal EMG (FREITAS, 2018), a equação (10) apresenta o cálculo da variância, em que x_i representa o sinal EMG em um segmento i e N o tamanho do sinal EMG.

$$VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N x_i^2 \quad (10)$$

WAMP (*Willison Amplitude*) é considerado um indicador do ponto de disparo dos potenciais de ação de unidade motora (PAUM ou MUAP - do inglês, Motor Unit

Action Potentials) e, conseqüentemente, um indicador do nível de contração muscular (FREITAS, 2018). A equação (11) apresenta o cálculo da característica WAMP, em que x_i representa o sinal EMG em um segmento i e N o tamanho do sinal EMG.

$$WAMP = \sum_{i=1}^{N-1} [F(|x_i - x_{i+1}|)] \quad (11)$$

2.4.2 CARACTERÍSTICAS NO DOMÍNIO DA FREQUÊNCIA

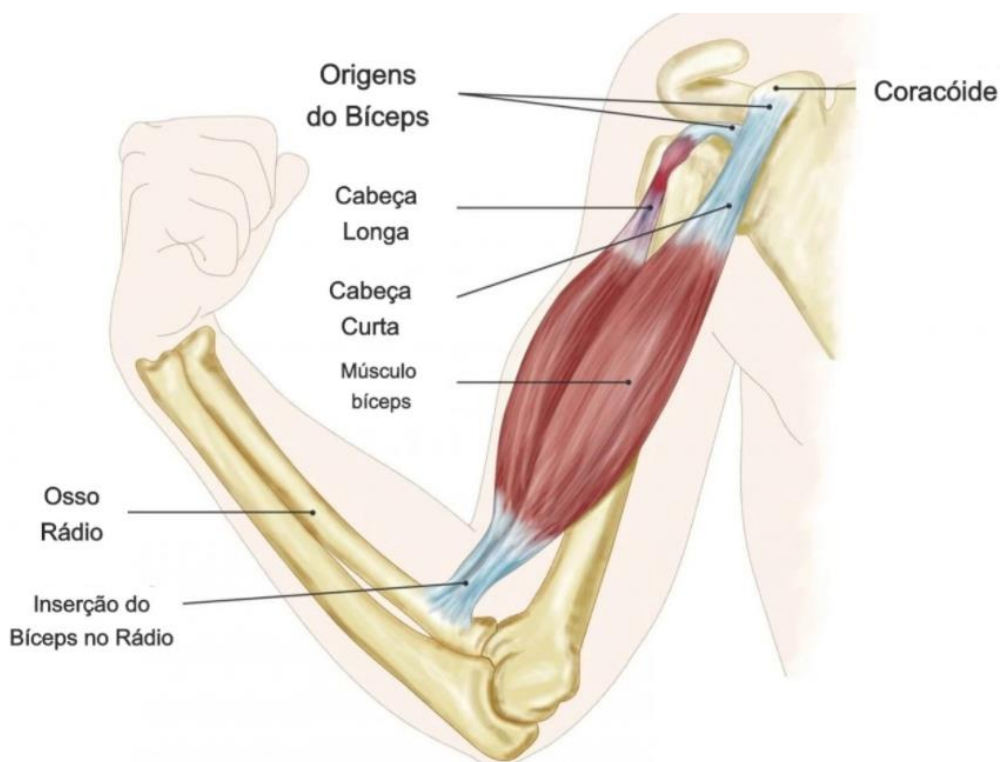
FR (*Frequency Ratio*) é uma característica que foi desenvolvida visando distinguir os momentos de contração e relaxamento de um músculo no domínio da frequência. Esta característica é calculada levando em conta a relação entre os componentes de baixa frequência e os componentes de alta frequência. A equação (12) apresenta o cálculo referente ao valor de FR, em que P_j é a densidade de frequência após a transformada do sinal em um segmento j , os componentes de baixa frequência são LLC (lower-cutoff frequency) para a frequência de corte inferior, ULC (upper-cutoff frequency) para a frequência de corte superior. As componentes de alta frequência são LHC (lower-cutoff frequency) para a frequência de corte inferior e UHC (upper-cutoff frequency) para a frequência de corte superior (FREITAS, 2018).

$$FR = \frac{\sum_{j=LLC}^{ULC}(P_j)}{\sum_{j=LHC}^{UHC}(P_j)} \quad (12)$$

2.5 ANATOMIA DO MÚSCULO BÍCEPS

O músculo bíceps braquial (Figura 3) é um músculo biarticular que atua para flexionar as juntas do ombro e do cotovelo. Composto por duas cabeças; a cabeça curta que tem origem no ápice do processo coracóide da escápula e a cabeça longa com origem no tubérculo supraglenóide da escápula, ambas com inserção na tuberosidade do rádio e aponeurose do BB (fáscia bicipital) Kendall (2007).

Figura 3 - Anatomia do músculo bíceps



Fonte: Brunoakio.

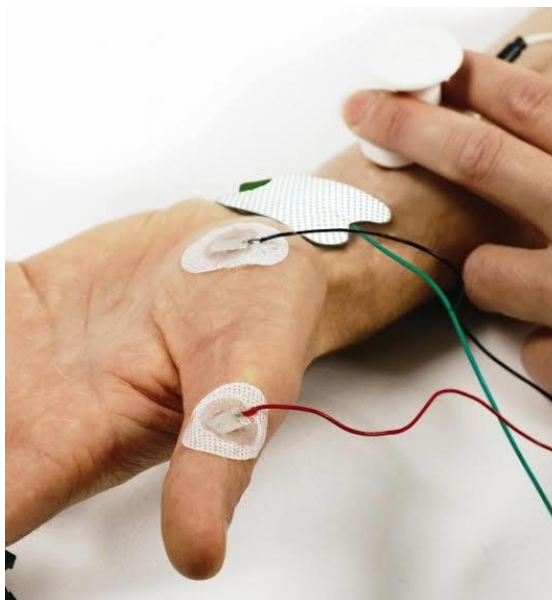
2.6 AQUISIÇÃO DO SINAL

A aquisição de sinais eletromiográficos é feita por meio de eletrodos de materiais condutores, que convertem o potencial iônico gerado pelos músculos em potenciais eletrônicos, possibilitando monitorar o sinal eletromiográfico. De maneira mais clara os eletrodos têm a função de converter a corrente iônica bioelétrica em uma corrente formada por elétrons (FORTI, 2005).

Existem diversos tipos de eletrodos que podem ser empregados no monitoramento do sinal mioelétrico, sendo classificados entre captação invasiva e não-invasiva.

A aquisição do sinal mioelétrico de forma não invasiva é realizada através de eletrodos de superfície (Figura 4), em que o eletrodo fica em contato direto com a superfície do musculo. A principal vantagem desse método é a facilidade e padronização da aplicação por ser uma técnica que não causa desconforto a quem estiver tendo os sinais eletromiográficos captados. Porém sua limitação é devido à atenuação causada pelo tecido subcutâneo e a possível contaminação do registro por atividade elétrica oriunda de outros músculos ou grupos musculares.

Figura 4 - Eletrodos de superfície



Fonte: Kandel Equipamentos Médicos

Os eletrodos classificados como invasivos são compostos por dois filamentos metálicos de pequeno calibre revestidos com um isolamento de poliuretano ou náilon, que são introduzidos por meio de agulhas hipodérmica até o ventre muscular. Esses filamentos formam uma configuração de eletrodos bipolares que registram os sinais elétricos a partir de uma área localizada, e que é capaz de capturar potenciais de unidades motoras isoladas. Os eletrodos de agulha (Figura 5) são necessários para a EMG clínica, de modo que potenciais de unidades motoras isoladas possam ser registrados em diferentes partes de um músculo. Este eletrodo não tem utilidade nos estudos cinesiológicos, devido ao desconforto causado pela agulha, ao permanecer no músculo durante a contração (PORTNEY; ROY, 2004).

Figura 5 - Eletrodos de agulha



Fonte: Kandel Equipamentos Médicos

2.7 PRÉ-PROCESSAMENTO DE SINAIS

A etapa de pré-processamento, também chamada de condicionamento, consiste na adequação do sinal EMG por meio de amplificação e filtragem, tornando possível a análise do mesmo na etapa de processamento. O condicionamento pode ser feito via hardware através da confecção de circuitos utilizando componentes eletrônicos para amplificação e filtragem no momento da aquisição dos dados, ou por meio de softwares de processamento após a aquisição (FORTI, 2005).

2.8 PROCESSAMENTO DE SINAIS

A etapa de processamento de sinais EMG consiste na operação do mesmo de diversas maneiras, visando obter resultados de análises com o sinal. São comuns etapas como segmentação dos dados, extração de características e classificação para sistemas de reconhecimento de padrões e de controle utilizando o sinal EMG (OSKOEI; HU, 2008).

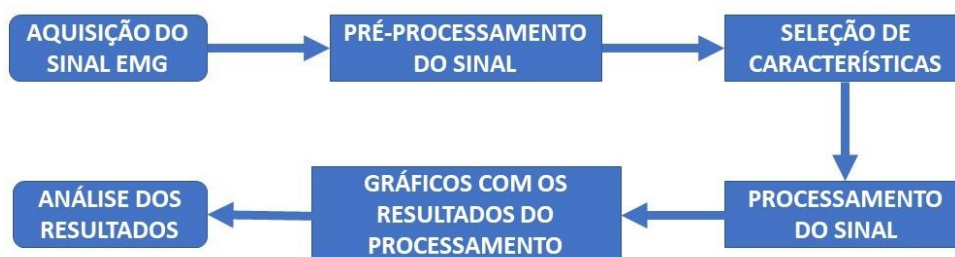
3 MÉTODOS E MATERIAIS

Para alcançar os objetivos propostos no presente trabalho foram definidos métodos com intuito de simplificar o processo de desenvolvimento, deixando claro a execução de cada etapa (aquisição do sinal, condicionamento, processamento...).

3.1 METODOLOGIA

O desenvolvimento deste trabalho possui diversos processos, mas de forma sistemática foi elaborado algumas etapas (Figura 6).

Figura 6 - Etapas do trabalho



Fonte: Autoria própria.

A aquisição do sinal foi realizada com eletrodos de superfície na musculatura do bíceps, no estado relaxado e em contração. Ressalta-se que a produção do banco de dados aconteceu por meio de 10 aquisições de cada estado.

Após a aquisição das informações, a próxima etapa consistiu em organizar o banco de dados para a análise do sinal, no domínio do tempo e da frequência e posteriormente foram aplicados os filtros necessários. A fase seguinte do processo foi a seleção das características que foram aplicadas no processamento do sinal, com a utilização do software MATLAB™.

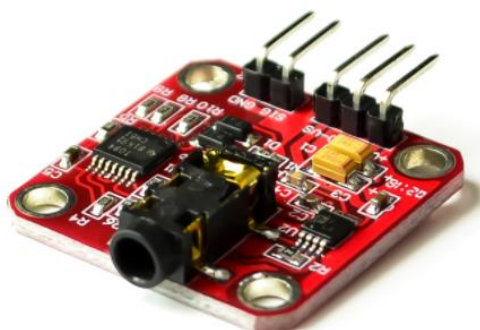
Ao finalizar o processamento do sinal, foi elaborado a plotagem dos resultados em gráficos, de forma a possibilitar uma análise mais abrangente dos dados obtidos, para a conclusão deste trabalho.

3.2 MATERIAIS

Para o desenvolvimento do trabalho foram necessários a utilização de alguns equipamentos tais como, sensor EMG M1NBY e eletrodos de superfície para a aquisição do sinal, Arduino UNO para receber a leitura do sensor e enviar ao software Excel©, utilizado com a função de alocar os dados em planilhas, e por fim, o software MATLAB™ para efetuar a importação dos dados, pré-processamento, processamento e análise dos resultados.

3.2.1 SENDOR EMG M1NBY

Figura 7 - Sensor de sinal muscular emg



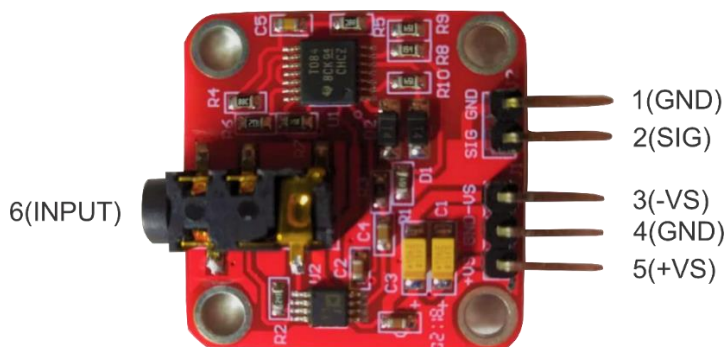
Fonte: MT Technology Co., Ltd.

O sensor EMG M1NBY (Figura 7) trabalha com a atividade de medição dos músculos e tem sido tradicionalmente usada em pesquisas médicas e esportivas, no entanto, em um formato mais compacto. Esse novo layout possibilita uma melhor performance do equipamento na medição de sinais biológicos, com a implantação de um novo circuito integrado que resulta em uma melhor eficiência. Possuindo filtros para eliminar potenciais ruídos por movimento, garantindo a qualidade do sinal. O sinal de saída varia entre os valores $0 - V_s$, sendo V_s a tensão de saída do sinal, dependente da quantidade de atividade muscular exercida. O sensor possui uma tensão de alimentação simétrica de $\pm 9V$. (MT TECHNOLOGY CO., LTD, 2020).

O sensor possui 6 terminais de conexão (Figura 8), sendo o pino 1 o GND que precisa estar na mesma referência do microcontrolador que vai receber a leitura, o

pino 2 é o sinal de saída. Os pinos 3,4 e 5 são destinados a alimentação simétrica do circuito, variando de -9V a +9V. O pino 6 é a entrada do sinal, um conector P2 fêmea.

Figura 8 - Sensor de sinal muscular emg com descrição



Fonte: Autoria própria.

3.2.2 ELETRODOS DE SUPERFÍCIE

Os eletrodos de superfície escolhidos para serem usados no projeto, são descartáveis (Figura 9), do fabricante MedLevensohn™, modelo HA SF48.

Figura 9 - Eletrodos descartáveis



Fonte: Autoria própria.

3.2.3 ARDUINO UNO

O Arduino UNO (Figura 10) é uma placa de prototipagem eletrônica de código aberto que inclui hardware e software livre e visa oferecer ferramentas adaptáveis e de baixo custo para a criação de projetos interativos de diversas ordens. (ARDUINO.CC, 2015).

Figura 10 - Arduino UNO



Fonte: Fórum Embarcados.

O Arduino™ foi escolhido para receber os sinais que foram lidos pelo sensor devido os seguintes argumentos, baixo custo monetário, possuir o software e hardware em plataforma aberta, e principalmente pelas suas especificações satisfazerem a necessidade do trabalho.

3.2.4 SOFTWARES

Os valores transmitidos do sensor para o Arduino™, foram armazenados utilizando o software Excel©, que possibilitou a organização dos valores registrados em planilhas. A comunicação Arduino-Excel foi realizada pelo arquivo PLX-DAQ, que fez a aquisição de dados do microcontrolador para o Excel©.

Os demais processos foram executados no software MATLAB™, um *software* desenvolvido pela *MathWorks* para realizar cálculos de engenharia e científicos.

Embora tenha sido inicialmente desenvolvido para realizar cálculos com matrizes (daí vem a origem de seu nome), atualmente ele é uma ferramenta mais completa, possuindo inclusive ferramentas de simulação (*Simulink*), controle (como por exemplo as *toolboxes* *Sisotool* e *Fuzzy*) e processamento de sinais. Sua linguagem de programação é baseada nas linguagens de programação C e Java, onde estão presentes diversas estruturas semelhantes como estruturas de repetição (*loop-for*) e condicionais (*switch* e *case*) (CHAPMAN, 2003).

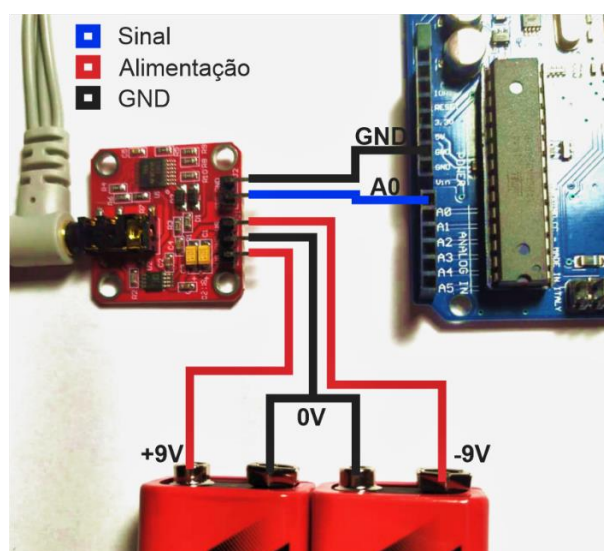
4 DESENVOLVIMENTO

O processo de desenvolvimento deste trabalho foi segmentado nos tópicos, aquisição do banco de dados, pré-processamento, seleção de características, processamento do sinal e elaboração dos gráficos com os resultados.

4.1 AQUISIÇÃO DO BANCO DE DADOS

Antes de iniciar a etapa de aquisição foi determinado algumas premissas de maneira a tornar a execução do processo segura e confiável. O primeiro ponto relevante foi que, devido a pandemia do vírus COVID-19 não houve a possibilidade de realizar a extração do sinal com um grande número de pessoas, sendo assim, foi selecionado apenas o autor do trabalho como voluntário. O segundo ponto importante foi a necessidade de cronometrar a contração muscular enquanto a aquisição estivesse acontecendo, padronizando o tamanho dos sinais registrados. A última observação é a de que foi realizado o teste dos equipamentos antes de iniciar qualquer procedimento, evitando erros que poderiam comprometer os resultados finais.

Figura 11 - Circuito de aquisição



Fonte: Autoria própria.

Como as aulas presenciais estavam suspensas devido a pandemia COVID-19, não houve a possibilidade de aproveitar a fonte de um dos laboratórios na universidade, assim a solução foi recorrer à utilização de 2 baterias de 9V como

alimentação simétrica, ambas medidas com um voltímetro garantindo a tensão correta. Após montagem do circuito de aquisição (Figura 11), conectamos o Arduino™ para recebimento dos dados do sensor para um notebook com seu software instalado (Figura 12).

Figura 12 - Conexão Arduino - Notebook

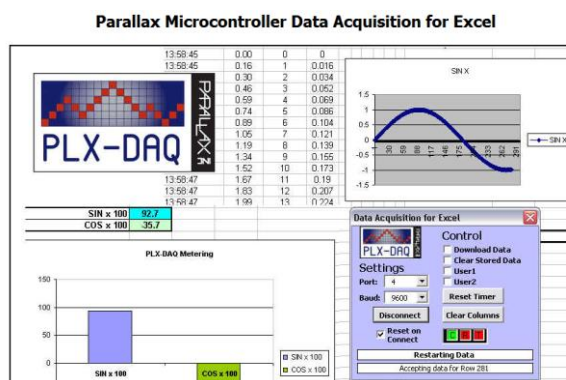


Fonte: Tectudo.

Após todos componentes estarem montados foi enviado o código da aquisição de dados para o Arduino™. De uma forma simples, o sketch é a definição do baudrate (19200), do pino analógico (A0) que recebe o sinal do sensor e uma variável para obtenção dos valores de amplitude e envio dos dados para o Excel®, através do comando `Serial.print1n`.

Para que a comunicação do Arduino™ com o Excel® pudesse acontecer, foi necessário a utilização do arquivo PLX-DAQ (Figura 13), desenvolvido e disponibilizado pela empresa Parallax™ para download de forma gratuita.

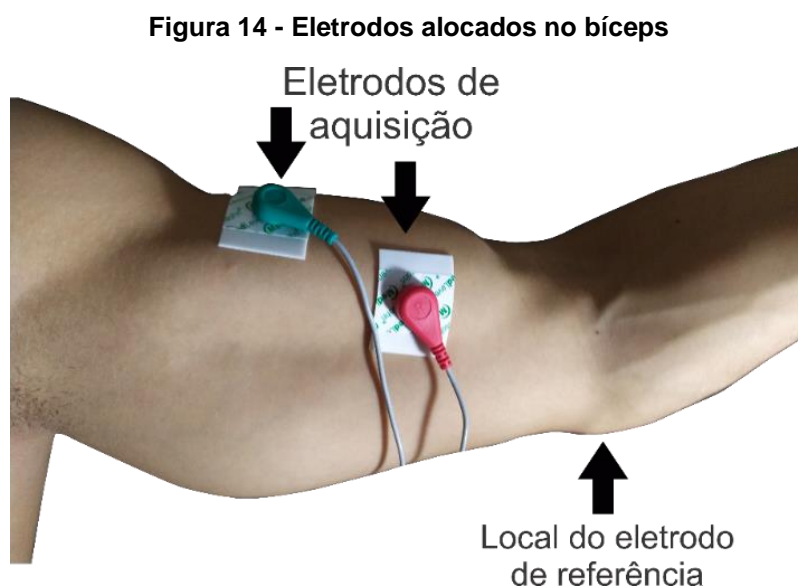
Figura 13 - PLX DAQ



Fonte: Parallax

Para realizar a aquisição alocou-se os eletrodos de superfície descartáveis no bíceps esquerdo do voluntário (Figura 14), com dois eletrodos para captação do sinal e um eletrodo posicionado em um local neutro (eletrodo de referência).

Esse sistema é denominado amplificação diferencial, ou seja, os potenciais de ação que atingem o par de eletrodos posicionados sobre a musculatura são comparados entre si com o eletrodo de referência (terra) (DA SILVA, 2010).

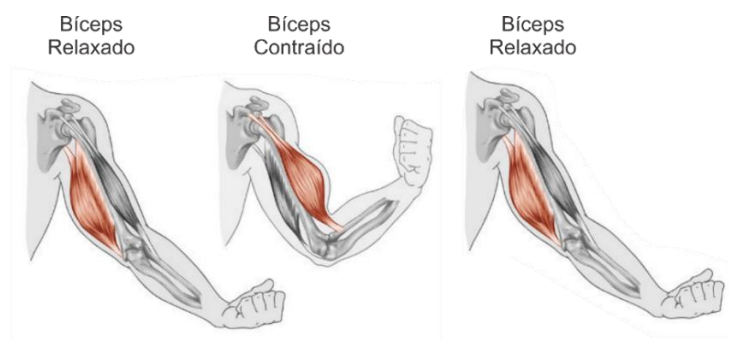


Fonte: Autoria própria.

A aquisição de dados aconteceu por meio da participação de um voluntário do gênero masculino, saudável e com idade de 26 anos, que realizou dois tipos de movimentos para a captura, utilizando a frequência de amostragem de 100 Hz. Cada tipo de movimento foi repetido por dez vezes, com um tempo de execução cronometrado em 5 segundos, mais um período de tempo adicional para completar 650 amostras no total.

O primeiro movimento capturado aconteceu com o bíceps totalmente relaxado, o segundo com a contração da musculatura do bíceps (Figura 15), iniciando no estado relaxado, partindo para contração máxima e finalizando com o musculo relaxado.

Figura 15 - Movimento de contração do bíceps



Fonte: Brasil Escola

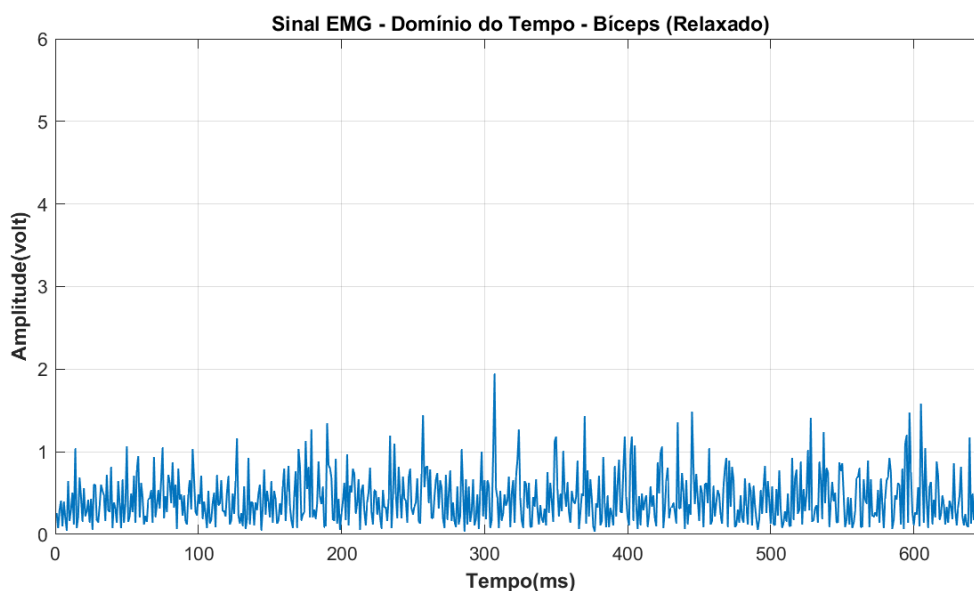
Foram realizados 20 registros eletromiográficos, concluindo o banco de dados.

4.2 PRÉ- PROCESSAMENTO

Após a aquisição do sinal eletromiográfico, ocorreu a exportação dos dados para o software MATLAB™ e em sequência a plotagem no domínio do tempo (Figura 16 e 17).

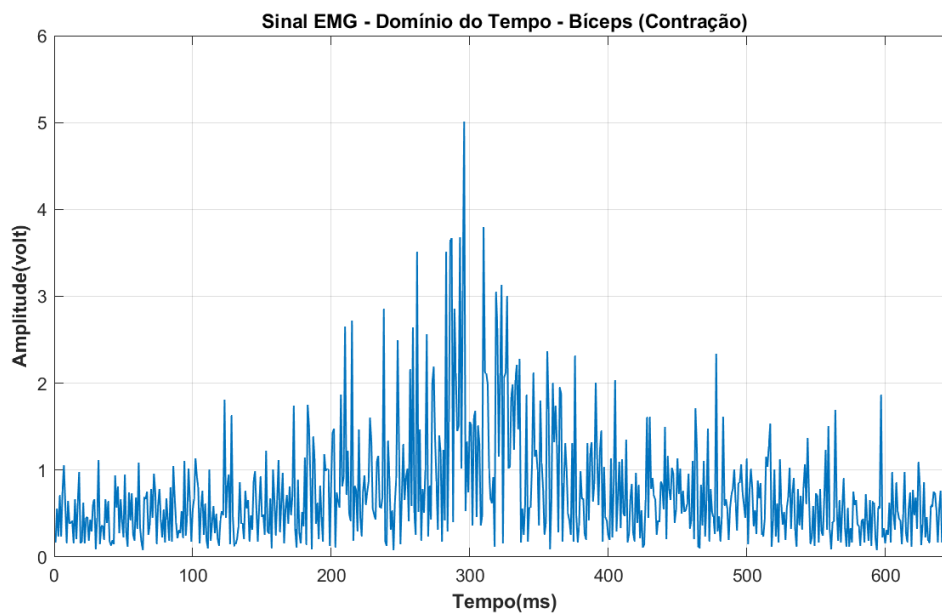
O gráfico do sinal EMG no domínio do tempo apresentou uma considerável quantidade de ruído, desta forma, realizada a transformada de Fourier para analisar seu espectro de frequência.

Figura 16 - Plotagem do sinal EMG no domínio do tempo - Bíceps (Relaxado)



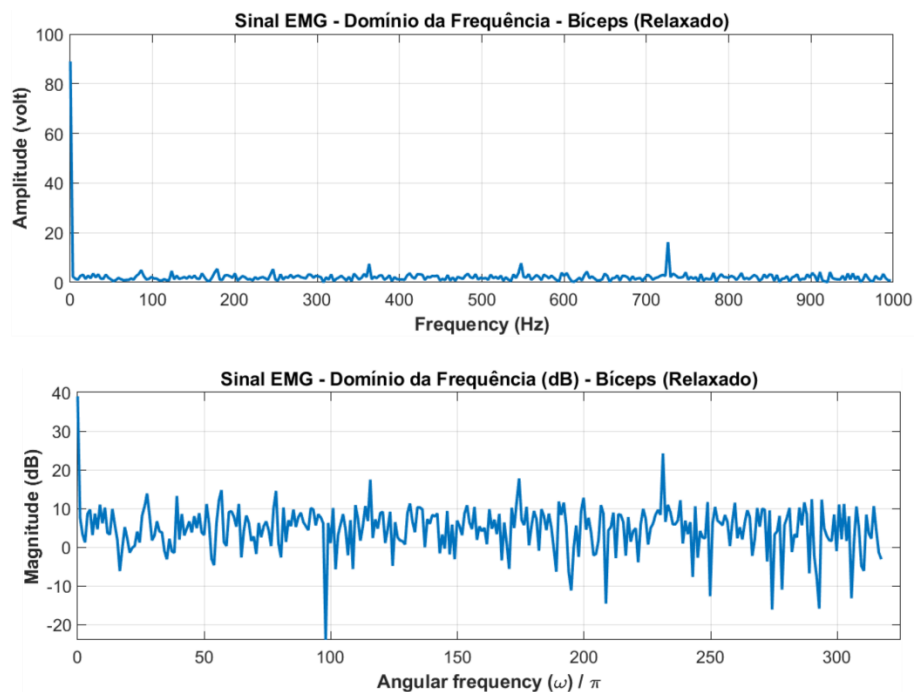
Fonte: Autoria própria.

Figura 17 - Plotagem do sinal EMG no domínio do tempo - Bíceps (Contração)



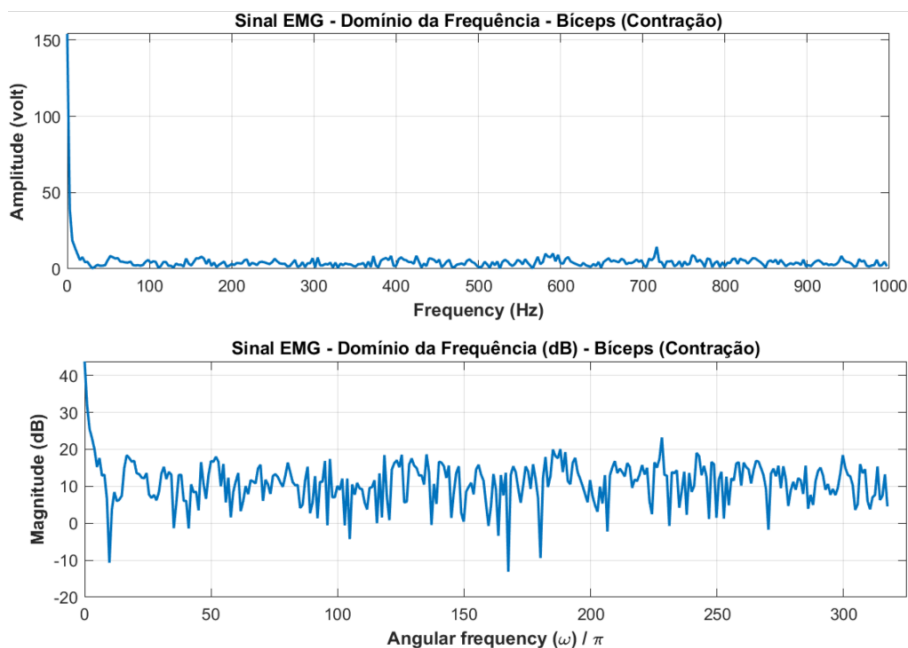
Fonte: Autoria própria.

Figura 18 - Plotagem do sinal EMG no domínio da frequência - Bíceps (Relaxado)



Fonte: Autoria própria.

Figura 19 - Plotagem do sinal EMG no domínio da frequência - Bíceps (Contração)

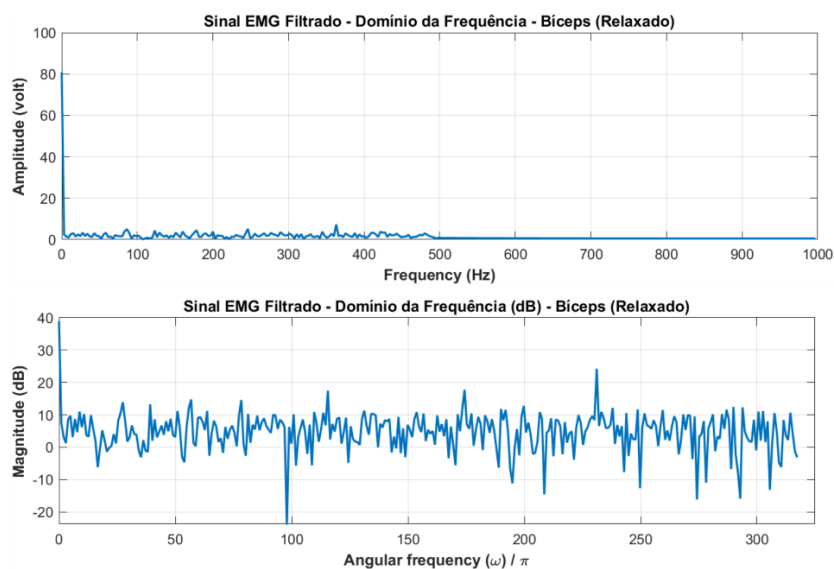


Fonte: Autoria própria.

Segundo Junior (2015, p. 39) a maior energia do sinal EMG se encontra dentro da faixa 0 Hz a 500 Hz. Após observar a representação no domínio da frequência (Figura 18 e 19), grande parte da sua composição se trata de ruído.

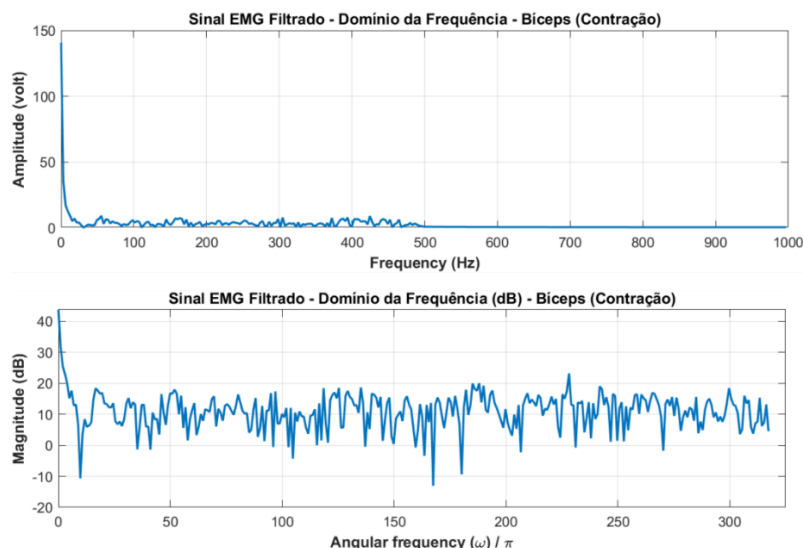
Utilizando um filtro passa-baixa de 8º ordem de 500 Hz, obteve-se o sinal filtrado e foi possível observar sua representação no domínio da frequência (Figura 20 e 21).

Figura 20 - Plotagem do sinal EMG filtrado no domínio da frequência - Bíceps (Relaxado)



Fonte: Autoria própria.

Figura 21 - Plotagem do sinal EMG filtrado no domínio da frequência - Bíceps (Contração)

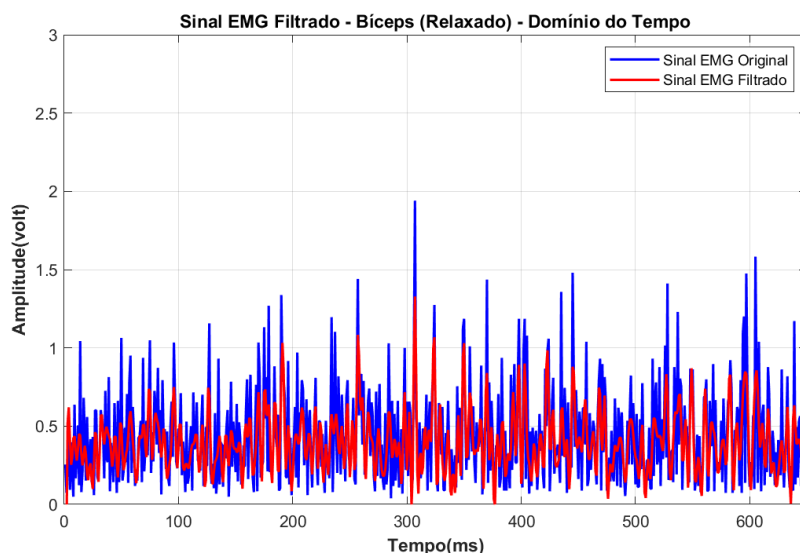


Fonte: Autoria própria.

Uma observação importante ocorreu nas figuras 18, 19, 20 e 21, onde na magnitude em dB foi possível perceber que entre os estados do músculo relaxado e em contração, existe uma diferença de 10 dB na maioria das frequências.

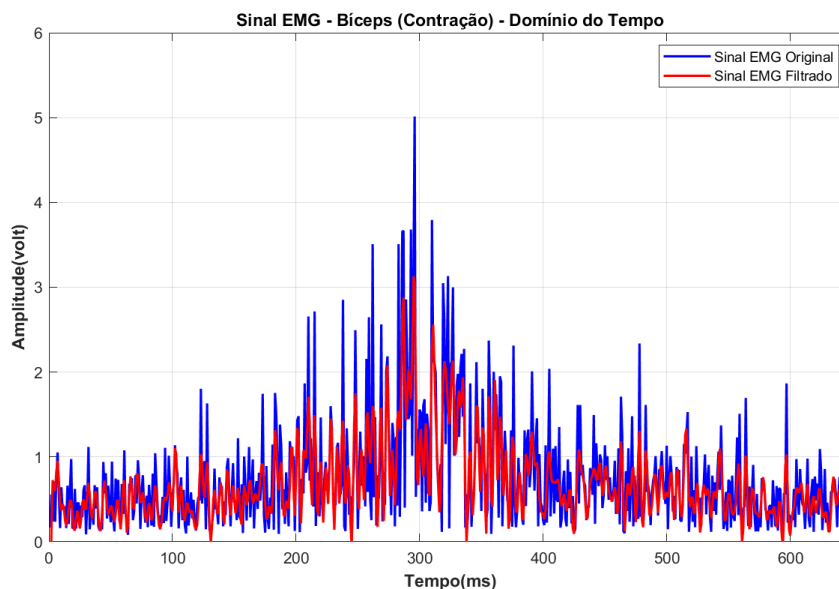
A plotagem do sinal EMG filtrado no domínio do tempo (Figura 22 e 23) apresentou uma melhora significativa, finalizando a etapa de pré-processamento. Não foi necessário no condicionamento a manipulação da amplitude do sinal pelo fato do sensor M1NBY já realizar esse procedimento.

Figura 22 - Plotagem do sinal EMG filtrado - domínio do tempo - Bíceps (Relaxado)



Fonte: Autoria própria

Figura 23 - Plotagem do sinal EMG filtrado - domínio do tempo - Bíceps (Contração)



Fonte: Autoria própria.

4.3 SELEÇÃO DE CARACTERÍSTICAS

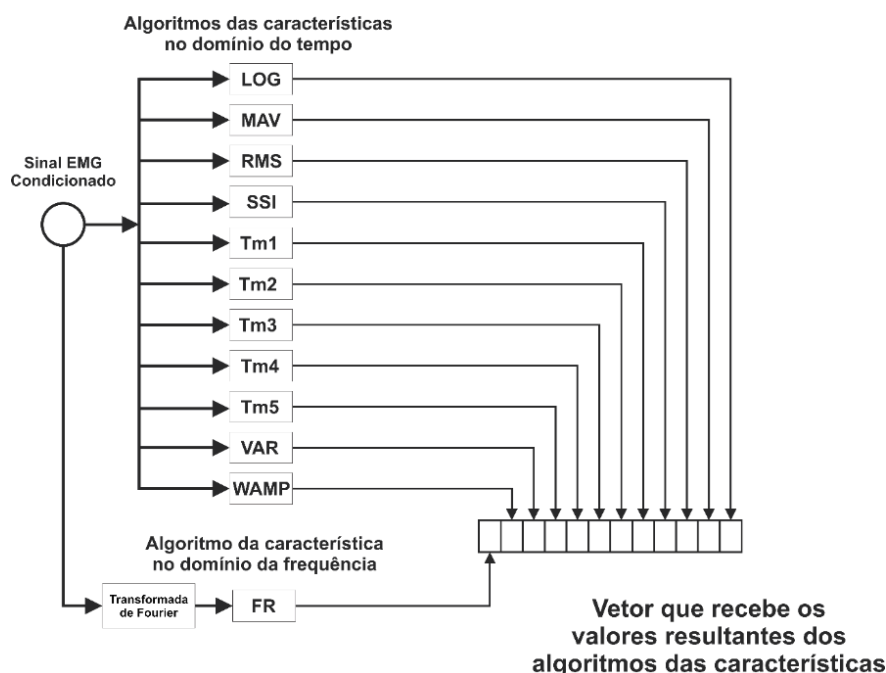
A existência de mais de 50 características como comentado por Freitas (2018, p. 19), implica na necessidade de limitar o número de selecionadas a serem aplicadas no processamento do sinal, com intuito de ter um bom desempenho na análise, impactando de forma positiva nos resultados.

O argumento utilizado para a seleção, foi de escolher as que mais coincidem com o interesse do objetivo deste trabalho.

As características selecionadas para o domínio do tempo foram LOG, MAV, RMS, SSI, TM1, TM2, TM3, TM4, TM5, VAR e WAMP descritas na seção (2.4.1). Para o domínio da frequência optou-se por utilizar apenas a FR, visando distinguir os momentos de contração e relaxamento do músculo, como explicado na seção (2.4.2).

4.4 PROCESSAMENTO DO SINAL

O processamento do sinal (Figura 24) foi desenvolvido no MATLAB™ no formato de M código, alocando o sinal eletromiográfico condicionado em uma variável, e em seguida, ele foi aplicando a cada um dos algoritmos das características em sua representação matemática. Assim, os valores resultantes foram salvos em um vetor que é exportado para uma planilha no Excel©.

Figura 24 - Processamento do sinal

Fonte: Autoria própria.

4.5 ELABORAÇÃO DOS GRÁFICOS COM OS RESULTADOS

Para possibilitar uma análise de fácil entendimento, cada característica foi plotada em um gráfico individual, utilizado um modelo que apresenta os resultados no seguinte formato. Devido a aquisição de cada movimento ter acontecido 10 vezes, o sinal será dividido de 10 em 10 amostras, com um intervalo vazio entre os valores para apresentar o próximo movimento (Tabela 1).

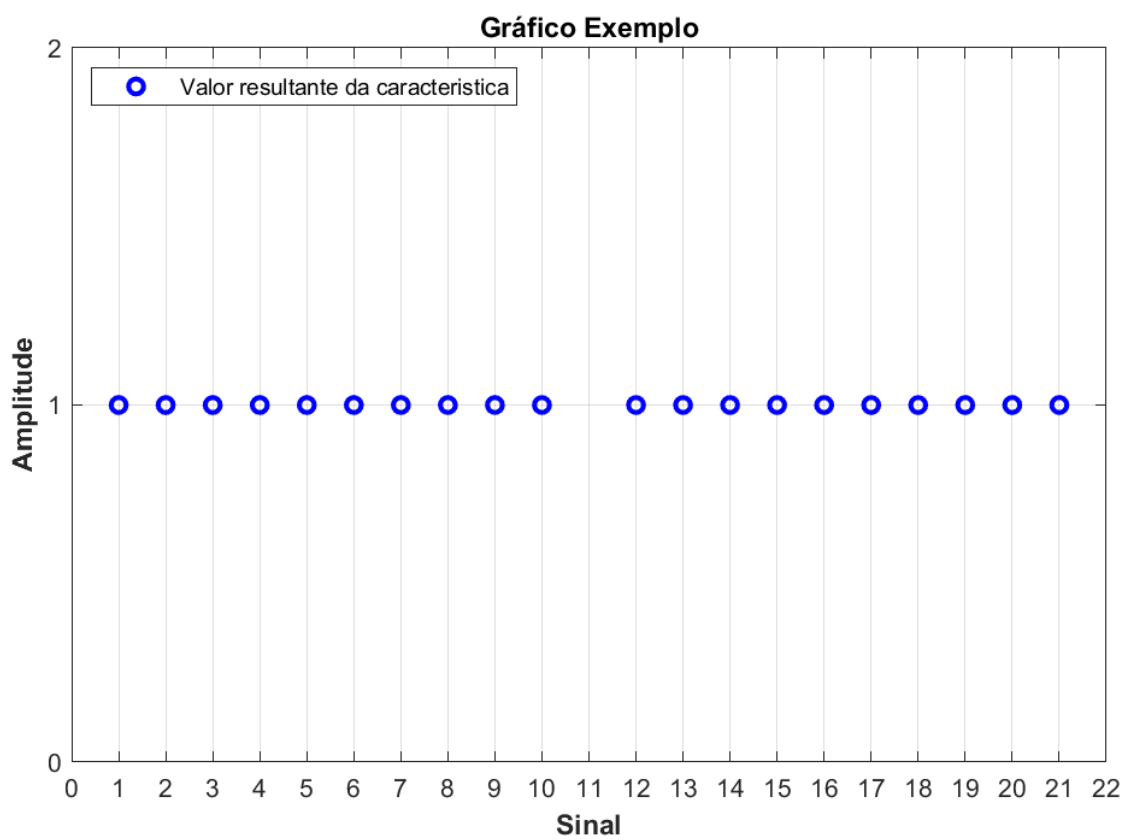
Os resultados do voluntário foram apresentados na cor azul (Figura 25), de forma a deixar a compreensão dos gráficos mais clara. O eixo das abscissas foi nomeado de sinal, o qual, cada valor representa um sinal da aquisição. O eixo das ordenadas denominado amplitude, que corresponde aos valores resultantes da característica descrita no título do gráfico.

Tabela 1 - Explicação do eixo x na elaboração dos gráficos

Valores do eixo denominado sinal.	Movimento do músculo durante a aquisição.
1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9 e 10	Musculo (bíceps) no estado relaxado.
11	Espaço para iniciar o próximo grupo.
12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20 e 21	Musculo (bíceps) em contração.

Fonte: Autoria própria.

Figura 25 - Gráfico modelo para elaboração

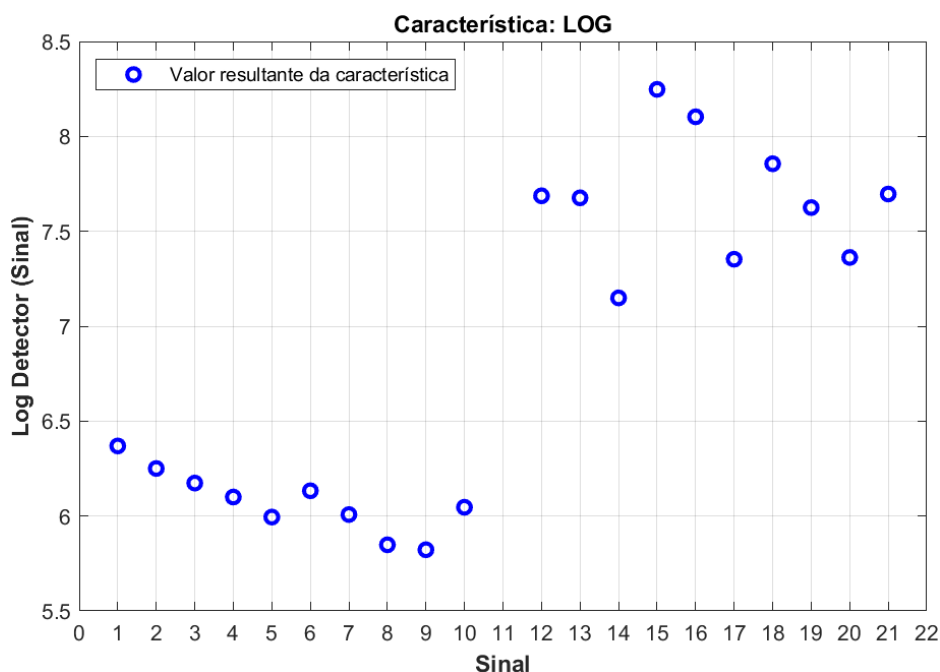


Fonte: Autoria própria.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Após realizar o desenvolvimento, iniciou-se a análise dos resultados obtidos. A característica LOG (Log Detector) fornece uma estimativa da força de contração muscular, seus valores são apresentados na Figura 26.

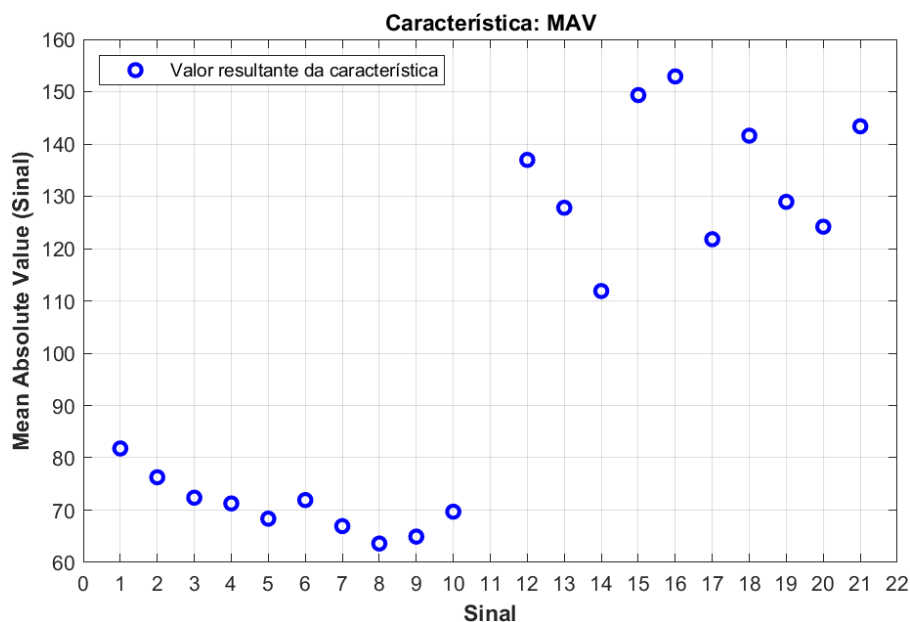
Figura 26 - Gráfico apresentando os resultados da característica LOG



Fonte: Autoria própria.

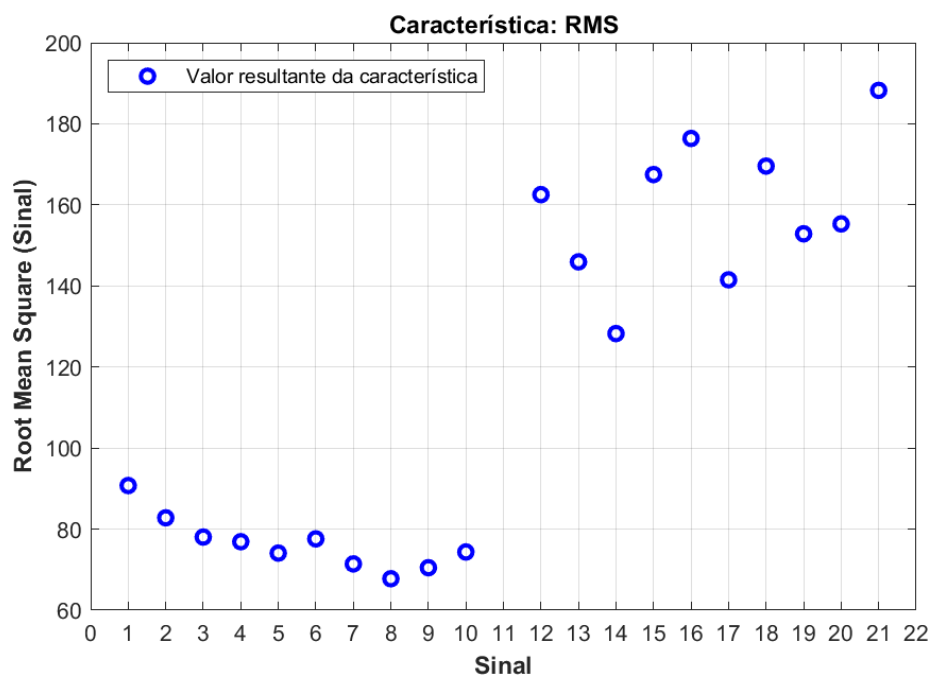
Entre as amostras 1 e 10 referentes aos valores do bíceps no estado relaxado, e as amostras 12 ao 22 que representam os valores do músculo em contração, é possível observar que, ocorreu uma diferença entre os dois movimentos, revelando a eficácia da característica LOG.

A característica MAV (Figura 27) demonstrou um ótimo desempenho entre os valores do eixo das abscissas (1 ao 10) referente ao músculo em repouso, em que, nenhum sinal ultrapassou o valor de amplitude 90 no resultado da MAV. Os demais valores que representam a contração, todos alcançaram um índice maior que os valores do musculo relaxado, demonstrando a eficiência em detectar o ponto de disparo do sinal EMG de superfície.

Figura 27 - Gráfico apresentando os resultados da característica MAV

Fonte: Autoria própria.

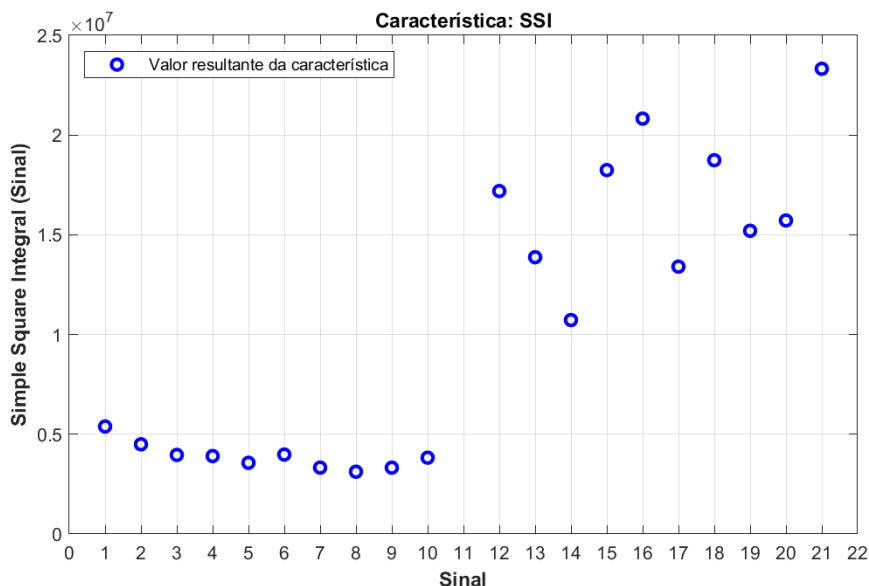
A característica RMS (Figura 28) apresentou um ótimo desempenho entre os valores referente a contração do musculo, com todos ficando acima do valor de amplitude 100, comprovando a eficácia dessa característica em fornecer um índice relacionado com a força desempenhada durante o registro de dados do sinal EMG.

Figura 28 - Gráfico apresentando os resultados da característica RMS

Fonte: Autoria própria.

A característica SSI (Figura 29) demonstrou uma ótima performance em diferenciar os valores nos movimentos de contração e no estado relaxado, utilizando a potência proveniente do sinal EMG, denotando um diferencial na escala de 10^7 .

Figura 29 - Gráfico apresentando os resultados da característica SSI

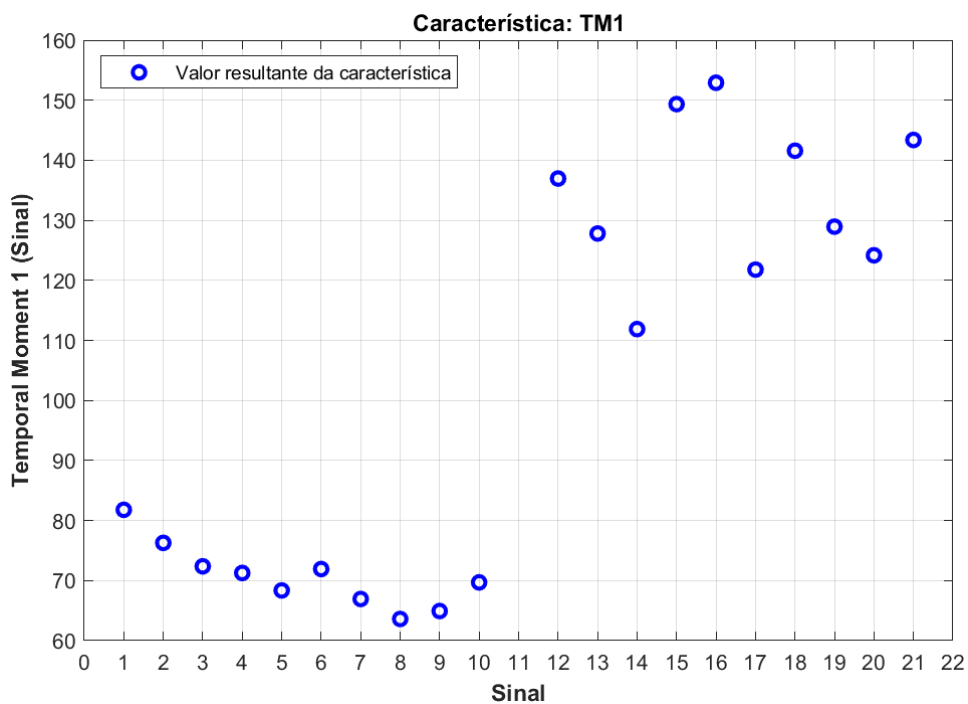


Fonte: Autoria própria.

A característica TM se mostrou eficiente em diferenciar o estado de contração e relaxado para o primeiro (Figura 30), segundo (Figura 31), terceiro (Figura 32), quarto (Figura 33) e quinto (Figura 34) momento temporal.

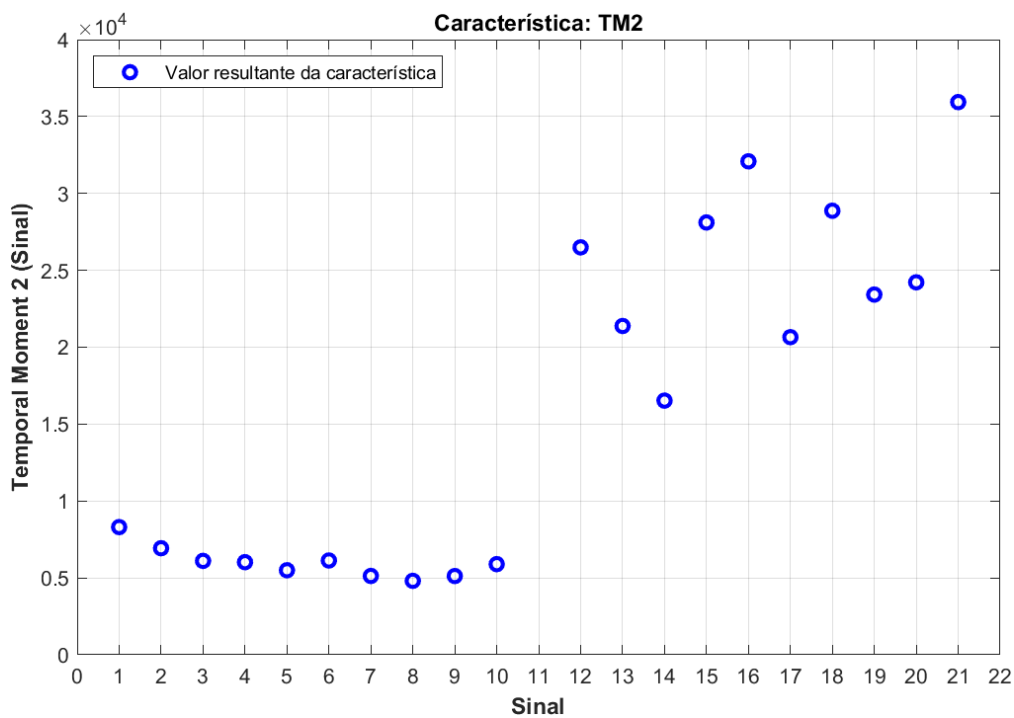
O sinal 21 referente a um registro de contração muscular apresentou uma amplitude extremamente crescente após o segundo momento temporal, porém, mesmo com o motivo desconhecido esse detalhe não tem impacto na eficiência da característica, visto que quanto maior é a distância entre os dois grupos, mais fácil se torna diferenciá-los.

Figura 30 - Gráfico apresentando os resultados da característica TM1



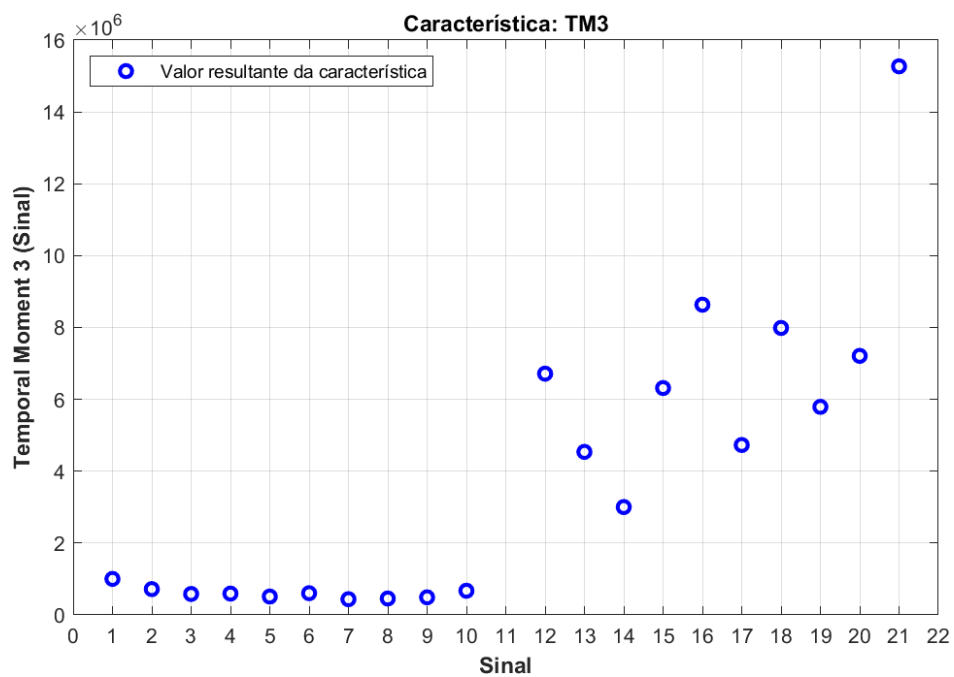
Fonte: Autoria própria.

Figura 31 - Gráfico apresentando os resultados da característica TM2



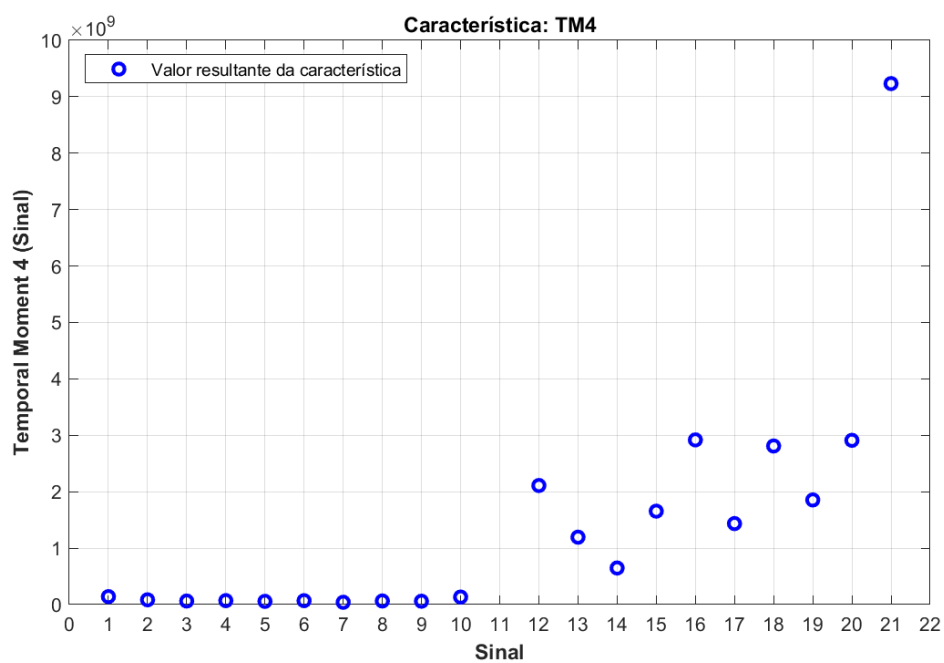
Fonte: Autoria própria.

Figura 32 - Gráfico apresentando os resultados da característica TM3



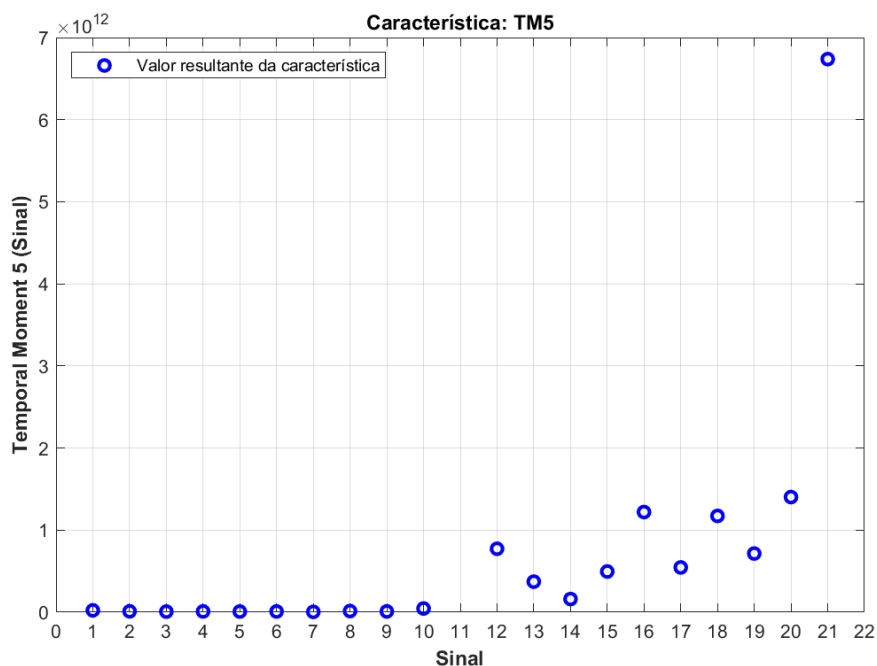
Fonte: Autoria própria.

Figura 33 - Gráfico apresentando os resultados da característica TM4



Fonte: Autoria própria.

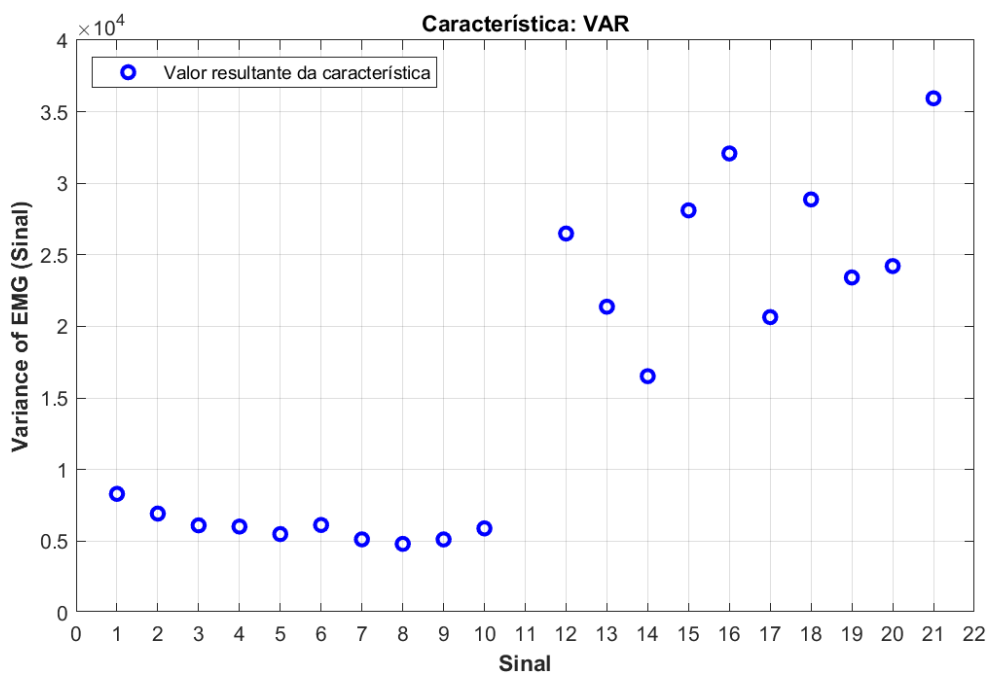
Figura 34 - Gráfico apresentando os resultados da característica TM5



Fonte: Autoria própria.

A característica VAR (Figura 35) demonstrou um ótimo desempenho, onde verifica-se que todas as amostras no estado relaxado estão abaixo do valor 1 na sua amplitude, possibilitando ser usada como um limiar para distinguir se ocorre a contração ou não pela densidade de potência.

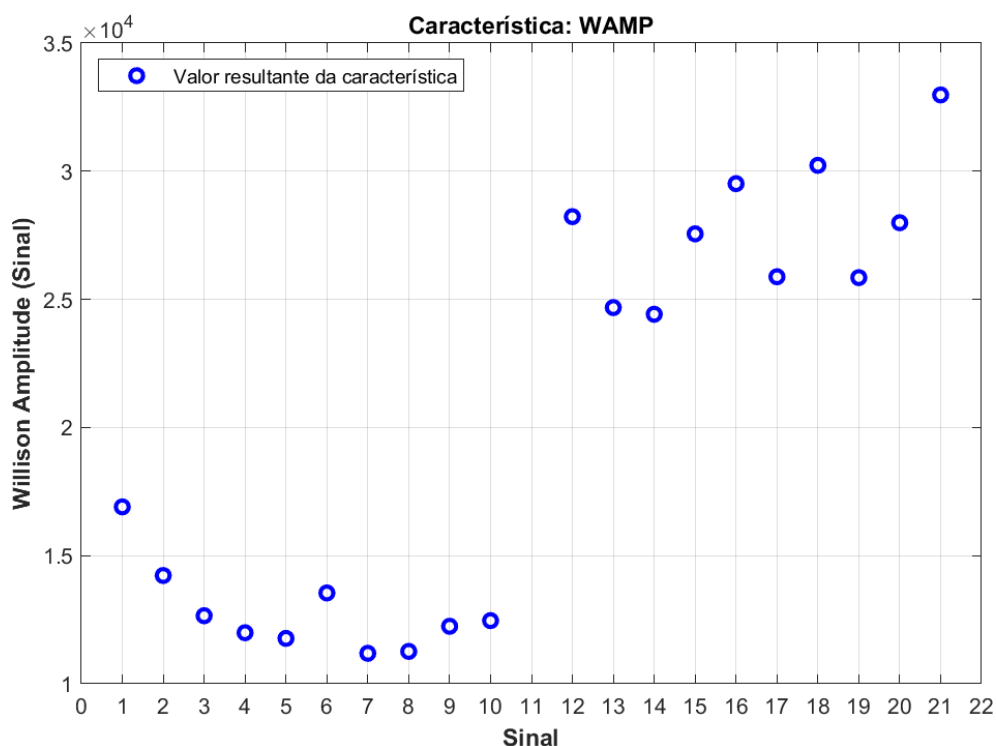
Figura 35 - Gráfico apresentando os resultados da característica VAR



Fonte: Autoria própria.

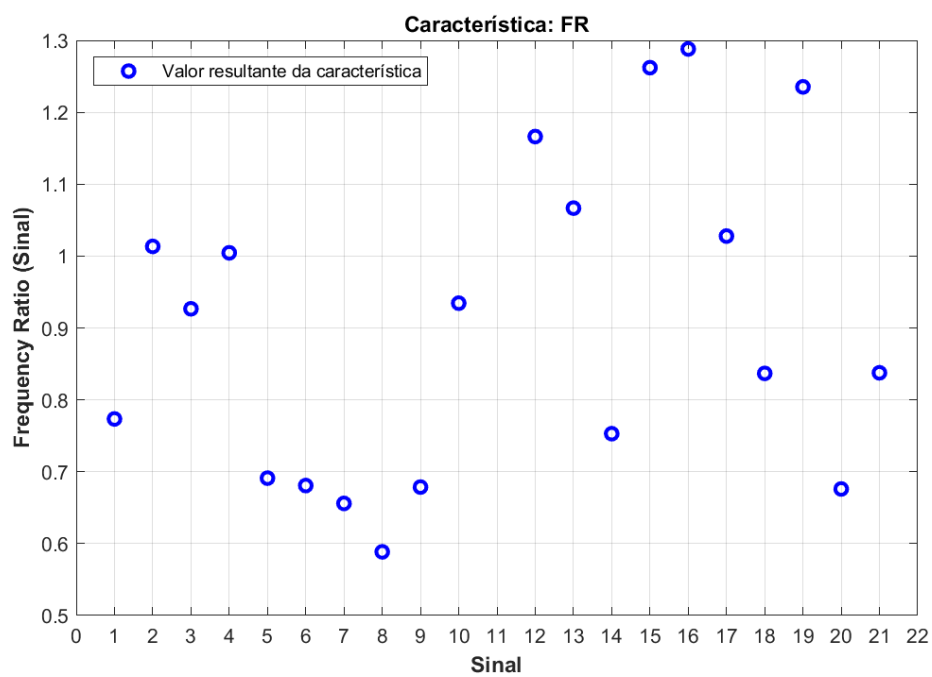
A característica WAMP (Figura 36) apresentou um intervalo entre os grupos dos sinais registrados superior a $0,5 \times 10^4$ na amplitude, mostrando eficiência em diferenciar os estados pelo conceito de indicador do ponto de disparo dos potenciais de ação de unidade motora.

Figura 36 - Gráfico apresentando os resultados da característica WAMP



Fonte: Autoria própria.

A característica FR (Figura 37) mostrou inconsistência nos seus valores, não possibilitando encontrar amplitudes de referência entre os estados em que o músculo está relaxado ou em contração. Não obtendo um bom desempenho para o presente trabalho.

Figura 37 - Gráfico apresentando os resultados da característica FR

Fonte: Autoria própria.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A realização deste presente trabalho possibilitou analisar o sinal eletromiográfico, e observar algumas de suas características de forma individual, permitindo avaliar sua eficiência e desempenho para os valores obtidos na aquisição de dados.

As características LOG, MAV, RMS, SSI, TM1, TM2, TM3, TM4, TM5, VAR e WAMP apresentaram um ótimo desempenho para os sinais EMG registrados, possibilitando um valor de limiar amplo, tornando possível distinguir quando ocorre a contração muscular.

A respeito do RF infelizmente o mesmo mostrou inconsistência em seu resultado. Várias revisões no seu processamento foram realizadas para descobrir o motivo de sua ineficiência para os valores da aquisição, porém os mesmos valores se mantiveram.

Em uma percepção pessoal, a maior dificuldade na realização desse trabalho foi o processo de aquisição. A padronização dos movimentos de contração durante o registro do sinal EMG com o tempo cronometrado, é algo que exige muita paciência, sendo necessário ser repetido inúmeras vezes. Mas realizar esse procedimento com um planejamento detalhado de cada passo a ser executado, otimizou o processo, facilitando a tarefa de captação dos sinais.

Por fim, entre as várias etapas realizadas, uma em especial merece ser abordada. Para coleta de dados, devido a pandemia referente ao vírus COVID-19, os números de voluntários foram limitados apenas a uma pessoa, motivo pelo qual não foi possível uma amostragem maior. Assim, para trabalhos futuros em um momento onde seja mais seguro para todos, o número de pessoas com sinal captado deve ser expandido, aumentando a exatidão e precisão dos resultados.

6.1 PROPOSTA DE TRABALHOS FUTUROS

- Expandir o número de voluntários para a captação do sinal EMG.
- Comparar os sinais EMG registrados com bancos de dados existentes.
- Realizar um estudo da utilização de redes neurais para classificação e comparação dos sinais EMG.

REFERÊNCIAS

ANDRADE, Adriano de O. **Metodologia para Classificação de sinais EMG no Controle de Membros Artificiais**, 2000. Trabalho de Mestrado (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2000.

ARDUINO.CC. **Canaltech**, 2015. O que é Arduino. Página inicial. Disponível em: <https://canaltech.com.br/>. Acesso em: 26 de mar. de 2021.

BASMAJIAN, J.V.; DE LUCA, C.J. **Muscle alive: their function revealed by electromyography**. 5th edn. Williams & Wilkins, Baltimore, 1985.

BECHELI, Marcelo Haddad. **Módulo de eletromiografia**. 2017. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Elétrica) – Universidade Estadual de Londrina, Londrina, 2017. Disponível em: http://www.uel.br/ctu/deel/TCC/TCC2017_MarceloHaddadBecheli.pdf. Acesso em 30 out. 2019.

CHAPMAN, S. J. **Programação em MATLAB para Engenheiros**. São Paulo: Pioneira Thomson Learning, 2003.

DA SILVA, Ricardo Costa. **Eletromiografia de superfície: função neuromuscular e reprodutibilidade do método. Uma nova revisão**. 2010. Trabalho de Conclusão de Curso (Licenciatura em Educação Física) – Universidade do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, 2010.

FAVIEIRO, Gabriela Winkler. **Controle de uma prótese experimental do segmento mão-braço por sinais mioelétricos e redes neurais artificiais**. 2009. Trabalho de Diplomação – Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, 2009.

FERREIRA, Elcio Levi Costa. **Análise da interferência de ruídos e artefatos no processo de aquisição e processamento digital de um sinal biológico**. 2007. Dissertação (Mestrado em Engenharia Biomédica) – Universidade do Vale do Paraíba. São Jose dos Campos, 2007.

FORTI, Fabiana. **Análise do sinal eletromiográfico em diferentes posicionamentos, tipos de eletrodos, ângulos articulares e intensidades de contração**. 2005. Dissertação (Mestrado em Fisioterapia) – Universidade Metodista de Piracicaba, Piracicaba, 2005.

FREITAS, Melissa La Banca. **Análise de características do sinal emg para auxílio em processos de classificação de padrões**. 2018. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Eletrônica) – Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Ponta Grossa, 2018.

GABARRA, Leticia Macedo; CREPALDI, Maria Aparecida. **Aspectos psicológicos da cirurgia de amputação**. Aletheia, [s. l.], n. 30, p. 59-72, jul./dez. 2009. Disponível em: <http://pepsic.bvsalud.org/pdf/aletheia/n30/n30a06.pdf>. Acesso em: 30 out. 2019.

HALL, John Edward; GUYTON, Arthur C. **Guyton & Hall tratado de fisiologia médica**. 12. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2011.

JUNIOR, Ari Magagnin. **Ambiente para aquisição e processamento de sinal eletromiográfico de superfície**. 2015. Dissertação (Mestrado em Engenharia Biomédica) – Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Curitiba, 2015.

KENDALL, Fp. **Músculos: Provas e Funções**. 5.Ed. – Barueri, São Paulo: Manole, 2007.

MT TECHNOLOGY CO., LTD. **Aliexpress**, 2020. Sensor de sinal muscular emg. Página inicial. Disponível em: <https://aliexpress.com/>. Acesso em: 11 de ago. de 2020.

OSKOEI, M. A & HU, H. (2008). **Support Vector Machine based Classification Scheme for Myoelectric Control Applied to Upper Limb**. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 55, No.8, pp. 1956-1965, ISSN 0018-9294. Pioneira Thomson Learning, 2003.

PORTNEY, L.G; ROY, SH. Eletromiografia e testes de velocidade de condução nervosa. *In*: O'SULLIVAN, S. B.; SCHMITZ, T. J. **Fisioterapia avaliação e tratamento**. 4. ed. São Paulo: Manole, 2004.

ROCHA, Adson Ferreira da. CARVALHO, João Luiz de. BERGER, Francisco Assis de Oliveira. **Processamento de sinais biológicos**. [S. l. : s. n., 20--?]. Disponível em: <http://www.ene.unb.br/joaoluiz/pdf/adson-psb-capitulo.pdf>. Acesso em: 30 out. 2019.

TUKER, K.S. **Electromyography: some methodological problems and Issues**. *Phyther*, v.73, n.10,1993.

APÊNDICE A – Código do MATLAB: Pré-Processamento do sinal EMG

```

A = xlsread('Sinal_EMG.xlsx'); %Planilha com todos sinais organizados.
[dados, texto, resto] = xlsread('Dados_matlab.xlsx');
N = length(A);
tempo = zeros(1,length(A));
sinal = zeros(1,length(A));

for z = 1:1:N %Seleciona o sinal a ser analisado.

    if(z<=N)

tempo(z) = A(z,1);
sinal(z) = A(z,3); %Comecei em 3 e termina em 23.
z = z + 1;

    end

end

figure
plot (tempo, (4.9E-3)*sinal, 'Linewidth', 1.1);
title('\bfSinal EMG - Dominio do Tempo');
xlabel('\bfTempo(ms)');
ylabel('\bfAmplitude(volt)');
xlim([0 650])
ylim([0 6])
grid on;

% Transformada de fourier
x = sinal;
Fs = 2000; %Usando o teorema de Nyquist, como nossa frequência máxima tem
o valor de 1000 Hz usando a Fs = 2000.

N = length(x); % variável N recebe o tamanho do vetor
x %
k = 0:N-1; % k é um vetor que vai de zero até N
menos 1
T = N/Fs; % Vetor de tempo N dividido pela
frequência de amostragem
freq = k/T;
X = fftn(x)/N; % X recebe a FFT normalizada do vetor x
sobre N
cutOff = ceil(N/2); % cutOff ajusta o eixo X
X = X(1:cutOff);

plot(freq(1:cutOff),abs(X), 'Linewidth', 1.5); % Plota a
transformada de Fourier e o valor de X em módulo
title('\bfSinal EMG - Dominio da Frequência - Bíceps (Relaxado)');
xlabel('\bfFrequency (Hz)');
ylabel('\bfAmplitude (volt)');
grid on;

```

APÊNDICE B – Código do MATLAB: Processamento do sinal EMG

```

close all; clc;

% -----  %%% FILTRAGEM %%% -----

lpFilt = designfilt('lowpassiir','FilterOrder',ordem_LP, ...
    'PassbandFrequency',480,'PassbandRipple',0.2, ...
    'SampleRate',2000);
% fvtool(lpFilt);

sinal_lp = filtfilt(lpFilt,sinal);
% figure;
% subplot(2,1,1);
% plot(sinal_lp);
% subplot(2,1,2);
% plot(sinal);

% PASSA ALTA !!PARA QUANDO PRECISAR!! - para frequências abaixo de 10 Hz
% quando possui muito ruído na captação devido a movimentação do voluntário.
%hpFilt = designfilt('highpassiir','FilterOrder',8, ...
%    'PassbandFrequency',10,'PassbandRipple',0.2, ...
%    'SampleRate',2000);
% fvtool(hpFilt);
%
% sinal_lp_hp = filtfilt(lpFilt,sinal_lp);
%
% figure;
% subplot(3,1,1);
% plot(sinal_lp_hp);
%
% subplot(3,1,2);
% plot(sinal_lp);
%
% subplot(3,1,3);
% plot(sinal);

sinal_lp_hp = sinal_lp;

%REJEITA FAIXA
bsFilt = designfilt('bandstopiir','FilterOrder',ordem_BS, ...
    'HalfPowerFrequency1',59,'HalfPowerFrequency2',61, ...
    'SampleRate',2000);
% fvtool(bsFilt)

sinal_lp_hp_bs = filtfilt(bsFilt,sinal_lp_hp);
% Plot do sinal filtrado no domínio do tempo.
figure;
plot(sinal_lp_hp_bs);
title('\bfFiltered lp+hp+bs')
xlabel('\bfTime(ms)');

% Transformada de Fourier

x = sinal_lp_hp_bs;
Fs = 2000;

N = length(x); % variável N recebe o tamanho do vetor
x

```

```

k = 0:N-1; % k é um vetor que vai de zero até N
menos 1
T = N/Fs; % Vetor de tempo N dividido pela
frequência de amostragem
freq = k/T;
X = fftn(x)/N; % X recebe a FFT normalizada do vetor x
sobre N
cutOff = ceil(N/2); % cutOff ajusta o eixo X
X = X(1:cutOff);

figure();
subplot(2,1,1)
plot(freq(1:cutOff),abs(X), 'Linewidth', 1.5); % Plota a
transformada de Fourier e o valor de X em módulo
title('\bfSinal EMG Filtrado - Domínio da Frequência');
xlabel('\bfFrequency (Hz)');
ylabel('\bfAmplitude (volt)');
grid on;

% ----- %%%% APLICAÇÃO DAS CARACTERISTICAS %%%% -----

s = sinal_lp_hp_bs;
s_f = 0;
for z = 1:1:length(s)
    if(z<=length(s))

        s_f = s_f + log10(abs(s(z)));

    end
end
LOG = exp(s_f/length(s));
% _____

%MAV ( Mean Absolute Value)
s_f = 0;
for z = 1:1:length(s)
    if(z<= length(s))

        s_f = s_f + abs(s(z));

    end
end
MAV = s_f/(length(s));
% _____

%RMS (Root mean square)
s_f = 0;
for z = 1:1:length(s)
    if(z<length(s))

        s_f = s_f + (s(z))^2;

    end
end
RMS = sqrt(s_f/(length(s)));
% _____

%SSI (Simple Square Integral)

```



```

s_f = 0;
for z = 1:1:length(s)
    if(z<=length(s))

        s_f = s_f + (s(z))^2;

    end
end
SSI = s_f;
%


---


% TM (Temporal Moment)
s_f = 0;
s_f1 = 0; s_f2 = 0; s_f3 = 0; s_f4 = 0; s_f5 = 0;
for z = 1:1:length(s)
    if(z<=length(s))

        %TM1
        s_f1 = s_f1 + abs(s(z));

        %TM2
        s_f2 = s_f2 + (s(z)^2);

        %TM3
        s_f3 = s_f3 + abs((s(z))^3);

        %TM4
        s_f4 = s_f4 + (s(z))^4;

        %TM5
        s_f5 = s_f5 + abs((s(z))^5);

    end
end

TM1 = s_f1/length(s);
TM2 = s_f2/(length(s)-1);
TM3 = s_f3/length(s);
TM4 = s_f4/length(s);
TM5 = s_f5/length(s);
clear('s_f1','s_f2','s_f3','s_f3','s_f4','s_f5');
%


---


%VAR (Variance of EMG)
s_f = 0;
for z =1:1:length(s)
    if(z<=length(s))
        s_f = s_f + (s(z)^2);
    end
end
VAR = s_f/(length(s) -1 );
%


---


%WAMP (Willison Aplitude)
s_f = 0;
for z = 1:1:(length(s) -1 )
    if(z <= (length(s) - 1))

        s_f = s_f + abs(s(z) - s(z+1));
    end
end

```

```

        end
    end
    WAMP = s_f;
    clear ('s_f','z');
    % -----

    %%%% DOMÍNIO DA FREQUENCIA %%%%

    s_fft = X;
    f = freq(1:cutOff);

    %Calculo de ULC
    aux = 0;
    z = 0;
    valor_final = 0;
    for z=1:1:length(f)
        if(aux <= 20)
            aux = f(z);
            valor_final = z;
        end
    end
    ULC = valor_final;
    clear('aux','z','valor_final');

    %Calculo de LLC
    aux = 0;
    z = 0;
    valor_final = 0;
    for z=1:1:length(f)
        if(aux<=220)
            aux = f(z);
            valor_final = z;
        end
    end
    LLC = valor_final;
    clear('aux','z','valor_final');

    %Calculo de LHC
    LHC = LLC+1; %LLC É O LIMITE INFERIOR, ASSIM O LIMITE SUPERIOR É A PROXIMA
    AMOSTRA.

    %Calculo de UHC
    z = 0;
    aux = 0;
    valor_final = 0;
    for z = 1:1:length(f)
        if(aux<=450)
            aux = f(z);
            valor_final = z;
        end
    end
    UHC = valor_final;
    clear('aux','z','valor_final');

    %APOS ENCONTRAR OS LIMITES DE FREQUÊNCIA QUE DESEJAMOS, APLICAMOS NA
    %EQUAÇÃO PRINCIPAL DE Frequency Ratio (FR).

```

```
%NUMERADOR DA EQUAÇÃO
```

```
pjn=0;
z = 0;
for z = LLC:-1:ULC
    if(z>=ULC)
        pjn = pjn + (abs(s_fft(z)))^2;

    end
end
```

```
%DENOMINADOR
```

```
pjd = 0;
for z = LHC:1:UHC
    if(z<=UHC)
        pjd = pjd + (abs(s_fft(z)))^2;
    end
end
clear ('z');
```

```
%VALOR DE FR
```

```
FR = pjn/pjd;
```

```
%% ORGANIZAÇÃO DOS DADOS
```

```
clc;
caracteristicas_EMG = [LOG MAV RMS SSI TM1 TM2 TM3 TM4 TM5 VAR WAMP FR];
xlswrite('signal_data',caracteristicas_EMG,'caracteristicas','A1')
```