

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA
LABORATÓRIO DE ENGENHARIA BIOMÉDICA

**UTILIZAÇÃO DA ANÁLISE DISCRIMINANTE LINEAR PARA CRIAR UM
MODELO LINEAR DE ENVELHECIMENTO NA EXECUÇÃO DE TAREFAS
MOTORAS POR MEIO DE SENSORES INERCIAIS POSICIONADOS NA
MÃO E NO ANTEBRAÇO**

VERONICA DE LIMA GONÇALVES

Orientador: Adriano Alves Pereira

Uberlândia-MG

2023

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA
LABORATÓRIO DE ENGENHARIA BIOMÉDICA

Tese de doutorado apresentado ao programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Uberlândia, como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutora em Ciências.

Área de concentração: Processamento da Informação

Uberlândia-MG

2023

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
Sistema de Bibliotecas da UFU, MG, Brasil.

G635u
2023 Gonçalves, Veronica de Lima
 Utilização da análise discriminante linear para criar um modelo
 linear de envelhecimento na execução de tarefas motoras por meio de
 sensores inerciais posicionados na mão e no antebraço [recurso
 eletrônico] / Veronica de Lima Gonçalves. - 2023.

 Orientador: Adriano Alves Pereira.
 Tese (Doutorado) - Universidade Federal de Uberlândia, Programa
 de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica.
 Modo de acesso: Internet.
 Disponível em: <http://doi.org/10.14393/ufu.te.2023.8079>
 Inclui bibliografia.

 1. Engenharia Elétrica. I. Pereira, Adriano Alves, , (Orient.). II.
 Universidade Federal de Uberlândia. Programa de Pós-Graduação em
 Engenharia Elétrica. III. Título.

CDU: 621.3

André Carlos Francisco
Bibliotecário - CRB-6/3408

VERONICA DE LIMA GONÇALVES

**UTILIZAÇÃO DA ANÁLISE DISCRIMINANTE LINEAR PARA CRIAR UM
MODELO LINEAR DE ENVELHECIMENTO NA EXECUÇÃO DE TAREFAS
MOTORAS POR MEIO DE SENSORES INERCIAIS POSICIONADOS NA
MÃO E NO ANTEBRAÇO**

**Tese de Doutorado apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica da
Universidade Federal de Uberlândia como parte dos requisitos necessários para a
obtenção do título de Doutora em Ciências.**

Comissão examinadora:

Prof. Dr. Adriano Alves Pereira (Orientador – UFU)

Prof. Dr. Guilherme Bernardino da Cunha (Examinador – UFSM)

Prof. Dr. Daniel Antônio Furtado (Examinador – UFU)

Prof. Dr. Adriano de Oliveira Andrade (Examinador – UFU)

Prof. Dr. Luciene Chagas de Oliveira (CCO Tecnologia Bancária)

Uberlândia-MG

2023



UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
 Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica
 Av. João Naves de Ávila, 2121, Bloco 3N - Bairro Santa Mônica, Uberlândia-MG, CEP 38400-902 Telefone:
 (34) 3239-4707 - www.posgrad.feelt.ufu.br - copel@ufu.br



ATA DE DEFESA - PÓS-GRADUAÇÃO

Programa de Pós-Graduação em:	Engenharia Elétrica				
Defesa de:	Tese de Doutorado, 328, PPGEELT				
Data:	Oito de dezembro de dois mil e vinte e três	Hora de início:	08:00	Hora de encerramento:	10:45
Matrícula do Discente:	11913EEL007				
Nome do Discente:	Veronica de Lima Gonçalves				
Título do Trabalho:	Utilização da análise discriminante linear para criar um modelo linear de envelhecimento na execução de tarefas motoras por meio de sensores inerciais posicionados na mão e no antebraço.				
Área de concentração:	Processamento da Informação				
Linha de pesquisa:	Processamento Digital de Sinais e Redes de Comunicação				
Projeto de Pesquisa de vinculação:	Coordenador do projeto: Adriano Alves Pereira. Título do projeto: Caracterização da rigidez em pessoas com a doença de Parkinson por meio de uma órtese de punho. Agência financiadora: CNPQ. Número do processo na agência financiadora: 309525/2021-7. Vigência do projeto: 28/02/2026.				

Reuniu-se por meio de videoconferência, a Banca Examinadora, designada pelo Colegiado do Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, assim composta:

Professores Doutores: Adriano de Oliveira Andrade (UFU), Daniel Antônio Furtado (UFU), Guilherme Bernardino da Cunha (UFSM), Luciene Chagas de Oliveira (CCO Tecnologia Bancária) e Adriano Alves Pereira (UFU) orientador da candidata.

Iniciando os trabalhos o presidente da mesa, Dr. Adriano Alves Pereira, apresentou a Comissão Examinadora e a candidata, agradeceu a presença do público, e concedeu à discente a palavra para a exposição do seu trabalho. A duração da apresentação da discente e o tempo de arguição e resposta foram conforme as normas do Programa.

A seguir o senhor presidente concedeu a palavra, pela ordem sucessivamente, aos examinadores, que passaram a arguir a candidata. Ul mada a arguição, que se desenvolveu dentro dos termos regimentais, a Banca, em sessão secreta, atribuiu o resultado final, considerando a candidata: Aprovada

Esta defesa faz parte dos requisitos necessários à obtenção do tulo de Doutor.

O competente diploma será expedido após cumprimento dos demais requisitos, conforme as normas do Programa, a legislação per nente e a regulamentação interna da UFU.

Nada mais havendo a tratar foram encerrados os trabalhos. Foi lavrada a presente ata que após lida e achada conforme, foi assinada pela Banca Examinadora.



Documento assinado eletronicamente por **Adriano Alves Pereira, Professor(a) do Magistério Superior**, em 08/12/2023, às 11:24, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Guilherme Bernardino da Cunha, Usuário Externo**, em 08/12/2023, às 11:24, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Daniel Antônio Furtado, Professor(a) do Magistério Superior**, em 08/12/2023, às 11:24, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Adriano de Oliveira Andrade, Professor(a) do Magistério Superior**, em 08/12/2023, às 13:39, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Luciene Chagas de Oliveira, Usuário Externo**, em 08/12/2023, às 15:17, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://www.sei.ufu.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **4984915** e o código CRC **C140926C**.

AGRADECIMENTOS

À Deus pela sabedoria e à espiritualidade que se fizeram e fazem presente em todos os momentos da minha vida, pela força e tranquilidade nos momentos de fraqueza e dificuldades.

À minha família, em especial meus pais, Ronan e Lazara, que sempre me apoiaram e estiveram presentes em todos os momentos da minha vida, me fortalecendo e dando força para superar todos os obstáculos. Ao meu irmão João Carlos e minha cunhada Nathália Rodrigues por todo apoio e motivação ao longo de toda minha jornada.

Ao meu marido Hugo Oliveira, por toda compreensão, carinho, paciência, ajuda e incentivo, por todo apoio ao longo de toda essa jornada, sempre estando ao meu lado em todos os momentos.

À Universidade Federal de Uberlândia (UFU), à Faculdade de Engenharia Elétrica, ao curso de Pós-Graduação em Engenharia Biomédica (PPGEB), ao Laboratório de Pesquisa do Núcleo de Inovação e Avaliação Tecnológica em Saúde (NIATS), pelo apoio e a disponibilização dos recursos necessários para a realização desta pesquisa.

Ao meu orientador Prof. Dr Adriano Alves Pereira, por todos os ensinamentos, pela paciência, pelo carinho e atenção durante toda a realização deste trabalho. Agradeço por depositar em mim confiança na realização de nossos trabalhos.

À Maria José Ferreira Zaruz, pelo auxílio e disponibilidade dos dados, os quais foram feitos de forma impecável para que esse e outros trabalhos fossem concluídos com sucesso.

Aos voluntários que se dispuseram a contribuir com a ciência, possibilitando a conclusão de diversos trabalhos extremamente importantes para a sociedade.

“A persistência é o menor caminho do
êxito”.

(Charles Chaplin)

RESUMO

O envelhecimento da população tem como uma das características a perda de massa muscular e óssea, o que agrava a possibilidade do surgimento de patologias neuromusculares. De modo a auxiliar na compreensão das alterações neuromusculares com o envelhecimento, tem-se a caracterização das habilidades motoras com a utilização de sensores inerciais, acelerômetro, giroscópio, magnetômetro e eletromiografia. Neste estudo o objetivo foi verificar diferença significativa entre os grupos de jovens e idosos por meio de movimentos manuais e se a combinação de características pode produzir uma correlação linear com as diferentes faixas etárias. **Método:** Participaram da pesquisa 99 indivíduos, divididos em 8 grupos e agrupados por faixa etária. A coleta de dados foi realizada por meio de sensores inerciais posicionados no dorso da mão e no dorso do antebraço). Inicialmente os participantes foram divididos nos grupos de jovens e idosos para verificar se as características conseguiriam discriminar os grupos, posteriormente as características foram combinadas utilizando a Análise Discriminante Linear (LDA), dando origem a uma única característica chamada *LDA-value*, para verificar a correlação entre as diferentes faixas etárias e o *LDA-value*. **Resultados:** Os resultados mostraram que 125 características conseguiram discriminar diferença entre os grupos de jovens e idosos. A utilização do *LDA-value* permitiu a obtenção de um modelo linear das alterações que acontecem com o envelhecimento na realização das tarefas com o avanço da idade, a correlação obtida, utilizando o coeficiente de Pearson foi de 0.86.

Conclusão: Quando comparamos somente os grupos de jovens e idosos, os resultados indicaram que há diferença na forma de execução das tarefas entre jovens e idosos. Quando foram analisados os 8 grupos, a correlação linear obtida foi forte, sendo o *LDA-value* eficaz na obtenção de uma correlação linear dos oito grupos, demonstrando que apesar das características isoladamente não demonstrarem alterações gradativas em função da idade, a combinação destas evidenciaram as alterações.

Palavras-chave: Envelhecimento humano, sensores inerciais, análise discriminante linear

ABSTRACT

One of the characteristics of the aging of the population is the loss of muscle and bone mass, which worsens the possibility of the emergence of neuromuscular pathologies. In order to help understand neuromuscular changes with aging, motor skills are characterized using inertial sensors, accelerometers, gyroscopes, magnetometers and electromyography. In this study, the objective was to verify a significant difference between the groups of young and elderly people through manual movements and whether the combination of characteristics can produce a linear correlation with the different age groups. **Method:** 99 individuals participated in the research, divided into 8 groups and grouped by age group. Data collection was carried out using inertial sensors positioned on the back of the hand and the back of the forearm). Initially the participants were divided into groups of young and old to check whether the characteristics could discriminate the groups, later the characteristics were combined using Linear Discriminant Analysis (LDA), giving rise to a single characteristic called LDA-value, to verify the correlation between different age groups and the LDA-value. **Results:** The results showed that 125 characteristics were able to discriminate differences between the young and elderly groups. The use of the LDA-value allowed obtaining a linear model of the changes that occur with aging in the performance of tasks with advancing age, the correlation obtained using the Pearson coefficient was 0.86. **Conclusion:** When we compared only the groups of young people and elderly people, the results indicated that there is a difference in the way tasks are performed between young people and elderly people. When the 8 groups were analyzed, the linear correlation obtained was strong, with the LDA-value being effective in obtaining a linear correlation of the eight groups, demonstrating that although the characteristics alone did not demonstrate gradual changes depending on age, the combination of these highlighted the changes.

Keywords: Human aging, inertial sensors, linear discriminant analysis

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Pirâmide etária do Mundo. Na cor azul representa a população em 2002 que configura um formato triangular. Na cor laranja representa a população em 2025 com uma estrutura piramidal com estrutura cilíndrica.....	22
Figura 2 – Pirâmide etária do Brasil. A Figura (A) representa a população em 2000 que configura um formato triangular e a Figura (B) representa a população em 2025 com uma estrutura piramidal com estrutura cilíndrica.....	22
Figura 3 - Fluxograma da realização do trabalho.....	35
Figura 4 – Hardware TREMSEN: (A) Equipamento Biomédico; (B) 1 - cabo USB; 2 - Bateria EMG; 3 - Sensores Inerciais; 4 - Eletrodos EMG de superfície.....	37
Figura 5 – Posicionamento dos sensores inerciais.....	37
Figura 6 - Processo de redução bidimensional.....	46
Figura 7 –Diferença significativa por características e tipos de características.....	53
Figura 8–Diferença significativa por tarefas, IMU, sensores e tipos de sensores.....	54
Figura 9– Diferença significativa por características e tipos de características LDA- <i>value</i>	56
Figura 10 – Diferença significativa por tarefas, IMU, sensores e tipos de sensores LDA- <i>value</i>	76
Figura 11 – Gráfico do LDA- <i>value</i> versus idade.....	58

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Amostra dos Grupos.....	36
Tabela 2 – Características relacionadas a amplitude.....	40
Tabela 3 – Características relacionadas a frequência.....	41
Tabela 4 – Características relacionadas a entropia.....	42
Tabela 5 – Características relacionadas a variabilidade.....	43
Tabela 6 – Características relacionadas com a forma da distribuição de frequência das características do sinal.....	44
Tabela 7 – Características gerais dos grupos jovens e idosos.....	45
Tabela 8 – Tarefas, sensores e características que mostraram diferença significativa entre os grupos de jovens e idosos da Tarefa A.....	50
Tabela 9 – Tarefas, sensores e características que mostraram diferença significativa entre os grupos de jovens e idosos da Tarefa B.	51
Tabela 10 – Tarefas, sensores e características que mostraram diferença significativa entre os grupos de jovens e idosos da Tarefa C.	52
Tabela 11 – Características relevantes para o cálculo do LDA- <i>value</i> da Tarefa A.	55
Tabela 12 – Características relevantes para o cálculo do LDA- <i>value</i> da Tarefa B.....	55
Tabela 13 – Características relevantes para o cálculo do LDA- <i>value</i> da Tarefa C.....	56
Tabela 14 – Resultados do teste Kruskal-Wallis na comparação entre os 8 grupos.	58

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

A1	Acelerômetro 1
A2	Acelerômetro 2
ApEn	Entropia Aproximada
DP	Desvio padrão
DT	Arvores de decisão
EMG	Eletromiografia
FMEAN	Frequência média
FPEAK	Frequência de pico
F50	Frequência mediana F50
F80	Frequência mediana F80
<i>FuzzyEn</i>	Entropia <i>Fuzzy</i>
G1	Giroscópio 1
G2	Giroscópio 2
G1	Grupo de indivíduos com faixa etária entre 20 e 29 anos
G2	Grupo de indivíduos com faixa etária entre 30 e 39 anos
G3	Grupo de indivíduos com faixa etária entre 40 e 49 anos
G4	Grupo de indivíduos com faixa etária entre 50 e 59 anos
G5	Grupo de indivíduos com faixa etária entre 60 e 69 anos
G6	Grupo de indivíduos com faixa etária entre 70 e 79 anos
G7	Grupo de indivíduos com faixa etária entre 80 e 89 anos
G8	Grupo de indivíduos com faixa etária entre 90 e 99 anos
IA	Inteligência artificial
INPI	Instituto Nacional da Propriedade Industria
IMUs	Unidades de medição inercial
IMU1	Unidade de Medição Inercial 1 (localizado na região do terço distal do antebraço da mão dominante)
IMU2	Unidade de Medição Inercial 2 (localizado no dorso da mão dominante)
IntA	Intervalo Interquartil
KNN	K-vizinhos mais próximos
LDA	Análise Discriminante Linear
M1	Magnetômetro 1

M2	Magnetômetro 2
MAV	Valor médio absoluto
MAVFD	Primeira diferença da MAV
MAVSD	Segunda diferença da MAV
MEMS	Micro eletromecânicos
ML	<i>Machine Learning</i>
NIATS	Núcleo de Inovação e Avaliação de Tecnologias em Saúde
OMS	Organização Mundial da Saúde
PEAK	Valor de pico
RMS	Valor quadrático médio
TREMSSEN	<i>Precise Tremor Sensing Technology</i>
TA	Tarefa A (repouso com membro superior dominante)
TB	Tarefa B (movimento de pinça polpa a polpa)
TC	Tarefa C (movimento de supinação/pronação)
UFU	Universidade Federal de Uberlândia
SVM	Máquina de vetor de suporte
VAR	Variância
ZC	Cruzamento por zero

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1	14
INTRODUÇÃO	14
1.1 Motivação.....	14
1.2 Relevância da Tese.....	17
1.3 Objetivos	18
1.4 Objetivos Específicos.....	18
1.5 Hipótese.....	19
1.6 Produções durante o doutorado	19
1.6.1 Trabalhos técnicos.....	19
CAPÍTULO 2	21
FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	21
2.1 Envelhecimento Populacional	21
2.2 Características biológicas do envelhecimento humano	22
2.3 Habilidades motoras	24
2.4 Utilização das habilidades motoras	26
2.5 Variabilidade das habilidades motoras.....	27
2.6 Sensores Inerciais.....	29
2.7 Aprendizagem de máquina.....	30
2.8 Análise Discriminante Linear.....	32
2.8.1 Justificativa para utilização da Análise Discriminante Linear	32
CAPÍTULO 3	35
MÉTODOS	35
3. 1 Aspectos éticos.....	35
3. 2 Participantes	36
3. 3 Coleta de dados	36
3. 4 Processamento de Sinais	38
3. 5 Extração das Características.....	39
3.6 Classificação entre os grupos de jovens e idosos.....	45
3.7 Redução das características.....	45
3.8 Análise do LDA- <i>value</i>	46
3.9 Análise de Dados.....	48
CAPÍTULO 4	50
RESULTADOS	50
4.1 Comparação entre jovens e idosos	50

4.2 LDA- <i>value</i>	54
CAPÍTULO 5	59
DISCUSSÃO.....	59
5.1 Processo do envelhecimento	59
5.2 Análise dos sensores.....	60
5.3 Discriminação entre jovens e idosos	62
5.3 Tarefas utilizadas	63
5.4 LDA- <i>value</i>	64
CAPÍTULO 6	65
CONCLUSÃO	65
REFERÊNCIA	66

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

Este capítulo foi dedicado a contextualizar o problema proposto, abordando a motivação para a realização desta pesquisa, a relevância desta tese, o objetivo geral e específicos do trabalho, além da hipótese e as produções realizadas durante o período do doutorado.

1.1 Motivação

Segundo a Organização Mundial da Saúde (OMS), idoso é todo indivíduo com 60 anos ou mais, porém, quanto à formulação de políticas públicas, esse limite pode variar segundo as condições de cada país (WHO, 2015). O mesmo entendimento está presente na Política Nacional do Idoso instituída pela Lei Federal 8.842, de 1994, e no Estatuto do Idoso Lei 10.741, de 2003.

O envelhecimento da população é o fenômeno demográfico dominante no século XXI. Este envelhecimento se deve ao declínio da fertilidade, o aumento da longevidade e a melhoria das condições de saúde e nutrição, fazendo com que a parcela de idosos aumente em todo o mundo (BLOOM; LUCA, 2016). O envelhecimento reduz de forma gradativa as funções cognitivas e tais deficiências têm implicações no desempenho do sistema muscular e neural (OLIVEIRA et al., 2018).

Durante o processo de envelhecimento ocorrem várias mudanças, como por exemplo o declínio das funções cognitivas e do desempenho do sistema muscular e neural, essas mudanças tornam o idoso mais susceptível a doenças e a morte (OLIVEIRA et al., 2018). O envelhecimento é uma etapa comum em todos os seres vivos, mas as manifestações do avanço da idade variam de indivíduo para indivíduo (HARMAN, 1981).

O processo do envelhecimento leva a alterações inevitáveis no desempenho motor que podem ser observadas em decorrência do funcionamento inadequado do sistema sensorial, muscular e nervoso. O sistema neuromuscular é um dos mais afetados durante o processo do envelhecimento. Embora muitos fatores contribuam para os efeitos

fisiopatológicos do envelhecimento, um evento importante parece estar relacionado ao comprometimento da integridade do sistema neuromuscular, que conecta o cérebro e os músculos esqueléticos por meio das junções neuromusculares. Estas junções neuromusculares sofrem graves alterações funcionais, morfológicas e moleculares durante o envelhecimento e, em última instância, degeneram. O efeito desse declínio é uma diminuição inevitável da massa e força do músculo esquelético, uma condição geralmente conhecida como sarcopenia (DOBROWOLNY et al., 2021).

O envelhecimento humano foi definido como um processo dinâmico e adaptativo aos danos externos e internos ao longo da vida. As consequências sistêmicas do envelhecimento são generalizadas, mas podem ser agrupadas em quatro domínios: mudança na composição corporal, o equilíbrio entre a disponibilidade de energia e a demanda de energia, as redes de sinalização que mantêm a homeostase e a neurodegeneração (COLLOCA et al., 2020). Todos esses fatores influenciam o próprio envelhecimento, de forma dinâmica e paralela, para que possam ser considerados não apenas como consequência do envelhecimento, mas também como parte integrante do processo de envelhecimento.

O desempenho de tarefas motoras pode ser prejudicado durante o envelhecimento humano, principalmente no processamento de informações, deteriorando o desempenho de algumas atividades (TEIXEIRA, 2006). Com o aumento da expectativa de vida da população, estudos vêm sendo realizados para detectar as alterações das habilidades motoras decorrentes do envelhecimento, possibilitando uma melhora na qualidade de vida dos idosos (ZARUZ, 2016).

O impacto do envelhecimento nos movimentos finos e precisos não é bem compreendido. Porém, vários estudos indicam que as mudanças fisiológicas e biológicas relacionadas ao envelhecimento, afetam o desempenho funcional, tanto dos membros inferiores quanto superiores, e conseqüentemente motor do ser humano (LIN et al., 2021).

Segundo a revisão realizada (FROLOV et al., 2020), os membros superiores representam a parte mais ativa do sistema motor humano, com isso a degradação do seu funcionamento com a idade é a mais proeminente. Muitos estudos relatam dificuldades na realização de tarefas motoras complexas relacionadas ao déficit de coordenação dos movimentos das mãos, capacidade de controlar a força, executar ações sequenciais, aprender novas habilidades motoras (PAPEGAAIJ et al., 2014).

Nesse sentido, a utilização de sensores posicionados nas mãos para a obtenção de medidas objetivas, são de grande interesse. De modo a auxiliar na compreensão e caracterização das disfunções e limitações que ocorrem devido as alterações neuromusculares relacionadas ao avanço da idade, estudos têm sugerido ferramentas para a utilização de medidas objetivas. Assim, vários tipos de sensores vêm sendo utilizados na caracterização das habilidades motoras, dentre eles destacam-se os sensores inerciais (acelerômetro, giroscópio e magnetômetro), que tem sido amplamente empregado devido ao seu tamanho, baixo custo e a facilidade de uso (KYRITSIS et al., 2021; MANSUR et al., 2007; MENG et al., 2021). O baixo custo permite que os sensores inerciais sejam facilmente adquiridos e o tamanho e facilidade de uso permitem que os sensores inerciais sejam montados e posicionados em diferentes partes do corpo humano (PERES et al., 2021).

De modo a auxiliar na compreensão das alterações neuromusculares com o envelhecimento, estudos têm sugerido ferramentas para caracterizar as disfunções e limitações de acordo com o avanço da idade. A caracterização das habilidades motoras com a utilização de sensores inerciais, acelerômetro, giroscópio, magnetômetro e eletromiografia estão sendo estudados por vários pesquisadores (CURY, 2011; KYRITSIS et al., 2021; MANSUR et al., 2007; ZARUZ, 2016), com o objetivo de identificar tremor fisiológico (CURY, 2011b), avaliaram o movimento partindo do prato até a boca de indivíduos com a Doença de Parkinson durante a alimentação (KYRITSIS et al., 2021), tarefas motoras de antebraço e mão (ZARUZ, 2016) e em lesões neurológicas. A execução de tarefas fora ou dentro dos padrões de normalidade pode estar relacionada a desordens neuro motoras (ZARUZ, 2016).

Á partir dos sinais dos sensores inerciais, podem ser extraídas informações, por meio de parâmetros, que podem ser analisados e processados. Um método que vem sendo bastante utilizado para a análise e processamento dos sinais é a *Machine Learning* (ML), os parâmetros extraídos dos sensores inerciais são utilizados como entrada do classificador. A ML é um poderoso método de apoio na investigação e previsão das alterações motoras com base nas informações extraídas dos sinais biomédicos por sensores inerciais (GOECKS et al., 2020).

Porém, em muitas pesquisas, o número de dados dos sinais pode possuir muitas dimensões, uma quantidade de dimensões muito grande pode prejudicar o desempenho do algoritmo de ML. Assim, seria necessário otimizar a dimensão dos dados para

melhorar o desempenho do algoritmo de ML. Existem duas abordagens principais para este fim, a primeira é a redução de dimensionalidade, a segunda abordagem é combinar os atributos, tentando manter a variabilidade dos dados (GOECKS et al., 2020). Neste sentido, a análise discriminante linear (LDA) é uma ferramenta utilizada em estatística e ML para encontrar a combinação linear de características e redução de dimensionalidade (KOTSIANTIS, 2007; THARWAT et al., 2017).

Neste sentido, este estudo busca investigar quais parâmetros conseguem mostrar diferença significativa que ocorrem entre os grupos de diferentes faixas etárias por meio de movimentos manuais compostos por três diferentes tarefas motoras, características tradicionais e sensores inerciais posicionados na mão e antebraço. Assim, outra abordagem adotada foi a utilização uma técnica baseada no LDA para verificar se existe uma combinação das características tradicionais que produzam uma correlação linear entre o valor LDA e o envelhecimento, baseado no trabalho de (CAVALHEIRO et al., 2009). Espera-se que este estudo contribua como uma ferramenta de previsão de alterações da função manual.

1.2 Relevância da Tese

Estima-se que em 2050 22% da população mundial será composta por idosos (ESTEBESARI et al., 2020). Com base nas projeções da Organização Mundial de Saúde, a população mundial com 60 anos ou mais deverá totalizar 2 milhões de pessoas em 2050, mais do dobro em 2015 (ZAPPAROLI; MARIANO; PAULESU, 2022). O processo de envelhecimento humano é complexo e as consequência em relação as alterações biológicas ocasionadas pelo avanço da idade requer atenção do poder público.

Por este motivo, a tomada de decisões dos profissionais da saúde deve possuir um embasamento na literatura tendo como ferramenta de apoio, para que tenha um diagnóstico preciso e precoce, com um tratamento eficaz e com um aumento da qualidade de vida destes indevidos.

A abordagem utilizada nesta tese selecionou um algoritmo de classificação para detectar a discriminação dos grupos adultos e idosos. Além disso, a utilização de uma ampla variedade de parâmetros (três tarefas distintas, sensores inerciais posicionados em diferentes partes do membro superior dominante, diversas características extraídas pelos

sensores inerciais, oito grupos com diferentes idades entre os participantes), foi extremamente relevante para os achados deste estudo.

Com isso, este estudo possui contribuição na área clínica auxiliando no entendimento do processo de envelhecimento, uma vez que o uso de técnicas que avalia quantitativamente o movimento, combinado com algoritmos de *machine learning* que investiga, prevê e detecta as alterações motoras com o avanço da idade, oferecendo uma qualidade de vida aos indivíduos idosos, além de apoiar a equipe assistencial nas tomadas de decisões.

1.3 Objetivos

O objetivo principal deste trabalho é verificar se há mudança da variabilidade entre os grupos jovens e idosos por meio de movimentos manuais por meio de três tarefas motoras e sensores inerciais posicionados na mão e antebraço. E outra abordagem adotado foi a utilização de uma técnica baseada no LDA para verificar se existe uma combinação das características tradicionais que produzam uma correlação linear entre o valor LDA e o envelhecimento.

1.4 Objetivos Específicos

Para atingir o objetivo geral deste trabalho, os seguintes objetivos específicos foram definidos:

- i. Levantar os conceitos relacionados ao envelhecimento humano principalmente as que se referem às perdas funcionais do sistema neuromuscular;
- ii. Definir métodos e técnicas de processamento de sinais e de extração das características dos sinais coletados;
- iii. Extrair características dos sinais;
- iv. Avaliar e comparar as correlações obtidas entre os grupos jovens e idosos;
- v. Utilizar uma ferramenta de análise discriminante linear (LDA);

- vi. Verificar a existência de correlação entre os sinais coletados e a faixa etária dos indivíduos;
- vii. Avaliar estatisticamente a diferença entre os grupos.

1.5 Hipótese

A partir do estudo em questão a seguinte hipótese ou resposta antecipada foi elaborada:

Os dados advindos de sensores inerciais juntamente com a aplicação da ferramenta de análise de discriminante linear são capazes de identificar uma correlação significativa entre as atividades motoras e as faixas etárias dos grupos jovens e idosos.

1.6 Produções durante o doutorado

1.6.1 Trabalhos técnicos

1. Adriano Alves Pereira; ANDRADE, A. O.; CABRAL, A. M.; LIMA BARRETO, C.G.; SOUZA, D. B.; LELIS SILVA, G.; GUIMARAES, J. F. V.; ARAUJO, L. A. S.; REIS NOBREGA, Ligia; MENDES, L. C.; BRANDAO, M. R.; MILAGRE, S. T.; **GONCALVES, V. L.**; MORALES, V. H. F.; LIMA, V. C. Nota Técnica COVID-19: DIAGNÓSTICO, TRATAMENTO E INTERVENÇÃO FARMACOLÓGICA. 2020.

1.6.2 Artigos completos publicados em periódicos

1. DE OLIVEIRA ANDRADE, ADRIANO; SOARES, ADEILSON BARBOSA DE ANDRADE PALIS, ANGÉLICA; CABRAL, ARIANA MOURA; BARRETO, CASSIANA GABRIELA LIMA; DE SOUZA, DANIEL BALDOINO; DE PAULA SILVA, FERNANDA; SANTOS, FERNANDO PASQUINI; SILVA, GABRIELLA LELIS; GUIMARÃES, JOSÉ FLÁVIO VIANA; DE ARAÚJO, LAUREANE ALMEIDA SANTIAGO; NÓBREGA, LÍGIA REIS; MENDES, LUANNE CARDOSO; LUIZ, LUIZA MAIRE DAVID; BRANDÃO, MARIANA RIBEIRO; MILAGRE, SELMA TEREZINHA; **DE LIMA GONÇALVES, VERÔNICA**; DE FREITAS MORALES, VICTOR HUGO; DA CONCEIÇÃO LIMA, VIVIANE; PEREIRA, ADRIANO ALVES. On the use of telemedicine in the context of COVID-19: legal aspects and a systematic review of technology. RESEARCH ON BIOMEDICAL ENGINEERING, v. 19, p. PMC7954684, 2021.

2. PEREIRA, ADRIANO ALVES; DE OLIVEIRA ANDRADE, ADRIANO; DE ANDRADE PALIS, ANGÉLICA; CABRAL, ARIANA MOURA; BARRETO, CASSIANA GABRIELA LIMA; DE SOUZA, DANIEL BALDOINO; DE PAULA SILVA, FERNANDA; SANTOS, FERNANDO PASQUINI; SILVA, GABRIELLA LELIS; GUIMARÃES, JOSÉ FLÁVIO VIANA; DE ARAÚJO, LAUREANE

ALMEIDA SANTIAGO; NÓBREGA, LÍGIA REIS; MENDES, LUANNE CARDOSO; BRANDÃO, MARIANA RIBEIRO; MILAGRE, SELMA TEREZINHA; **DE LIMA GONÇALVES, VERÔNICA**; DE FREITAS MORALES, VICTOR HUGO; DA CONCEIÇÃO LIMA, VIVIANE. Non-pharmacological treatments for COVID-19: current status and consensus. RESEARCH ON BIOMEDICAL ENGINEERING, v. 16, p. PMC7809889, 2021.

3. MILAGRE, SELMA TEREZINHA; PEREIRA, ADRIANO ALVES; DE OLIVEIRA ANDRADE, ADRIANO; DE ANDRADE PALIS, ANGÉLICA; CABRAL, ARIANA MOURA; BARRETO, CASSIANA GABRIELA LIMA; DE SOUZA, DANIEL BALDOINO; DE PAULA SILVA, FERNANDA; SANTOS, FERNANDO PASQUINI; SILVA, GABRIELLA LELIS ; GUIMARÃES, JOSÉ FLÁVIO VIANA; DE ARAÚJO, LAUREANE ALMEIDA SANTIAGO; NÓBREGA, LÍGIA REIS; MENDES, LUANNE CARDOSO; BRANDÃO, MARIANA RIBEIRO; **DE LIMA GONÇALVES, VERÔNICA**; DE FREITAS MORALES, VICTOR HUGO; DA CONCEIÇÃO LIMA, VIVIANE. Effectiveness and quality analysis of methods in studies for the treatment of COVID-19. RESEARCH ON BIOMEDICAL ENGINEERING, v. 13, p. PMC7969148, 2021.

4. **de Lima Gonçalves, V.**, Ribeiro, C.T., Cavalheiro, G.L. *et al.* A hybrid linear discriminant analysis and genetic algorithm to create a linear model of aging when performing motor tasks through inertial sensors positioned on the hand and forearm. *BioMed Eng OnLine* **22**, 98 (2023).

CAPÍTULO 2

FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este capítulo apresenta os fundamentos teóricos necessários para entendimento do assunto abordado. Para tanto, foi realizada uma revisão da literatura incluindo desde o processo de envelhecimento populacional e suas características biológicas até o processamento de sinais.

2.1 Envelhecimento Populacional

O mundo está passando por uma mudança radical em sua estrutura etária populacional. A população possui uma expectativa de vida elevada, e a proporção de idosos na população total está se expandindo rapidamente. Entre 2005 e 2050, a proporção da população com 60 anos ou mais aumentará em todos os países do mundo (BLOOM; LUCA, 2016).

A composição etária de um país, ou seja, a proporção do número de crianças, adultos jovens, adultos de meia-idade e idosos em qualquer país é um elemento importante a ser levado em consideração pelos formuladores de políticas. O envelhecimento da população refere-se a um declínio na proporção de crianças e jovens e um aumento na proporção de pessoas com 60 anos ou mais. Se em 2002 a composição da estrutura piramidal configurava de modo triangular, à medida que as populações envelhecem a estrutura piramidal será substituída por uma estrutura cilíndrica em 2025 (Figura 1 e Figura 2) (WHO, 2015).

Uma redução nas taxas de fertilidade e um aumento da longevidade irão assegurar o contínuo “agrisalhamento” da população mundial. Observam-se quedas abruptas nas taxas de fertilidade em todo o mundo e estima-se que, até 2025, 20 países terão alcançado taxas de fertilidade total abaixo do nível de reposição (média de fertilidade de 2,5 crianças por mulher). O rápido envelhecimento nos países em desenvolvimento é acompanhado

por mudanças dramáticas nas estruturas e nos papéis da família, assim como nos padrões de trabalho e na migração (WHO, 2005).

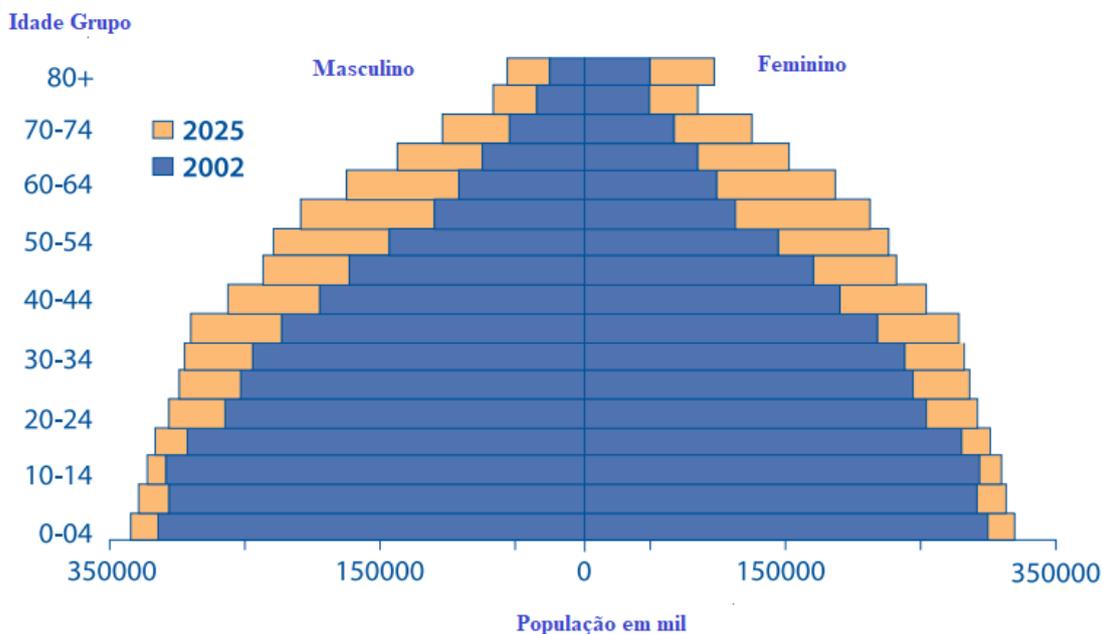


Figura 1 – Pirâmide etária do Mundo. A cor azul representa a população em 2002 que configura um formato triangular. A cor laranja representa a população em 2025 com uma estrutura piramidal com estrutura cilíndrica. FONTE: Traduzido (WHO, 2015).

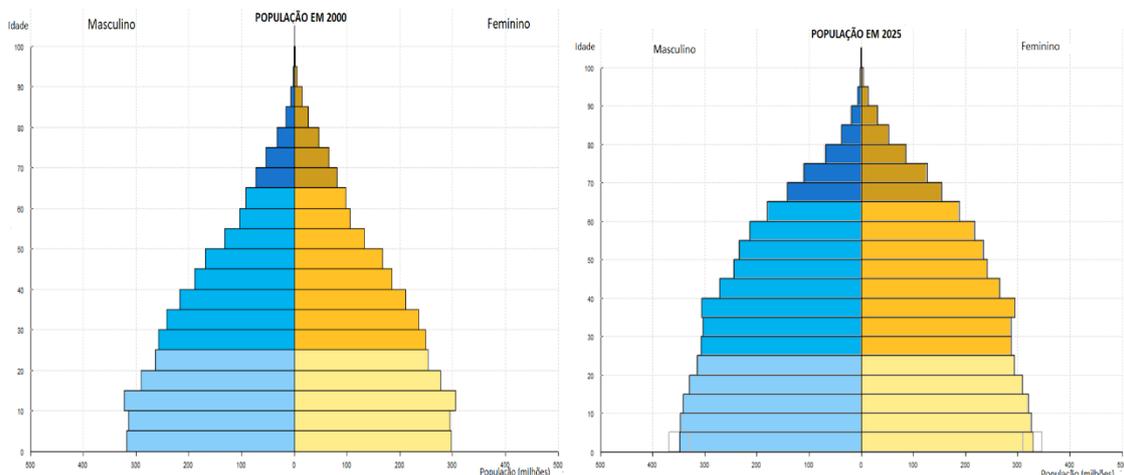


Figura 2 – Pirâmide etária do Brasil. A Figura (A) representa a população em 2000 que configura um formato triangular e a Figura (B) representa a população em 2025 com uma estrutura piramidal com estrutura cilíndrica. FONTE: (NATIONS, 2019).

2.2 Características biológicas do envelhecimento humano

O envelhecimento é um processo irreversível, podendo ser de forma variada de indivíduo para indivíduo. As alterações do sistema neuromuscular mais conhecida são a

sarcopenia e a osteopenia, caracterizadas respectivamente, pela perda de massa muscular e redução da força da musculatura restante e da perda de massa óssea (PICOLI; FIGUEIREDO; PATRIZZI, 2011).

O processo de envelhecimento é constituído e influenciado por mudanças complexas e não lineares. Envolvendo aspectos biológicos, fisiológicos e psicossociais, não dizendo respeito somente à idade do indivíduo. A fase do ciclo vital em que a pessoa se encontra, dos 60 aos 79 é denominada de velhice.

O envelhecimento pode ser definido como:

“O envelhecimento se refere à deterioração sequencial no tempo, que ocorre na maioria dos animais, incluindo enfraquecimento, aumento da suscetibilidade a doenças e a condições ambientais adversas, perda da mobilidade e da agilidade, e alterações fisiológicas relacionadas a idade. O envelhecimento é geralmente associado a redução da capacidade reprodutiva” (GOLDSMITH, 2017).

O envelhecimento é um processo multifatorial que provoca alterações na qualidade dos músculos esqueléticos e leva à redução de sua força. A atrofia muscular e o comprometimento funcional afetam o estado geral de saúde dos idosos, induzindo perdas pessoais significativas (AMARAL et al., 2014).

Em média, os idosos andam mais devagar, têm menos força muscular, possuem memória reduzida e têm uma certa lentidão em responder tarefas cognitivas aceleradas em relação aos adultos mais jovens. O funcionamento físico e cognitivo são ambos indicadores do envelhecimento biológico. Existem evidências que sugerem que as deficiências físicas e cognitivas estão interligadas (FALCK et al., 2019).

O processo de envelhecimento é muitas vezes caracterizado por uma perda de resposta adaptativa aos desafios da vida e uma vulnerabilidade crescente a patologias (ou seja, doenças associadas ao envelhecimento) e limitações funcionais (CLOUSTON et al., 2013).

O envelhecimento do sistema neuromotor sofre mudanças estruturais e funcionais que induzem ajustes na saída motora. No estudo de Papegaaij et al. (2014), são descritos os diferentes domínios de mudanças relacionadas à idade no sistema neuromotor que controla as tarefas posturais e manuais. As alterações estruturais referem-se a uma degeneração quantitativa e qualitativa da substância cinzenta e branca e dos nervos

periféricos, enquanto as alterações funcionais referem-se a modificações na forma como essas estruturas operam durante uma tarefa motora. As mudanças funcionais podem ser negativas (uma deterioração funcional) ou positivas (uma compensação pela deterioração funcional). A extensão em que a compensação consegue restaurar a função acabará por determinar a magnitude das mudanças comportamentais, medidas como a mudança no desempenho em uma tarefa motora.

Para adultos mais velhos, muitos estudos descobriram que a degeneração da fisiologia neuromuscular associada ao envelhecimento não apenas resulta em diminuição da massa muscular, força e feedback de percepção, mas também afeta ainda mais o desempenho funcional. Portanto, muitos estudos avaliaram a força de preensão máxima e a usaram como um indicador para triagem e predição de fragilidade, doença, sarcopenia e incapacidade e mortalidade associadas em idosos (LIN et al., 2021).

As alterações nas unidades motoras relacionadas com a idade têm um efeito profundo tanto na capacidade de geração de força máxima, como no controlo da força e, conseqüentemente, no desempenho da tarefa. As alterações associadas à idade nas flutuações de força contribuem para a redução da capacidade dos idosos de realizar atividades da vida diária, incluindo equilíbrio, mobilidade e manipulação de objetos (PETHICK; TAYLOR; HARRIDGE, 2022).

Diante das alterações biológicas no processo de envelhecimento, é importante a utilização de ferramentas para avaliar e auxiliar no entendimento das mudanças gradativas das habilidades motoras com o intuito de detectar, acompanhar ou prevenir certas patologias.

2.3 Habilidades motoras

As habilidades motoras desempenham um papel crucial em todas as fases da vida, como caminhar e agarrar, ou habilidades específicas, como martelar, lançar uma bola ou dirigir um carro, sendo uma habilidade organizada e coordenada com uma sequência de movimentos voluntários do corpo, cabeça, direcionado para um resultado desejado. A medição das habilidades motoras é um dos aspectos fundamentais para avaliar o desempenho humano (VOELCKER-REHAGE, 2008).

As habilidades motoras podem ser distinguidas pela sua estrutura, complexidade e o nível de dificuldade, bem como o nível de familiaridade. Esses critérios de classificação podem ter consequências para suposições sobre a magnitude de plasticidade do desempenho motor (VOELCKER-REHAGE, 2008).

De acordo com Poulton (1957), as habilidades motoras podem ser distinguidas por habilidades abertas (ajustar ou regular um ambiente contendo objetos que têm qualidades espaciais e/ou temporais) e habilidades fechadas (habilidades cujo desempenho pode ser planejado com antecedência sem expectativa de mudanças ambientais ou pode ser feito para se adequar ao ambiente previsto com antecedência).

Segundo Schmidt (1999), as habilidades motoras podem ser diferenciadas em: habilidades discretas (que têm um início e fim distintos), habilidades contínuas (que não têm início ou fim; elas exigem repetição de padrões de movimento) e habilidades seriais (que requerem várias etapas ou uma série de movimentos para completar a tarefa).

Gonzalez et al. (2019), dividiram as habilidades motoras em grossas e finas. As habilidades motoras grossas referem-se a habilidades que envolvem grandes movimentos musculares – movimentos totais do corpo e/ou múltiplos membros, como sentar-se, engatinhar, caminhar ou correr de forma independente. As habilidades motoras finas envolvem o uso de músculos menores, geralmente envolve a manipulação de ferramentas, como agarrar, manipular objetos ou desenhar.

Com relação à complexidade das habilidades motoras, elas podem ser definidas como complexas e simples. As tarefas motoras complexas não podem ser dominadas em uma única sessão, e se refere à porção de subsistemas ou habilidades envolvidas. A aprendizagem de habilidades motoras pode ser especialmente influenciada por pré-condições como resistência, força ou outras habilidades motoras, como postura. Por exemplo, aprender salto em altura é influenciado principalmente pela força e aprendizagem de habilidades motoras finas por coordenação dos olhos e da mão. Pode-se concluir que quanto maior o nível de complexidade, maior a dificuldade da tarefa. O termo nível de dificuldade de uma tarefa também é definido pelo tempo necessário para aprender a tarefa (VOELCKER-REHAGE, 2008). O nível de familiaridade em relação as habilidades motoras variam de conhecido e/ou não conhecido.

A utilização de tarefas motoras durante a avaliação clínica tem sido bastante utilizada, de forma a detectar, acompanhar ou prevenir certas patologias (DAI; LIN; LUETH, 2015).

2.4 Utilização das habilidades motoras

Ao longo da vida, as mãos passam por muitas mudanças anatômicas e fisiológicas, onde fatores intrínsecos e extrínsecos contribuem para alterações relacionadas à idade. Devido ao avanço da idade, a massa muscular e a força diminuem, especialmente após os sessenta anos de idade. Outras mudanças relacionadas à idade incluem diminuição da capacidade de manter forças estáveis, aumento no tempo necessário para manipular pequenos objetos e uma clara diminuição na força de pinçamento dos dedos. Com o aumento da idade, ocorre um declínio da coordenação do movimento da mão que pode levar a uma capacidade prejudicada de realizar atividades cotidianas (KALISCH et al., 2006).

As habilidades motoras finas da mão são importantes em muitas atividades diárias, como abotoar uma camisa, destrancar portas ou selecionar moedas de uma carteira. Se essas habilidades se deteriorarem, isso pode dar origem a uma grande variedade de obstáculos menores e/ou maiores na vida diária. Os efeitos do envelhecimento têm recebido muita atenção por seu impacto na cognição, seja no contexto do envelhecimento normal ou na demência (HOOGENDAM et al., 2014).

De acordo com Carmeli et al. (2003), a função da mão diminui com a idade em homens e mulheres, especialmente após os 65 anos. Alterações anatômicas e fisiológicas estão presentes no envelhecimento da mão. São consideradas as mudanças relacionadas à idade nos padrões de preensão (força de preensão e pinça) e destreza manual na população idosa. A deterioração da função da mão em idosos é uma combinação de alterações estruturais locais (articulações, músculos, tendões, ossos, nervos e receptores, suprimento sanguíneo, pele e unhas) e alterações mais distantes no controle neural. Estas alterações relacionadas com a idade são frequentemente acompanhadas por condições patológicas subjacentes (osteoporose, osteoartrite, artrite reumática e doença de Parkinson) que são comuns na população idosa.

Incel et al. (2009), realizaram um estudo para documentar o comprometimento das funções manuais em idosos e quantificar as correlações entre a função do músculo da mão e a atividade restrição na faixa etária geriátrica por meio de preensão e pinça. Neste estudo foi possível observar que a força de preensão apresentou valores estatisticamente significantes menores quando comparados com os valores médios de adultos jovens e que

estudos suportam a hipótese de que a função músculo-mão se correlaciona com a dependência funcional em idosos.

Segundo Skrzek et al. (2005), as diversas e multifacetadas alterações fisiológicas são marcadas por uma deterioração gradual da função em adultos idosos. Um componente significativo do processo de envelhecimento é um declínio na coordenação motora, levando a problemas na marcha, aumento do risco de queda e, eventualmente, falta de independência. Os efeitos do envelhecimento também podem prejudicar movimentos musculares menores, como os realizados pela mão, levando a sérios problemas na realização até mesmo das atividades mais básicas da vida diária. A função da mão pode ser prejudicada pela perda degenerativa de massa muscular esquelética (sarcopenia), causando um declínio tanto na força quanto na resistência.

Liu et al. (2017), relatam que a literatura sugere que a função da mão em idosos adultos é influenciada por três fatores: geração de força (força muscular); necessidade de força (controle de força); e força consistência (estabilidade), e que tanto os dados transversais quanto os longitudinais indicam que a função da mão diminui com a idade.

Segundo Frolov et al. (2020), os membros superiores representam a parte mais ativa do sistema motor humano, com isso a degradação do seu funcionamento com a idade é a mais proeminente. Este estudo relatou dificuldades na realização de tarefas motoras complexas relacionadas ao déficit de coordenação dos movimentos das mãos, capacidade de controlar a força, executar ações sequenciais e aprender novas habilidades motoras.

Com base na importância da manipulação da mão nas atividades da vida diária, a deterioração da função da mão devido a vários fatores reduz a qualidade e a independência de vida da população geriátrica (INCEL et al., 2009; LIU et al., 2017; SKRZEK et al., 2015). Portanto, a função da mão tem o potencial para servir como um marcador alternativo de incapacidade em atividades da vida diária para idosos, além da limitação de mobilidade (LIU et al., 2017).

2.5 Variabilidade das habilidades motoras

A análise de variabilidade pode ser definida como a avaliação abrangente do grau e caráter dos padrões de variação ao longo de intervalos de tempo. Essa análise encontrou aplicações em diversos campos de pesquisa, desde previsão do tempo, análise de rede, monitoramento de processos e medicina (BRAVI; LONGTIN; SEELY, 2011). A descrição de meios para caracterizar e diferenciar sinais biológicos, ou sequências de

dados no tempo produzidos por sistemas biológicos, é chamada de “análise de variabilidade” (SEELY; MACKLEM, 2004).

A abordagem de análise de variabilidade tem sido aplicada para a predição de mortalidade após infarto agudo do miocárdio, detecção de apneia do sono, avaliação da atividade do sistema nervoso autônomo e avaliação dos ritmos circadianos que regulam o corpo. Em particular, há um interesse crescente na aplicação do monitoramento da variabilidade para melhorar os resultados clínicos (BRAVI; LONGTIN; SEELY, 2011).

As séries temporais fisiológicas são notavelmente complexas, com isso a análise de variabilidade foi dividida em duas categorias: Transformações e Características.

As transformações são definidas como uma função que mapeia as amostras de um conjunto de dados de um conjunto de valores para outro (BRAVI; LONGTIN; SEELY, 2011). O princípio subjacente às transformações é reorganizar os dados de forma a permitir a extração de recursos adicionais, que de outra forma seriam difíceis de detectar.

As transformações podem ser divididas em dois conjuntos (BRAVI; LONGTIN; SEELY, 2011):

- transformações quantitativas - em que todas as técnicas pertencentes a este conjunto fazem uso de modelos matemáticos específicos para remodelar uma série temporal;
- transformações qualitativas - cujo objetivo é quantizar o conjunto de dados, sem impor modelos particulares às séries temporais.

A análise da variabilidade por características é um termo comumente usado no processamento de sinais para identificar uma informação específica (característica) que pode ser extraída da informação potencialmente disponível no sinal. O objetivo da análise de variabilidade é extrair uma série de características dos dados e, se necessário (e possível, dada a quantidade e a qualidade dos dados) rastrear sua evolução temporal. As características não são independentes das transformações: em muitos casos, é necessário aplicar uma transformação aos dados antes da extração de características, pois isso permite a extração de características ocultas ou inacessíveis. Por exemplo, a transformada de Fourier é uma transformação, e dela pode-se extrair várias características como a potência total do sinal (BRAVI; LONGTIN; SEELY, 2011; SEELY; MACKLEM, 2004).

A análise da variabilidade por características visa uma classificação mais específica em vários domínios, como o domínio do tempo, o domínio da frequência, o domínio da entropia e o domínio invariante de escala (SEELY; MACKLEM, 2004).

De acordo com Harbourne e Stergiou (2009), a definição de variabilidade ocorre em formas comportamentais, biológicas e estatísticas. A variabilidade comportamental descreve as diferenças no comportamento observado quando uma entidade é colocada exatamente na mesma situação. A variabilidade biológica é definida como o poder possuído por organismos vivos, tanto animais quanto vegetais, de se adaptarem a modificações ou mudanças em seu ambiente, possivelmente dando origem a variações finais de estrutura ou função. A variabilidade estatística refere-se a medidas de centralidade em torno de uma média e inclui medidas como o desvio padrão, a faixa de valores possíveis e a variância.

Uma das características mais comuns do movimento humano é a sua variabilidade (STERGIOU; DECKER, 2011). A variabilidade do movimento humano engloba as variações normais que ocorrem no desempenho motor em várias repetições de uma tarefa ao longo do tempo. A variabilidade é inerente a todos os sistemas biológicos e reflete a variação no espaço e no tempo (STERGIOU; HARBOURNE; CAVANAUGH, 2006).

2.6 Sensores Inerciais

Os sensores inerciais têm sido amplamente utilizados na captura de movimentos, por ser um sistema prático, simples e de fácil acesso. Os sensores inerciais vem sendo utilizados em diversas aplicações, como a robótica móvel, análise de movimentos humanos, quantificação de tremor, entre outros. Os sensores inerciais atualmente estão sendo desenvolvidos com tecnologia micro eletromecânicos (MEMS), como o acelerômetro, giroscópio e o magnetômetro, com o intuito de avaliar os pacientes e acompanhar a progressão das patologias (MAENAKA, 2008; MANSUR et al., 2007). São sistemas utilizados para monitorar variações de movimento, velocidade, angulação e aceleração, sendo baseados a partir de conceitos das leis do movimento de Newton (ZARUZ, 2016).

O acelerômetro é um dispositivo que mede a aceleração translacional resultante das forças agindo sobre ele, sendo possível captar e realizar a detecção dos dados, como aceleração, inclinação, rotação, propriedades do campo gravitacional e até mesmo com o componente em repouso (SARAIVA; MARRANGHELLO, 2013), geralmente quantificado em unidades de medida g ou m/s^2 . O princípio de funcionamento e a movimentação dos sensores depende do tipo de sensor e pode ser medida em qualquer

dos eixos, variando de acordo com a aplicação, os modernos acelerômetros captam os sinais em três eixos ortogonais (x, y e z) (FRADEN, 2010).

O acelerômetro é utilizado para medir a aceleração ou movimento em torno dos eixos x, y e z. Geralmente, os planos x e y são chamados de planos horizontais, e o plano do eixo z é chamado de plano vertical e está relacionado à queda livre, ou seja, é o eixo para cima e para baixo (FRADEN, 2010).

O giroscópio é um dispositivo utilizado para medir a velocidade angular em torno de um referencial (ZARUZ, 2016). A velocidade de rotação de um giroscópio é geralmente expressa na unidade grau por segundo ($^{\circ}/s$) (FRADEN, 2010). Em estudos mais recentes, os giroscópios foram usados para avaliar os ângulos de pronação e abdução palmar do polegar durante o movimento de oposição usando um giroscópio de três eixos (KUROIWA et al., 2018), de forma a entender a angulação do movimento.

O magnetômetro é um dispositivo que mede direção, intensidade e sentido de campos magnéticos, geralmente a unidade de medida é dada em Gauss (FONER, 1959). Os magnetômetros podem ser divididos em dois grupos: escalares e vetoriais. Os magnetômetros escalares medem a intensidade do campo magnético e os magnetômetros vetoriais medem a componente de um campo magnético em uma direção (ZARUZ, 2016). Existem diversos princípios de funcionamento relacionados aos magnetômetros, alguns deles são baseados no Efeito Hall, que converte características do campo magnético em tensão elétrica, e na força de Lorentz, em que transdutores eletrostáticos medem deslocamentos mecânicos e os convertem em medidas de campo magnético (PINTO, 2010).

2.7 Aprendizagem de máquina

Aprendizagem de máquina (do inglês *Machine Learning* – ML) é o nome dado tanto à disciplina acadêmica quanto ao conjunto de técnicas que permitem aos computadores realizar tarefas complexas, e tem sido aplicado em diversas áreas, sobretudo, na medicina. O aprendizado de máquina geralmente é visto como uma subárea da Inteligência Artificial (IA), que utiliza algoritmos que permitem à máquina aprender e classificar padrões de forma segura e rápida (GOECKS et al., 2020).

Os algoritmos de ML podem ser classificados da seguinte forma (GIBBONS et al., 2019):

- (i) aprendizagem supervisionada, que classifica e prevê classes baseados em experiências passadas;
- (ii) aprendizagem não supervisionada ou semi supervisionada, que identifica a estrutura, geralmente *clusters*, entre dados não rotulados.

Na aprendizagem supervisionada refere-se a técnicas nas quais um modelo é treinado em uma variedade de entradas (ou recursos) associadas a um resultado conhecido. Nessa metodologia, existem duas principais categorias, a classificação da aprendizagem supervisionada, na qual os dados de entrada produzem uma saída discreta (qualitativa), ou a abordagem de regressão, que envolve a aquisição cumulativa de dados para produção numérica contínua (quantitativa). Um modelo que produz categorias discretas (às vezes chamadas de classes) é chamado de algoritmo de classificação (MOHSIN ABDULAZEEZ et al., 2020; PINEDA-JARAMILLO, 2019; SIDEY-GIBBONS; SIDEY-GIBBONS, 2019).

Na aprendizagem não supervisionada, não envolve um resultado predefinido, os padrões são procurados por algoritmos sem qualquer intervenção do usuário. As técnicas não supervisionadas são, portanto, exploratórias e usadas para encontrar padrões ou *clusters* indefinidos que ocorrem em conjuntos de dados (LEINER et al., 2019). As técnicas de aprendizagem não supervisionada fazem uso de algoritmos semelhantes usados para agrupamento e redução de dimensão nas estatísticas tradicionais (SIDEY-GIBBONS; SIDEY-GIBBONS, 2019).

O agrupamento de dados também conhecido como *clustering*, é um conjunto de técnicas computacionais que consiste em separar objetos em grupos (*clusters*) baseados nas suas características. Com isso, o principal objetivo do agrupamento refere-se a obtenção de informações sobre os dados, por exemplo, identificação de características e classificação dos dados (WANG; BAI, 2016).

No aprendizado de máquina, os dados resistem ao agrupamento eficaz e devem ser processados usando métodos de redução de dimensionalidade. Alguns métodos podem ser usado para reduzir a dimensionalidade dos dados, como análise discriminante linear (LDA). Esses métodos podem ser agrupados em métodos de aprendizagem supervisionada ou métodos de aprendizagem não supervisionados (PING et al., 2019).

O uso de algoritmos de ML pode auxiliar no entendimento do processo de envelhecimento humano, a partir da classificação dos dados por meio de características entre os grupos de jovens e idosos e por indivíduos com diversas faixas etárias.

2.8 Análise Discriminante Linear

A análise discriminante linear foi proposta por Ronald A. Fisher sendo um critério estatístico que maximiza a separação entre classes e minimiza o espalhamento dentro das classes, cuja técnica ficou conhecida como *Linear Discriminant Analysis* (LDA) (KITANI, 2007).

2.8.1 Justificativa para utilização da Análise Discriminante Linear

Os trabalhos publicados na literatura utilizam várias técnicas de classificação de grupos na avaliação das tarefas motoras ou análise do envelhecimento com o intuito de avaliar o sinal coletado.

(CAVALHEIRO, 2010) realizou um estudo da análise do controle postural medido pelo deslocamento do centro de pressão (COP) em grupos de diversas faixas etárias, utilizando a técnica de análise discriminante linear. No total, 59 indivíduos participaram e foram divididos em grupos de acordo com a suas idades. Esses indivíduos foram divididos em sete grupos de acordo com sua idade. O deslocamento do COP foi coletado para cada sujeito em pé sobre uma plataforma de força. Duas condições experimentais, de 30 segundos cada, foram investigadas: olhos abertos e olhos fechados. E foi possível mostrar que a técnica de LDA pode ser empregada sendo capaz de estimar uma característica única, e possui alta correlação com as idades dos indivíduos. Em particular, o valor LDA mostrou-se um recurso adequado para avaliação de alterações no controle postural que podem estar relacionadas às alterações funcionais que ocorrem com o envelhecimento.

(ALMEIDA et al., 2010) quantificaram as alterações relacionadas à idade no tremor cinético de indivíduos clinicamente saudáveis. Foram analisadas várias características extraídas da atividade de tremor, obtidas a partir de desenhos digitalizados das espirais de Arquimedes. No total, 59 indivíduos participaram dos experimentos. Esses indivíduos foram divididos em sete grupos de acordo com a idade e dois tipos de análise foram realizados. Primeiro, a atividade de tremor de adultos jovens e idosos foi

investigada por meio de características tradicionais comumente usadas na análise de tremor e, em segundo lugar, a análise discriminante linear (LDA) foi empregada para o estudo da correlação entre idade e tremor. Os resultados mostraram diferenças estatísticas significativas entre a atividade cinética do tremor dos grupos de jovens e idosos. Além disso, verificou-se que o LDA permitiu estimar uma característica única, o chamado valor do LDA, que se mostrou linearmente correlacionado com a idade.

(CURY, 2011) utilizou a ferramenta de análise discriminante linear (LDA) para avaliar os sinais coletados de eletromiografia e acelerometria nos movimentos de repouso e em movimento para avaliar o tremor fisiológico com o envelhecimento, com o objetivo de encontrar alguma correlação que demonstrasse as modificações ou alterações dos sinais com o envelhecimento. Foram coletados os dados de 59 indivíduos com faixa etária entre 24 e 87 anos. A amostra foi dividida em sete grupos, e foram extraídas 16 características dos sinais coletados. Não foi encontrada correlação significativa entre os fatores individuais. Utilizou assim a ferramenta de análise discriminante linear, e foi possível observar correlação entre os valores LDA e a idade, demonstrando haver alterações no sinal EMG e na acelerometria no tremor fisiológico com o envelhecimento.

(PARNANDI et al., 2019) avaliaram o movimento humano em aplicações clínicas, incluindo doença de Parkinson e derrame, identificando o algoritmo de aprendizado de máquina que maximiza o desempenho de classificação e a implementação pragmática. Os dados de movimento foram registrados com 11 sensores inerciais usados na cabeça, esterno, pelve e mãos, antebraços, braços e escápulas bilaterais. Foram utilizados quatro algoritmos que foram encontrados para fornecer alto desempenho de classificação no reconhecimento da atividade humana: análise discriminante linear (LDA), classificador Naïve Bayes (NB), máquina de vetor de suporte (SVM) e k-vizinhos mais próximos (KNN). Dos algoritmos testados, a análise discriminante linear teve o desempenho de classificação mais alto, baixa complexidade computacional e requisitos de ajuste modestos. O LDA tem um bom desempenho porque visa reduzir a dimensionalidade enquanto preserva o máximo possível de informações discriminatórias.

(ROSS et al., 2020) avaliaram a classificação de atletas de elite e novatos, a partir de dados cinemáticos com o objetivo de detectar as diferenças nos padrões de movimento entre os atletas utilizando ferramentas de reconhecimento de padrão baseadas em análise de componentes principais em conjunto com a análise discriminante linear para diferenciar, pontuar e classificar os padrões de movimento do corpo. Algoritmos alternativos de aprendizado de máquina, incluindo regressão logística binária (BLR),

árvores de decisão (DT), K-vizinhos mais próximos (kNN), *Naive bayes* (NB), máquina de vetor de suporte (SVM), podem fortalecer a precisão da classificação em relação à nossa abordagem LDA existente. Para todas as tarefas realizadas os classificadores lineares (BLR, LDA e SVM) superaram os demais classificadores, demonstrando que estes classificadores produzem taxas mais altas de classificação.

(STANČIĆ et al., 2022) realizou uma comparação de oito classificadores diferentes de aprendizado de máquina na tarefa de reconhecimento e classificação de gestos manuais humano. Os sensores inerciais (acelerômetros e giroscópios) são conectados ao pulso e ao dedo indicador para obter os dados necessários ao reconhecimento do movimento. Seis características foram definidas para a identificação de nove gestos manuais diferentes usando oito classificadores de aprendizado de máquina diferentes: Árvore de Decisão (DT), Florestas Aleatórias (RF), Regressão Logística (LR), Análise Discriminante Linear (LDA), entre outros. O LDA neste estudo não apresentou bom desempenho, porém é um classificador que pode ser treinado de forma extremamente rápida.

CAPÍTULO 3

MÉTODOS

Este estudo utiliza os dados coletados em (ZARUZ, 2016). Para a coleta de dados, utilizou-se um protocolo de coleta, objetivando definir o posicionamento dos sensores e identificar os critérios de inclusão e exclusão dos sujeitos. No contexto da tese, o recrutamento de indivíduos foi realizado de acordo com a faixa etária, e utilizou como critério de exclusão todo indivíduo que apresentasse histórico de doença motora ou uso de algum medicamento que afetasse no movimento voluntário.

As etapas de realização deste trabalho estão representadas na Figura 3, o qual a partir do fluxograma permite visualizar o passo a passo utilizado para alcançar o objetivo geral deste estudo.

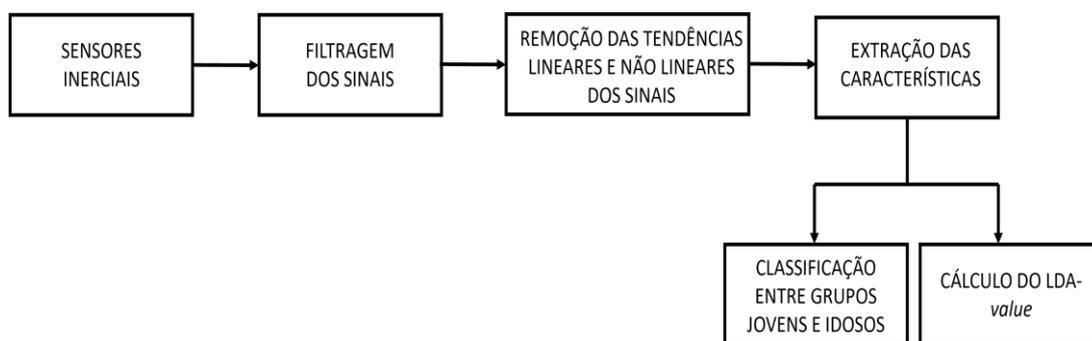


Figura 3 - Fluxograma da realização do trabalho. FONTE: Autor.

3.1 Aspectos éticos

Esta pesquisa foi conduzida na Universidade Federal de Uberlândia com a aprovação do Comitê de Ética em Pesquisa da Universidade Federal de Uberlândia (CAAE: 07075413.6.0000.5152) e todas as pessoas analisadas foram informadas dos detalhes da coleta dos dados, que não oferecia nenhum risco a saúde e nem a integridade física ou moral, com isso todos participaram voluntariamente, dando o seu consentimento para a participação no estudo.

3.2 Participantes

A amostra populacional considerada foi constituída por 99 indivíduos hígidos com faixa etária de 20 a 98 anos. Os indivíduos foram classificados em oito grupos e separados por faixas etárias. As características gerais dos grupos estão descritas na Tabela 1, onde DP representa o desvio padrão.

Tabela 1 – Amostra dos Grupos.

Grupo	Faixa Etária	Número de participantes	Idade média ± DP (anos)
G1	20-29 anos	13	24.53 ± 3.09
G2	30-39 anos	12	35.17 ± 3.16
G3	40-49 anos	13	45.15 ± 3.02
G4	50-59 anos	15	54.87 ± 3.02
G5	60-69 anos	11	64.45 ± 2.87
G6	70-79 anos	14	74.71 ± 2.84
G7	80-89 anos	13	84.53 ± 2.87
G8	90-99 anos	9	93.62 ± 2.67

FONTE: Autor.

3.3 Coleta de dados

Os dados foram coletados pelo sistema TREMSEN (*Precise Tremor Sensing Technology*) (Figura 4) para a detecção e a gravação das atividades. Este sistema foi desenvolvido pelo laboratório NIATS por pesquisadores do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Biomédica da Universidade Federal de Uberlândia e a patente foi depositada no Instituto Nacional da Propriedade Industrial (INPI) unidade DIREG-MG no dia 19/09/2014, com número de processo (BR 10 2014 023282 6).

Este dispositivo é composto por EMG de superfície e sensores inerciais formados por um giroscópio com saída digital e três eixos, um acelerômetro e um magnetômetro com saída digital e três eixos. O sistema é composto por duas unidades de medição inercial (IMUs), a IMU foi desenvolvida utilizando o MinIMU 9 (ST Microelectronics, Suíça) e o software utilizado foi desenvolvido em C# (Microsoft). A sensibilidade do

giroscópio, acelerômetro e magnetômetro foi configurada para $\pm 245^\circ/s$, $\pm 2g$ e ± 2 Gauss respectivamente, conforme estudos de (MACHADO et al., 2016; PERES et al., 2021; SILVA et al., 2023). Os sinais foram coletados com uma frequência de amostragem de 50 Hz.



Figura 4 – Hardware TREMSEN: (A) Equipamento Biomédico; (B) 1 - cabo USB; 2 - Bateria EMG; 3 - Sensores Inerciais; 4 - Eletrodos EMG de superfície.

FONTE: (ZARUZ, 2016)

Os voluntários realizaram o protocolo proposto por três coletas consecutivas, com os sensores posicionados no membro superior dominante dos indivíduos saudáveis. Os eixos x, y e z foram orientados nas direções verticais, médio-lateral e anteroposterior, respectivamente (ZARUZ, 2016). A Figura 5 mostra o posicionamento dos sensores inerciais, e a direção dos eixos.

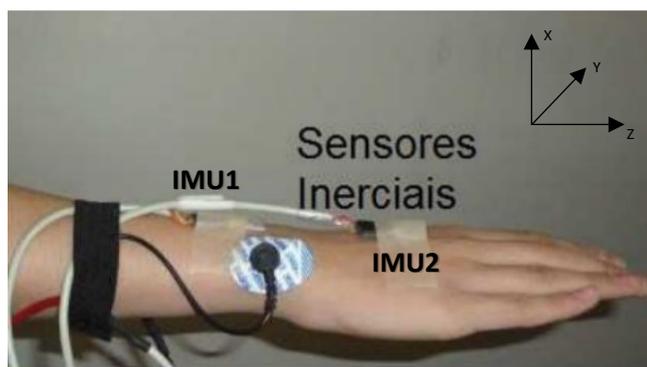


Figura 5 – Posicionamento dos sensores inerciais. FONTE: Adaptado de (ZARUZ, 2016).

Os indivíduos realizaram coletas com as duas unidades inerciais posicionadas em seu membro superior dominante após a área ser previamente tricotomizada e higienizada. Foram utilizados duas IMUs para a medição, sendo a IMU1 é referente aos sinais dos sensores Acelerômetro 1 (A1), Giroscópio 1 (G1) e Magnetômetro 1 (M1) e a IMU2 é

referente aos sinais dos sensores Acelerômetro 2 (A2), Giroscópio 2 (G2) e Magnetômetro 2 (M2). Uma das IMUs (IMU1) foi posicionada no terço distal do antebraço e a outra IMUs (IMU2) foi posicionada no dorso da mão alinhada ao terceiro dedo (SILVA et al., 2023).

Os dados foram coletados no laboratório do NIATS e nas residências dos próprios voluntários, evitando assim o deslocamento de voluntários mais velhos. Alguns cuidados foram tomados para voluntários mais velhos na retirada dos sensores devido à fragilidade de pele, não provocando assim lesões cutâneas.

Com o intuito de uniformizar os procedimentos de coleta, foi adotado um único padrão para cada voluntário. Os sensores foram posicionados sobre a mão dos voluntários, e realizado três atividades sequenciais, com duração de no mínimo cinco (5) segundos, sendo a sequência de tarefas A, B e C detalhadas a seguir (ZARUZ, 2016):

- (A) Membro superior permanecerem estático (repouso) e o antebraço em semiflexão;
- (B) Na mesma posição do antebraço, realizou a pinça polpa a polpa com todos os dedos;
- (C) Movimentos de pronação e supinação do antebraço.

Para detecção de eventos importantes durante a coleta, o janelamento foi realizado para evitar que informações irrelevantes do sinal sejam processadas. O janelamento foi utilizada para facilitar o processo de extração das características, selecionando assim trechos do sinal de que contêm a atividade a ser avaliada.

3.4 Processamento de Sinais

O processamento de sinais requer a compreensão e o entendimento do sistema biológico. Os sistemas biológicos são responsáveis pela geração dos sinais biomédicos, e podem estar sujeitos a inúmeras variáveis podendo alterar o sinal gerado (OLIVEIRA, 2016).

O processamento de sinais inclui uma variedade de algoritmos aplicados a medição, as medições podem estar relacionadas as séries temporais unidimensionais, multidimensionais ou séries de imagens. As séries temporais podem ser definidas como uma coleção de observações feitas sequencialmente ao longo do tempo, ou seja, uma

sequência de dados que representa um determinado evento ao longo do tempo em intervalos pré-definidos. As séries temporais podem ser discretas quando há um intervalo determinado, ou contínuas quando não existe um intervalo de tempo que a delimite podendo ser avaliada a qualquer momento.

O pré-processamento do sinal foi realizado via *software* Matlab, incluindo filtragem digital do sinal e remoção de tendências lineares e não-lineares.

Para eliminação de componentes indesejados foram implementados digitalmente filtros *Butterworth* de 5ª ordem, passa-banda com frequência de corte entre 1 e 16Hz para atenuação das frequências indesejáveis (JEON et al., 2017).

Em seguida, foi calculada a resultante dos 3 eixos dos sensores acelerômetro, giroscópio e magnetômetro, utilizando a Equação 1.

$$R = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \quad (1)$$

Onde: x, y e z – medições dos sensores ao longo dos seus respectivos eixos e R é a resultante.

As características foram calculadas para as 3 execuções das tarefas para cada indivíduo, para o processamento dos sinais foi calculada a média de cada característica para cada indivíduo.

3.5 Extração das Características

A extração das características foi utilizada com o objetivo de detectar um segmento específico de informação obtida dos dados disponíveis. Neste estudo, optou-se por utilizar as medidas de amplitude, frequência, entropia e variabilidade do sinal.

A seleção de características é a tarefa mais importante na classificação, e o objetivo principal é determinar o conjunto correto de unidades de identificação para a tarefa de classificação específica, ou neste caso, o movimento, para determinar com mais precisão a diferença entre os movimentos no conjunto específico (STANČIĆ et al., 2022).

Após a coleta dos sinais, estes serão processados e analisados utilizando técnicas estatísticas que facilitam a compreensão do sinal. A definição de amplitude está ligada a uma medida escalas negativa e positiva na oscilação de uma onda, sendo relacionada com o quanto o local onde foi posicionado o sensor foi movimentado durante a coleta.

Existem várias formas de se calcular a amplitude de um sinal (PERES, 2021). A Tabela 2 mostra as características medidas pela amplitude.

Tabela 2 – Características relacionadas a amplitude.

Características	Definição
Valor quadrático médio (Root Mean Square – RMS)	<p>O valor RMS é a raiz quadrada da média dos valores ao quadrado da janela de amostras (GRUSS et al., 2015), conforma Equação 2.</p> $RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n)^2} \quad (2)$ <p>N é número de elementos de X ($X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$); $x(n)$ é o enésimo elemento de X</p>
Valor de pico (PEAK)	<p>O PEAK representa o valor máximo encontrado na janela de amostras e é descrito em (GRUSS et al., 2015).</p>
Valor médio absoluto (Mean Absolute Value – MAV)	<p>Em um determinado número de amostras do sinal, o valor MAV (ANDRADE et al., 2017) será a média dos módulos dos valores que é calculado utilizando a Equação 3:</p> $MAV = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S X_m \quad (3)$ <p>S é o número de amostras por janela; X_m é o m-ésima amostra da janela</p>
Primeira diferença da MAV (MAVFD)	<p>A MAVFD é calculada pela diferença do valor MAV de uma amostra com o da sua próxima amostra dividido pelo total de amostras na janela subtraído de 1 (ANDRADE et al., 2017; GRUSS et al., 2015), conforme Equação 4.</p> $MAVFD = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^{N-1} x(n+1) - x(n) \quad (4)$
Segunda diferença da MAV (MAVSD)	<p>A MAVSD é calculada pela diferença do valor MAV de uma amostra com o da sua segunda próxima amostra dividido pelo total de amostras na janela subtraído de 2 (ANDRADE et al., 2017; GRUSS et al., 2015), conforme Equação 5.</p> $MAVSD = \frac{1}{N-2} \sum_{n=1}^{N-2} x(n+2) - x(n) \quad (5)$

FONTE: Adaptado de (PERES et al., 2021).

A frequência consiste em uma forma de mostrar quais são as ocorrências de um evento durante um dado espaço no tempo (VAKMAN; VAINSHTEIN, 1977). A Tabela 3 mostra as características medidas pela frequência.

Tabela 3 – Características relacionadas a frequência.

Características		Definição
Frequência (FMEAN)	média	A FMEAN (GARCIA; VIEIRA, 2011; GRUSS et al., 2015; PERES et al., 2021) extrai a frequência média do espectro de frequências, mostrado na Equação 6.
$FMEAN = \frac{\sum_{n=1}^N (P_n(n) * f_n(n))}{\sum_{n=1}^N P_n(n)} \quad (6)$		
<p>P_n é o espectro de frequências do sinal; f_n é o vetor de frequências de P_n</p>		
Cruzamento por zero (ZC)		Quantifica quantas vezes o sinal cruza o eixo x (abscissa) (GRUSS et al., 2015; PERES et al., 2021; ZHANG et al., 2019).
Frequência (FPEAK)	de pico	É a frequência onde o sinal possui maior energia no espectro de frequências (KHANAM; AHMAD, 2016; PERES et al., 2021).
Frequência (F50)	mediana	Representa a frequência onde 50% da energia do espectro de frequências do sinal está abaixo de F50 (Equação 7). Está presente nos trabalhos (GARCIA; VIEIRA, 2011; GRUSS et al., 2015; PERES et al., 2021).
$\sum_{n=1}^{F50} P_n(n) = \sum_{F50}^N P_n(n) = \frac{1}{2} * \sum_{n=1}^N P_n(n) \quad (7)$		
Frequência (F80)	mediana	Frequência em que 80% do total da energia do sinal no espectro de frequências está abaixo de (F80) (Equação 8) (GROSS et al., 2000; PERES et al., 2021).
$\sum_{n=1}^{F80} P_n(n) = 0.8 * \sum_{n=1}^N P_n(n) \quad (8)$		
Energia na banda de frequência entre 3,5 – 7,5 Hz		Está presente no trabalho de (BUTT et al., 2017; PERES et al., 2021).
$Power_{3.5_7.5} = \sum_{f_n=3.5}^{f_n=7.5} P_n(n) \quad (9)$		

FONTE: Adaptado de (PERES et al., 2021).

A entropia pode refletir a desordem em um sistema, permitindo compreender a quantificação de sua complexidade. Ao medir a complexidade de um sistema é possível ter valores relacionados com a incerteza presente dentro da janela de amostras (PERES, 2021). A Tabela 4 mostra as características medidas pela entropia.

Tabela 4 – Características relacionadas a entropia.

Características	Definição
Entropia aproximada	<p>De acordo com (PINCUS, 1991):</p> <p>Dada uma série temporal composta por N amostras $\{u(1), u(2), u(3)\dots u(N)\}$ e m, sequência de vetores $x(i)$ até $x(N-m+1)$, definido por:</p> $x(i)=\{u(i), u(i+1), \dots, u(i+m-1)\}, i=1, \dots, N-m+1;$ <p>Calcular a distância entre os vetores $x(i)$ e $x(j)$ definida como a distância máxima entre os elementos ($d[x(i), x(j)]$);</p> <p>Para cada $i \leq N-m+1$, calcular $C_i^m(r)$, que é definido como a quantidade de j tal como é mostrado:</p> $d[x(i), x(j)] \leq r / (N - m + 1);$ <p>Definindo:</p> $C^m(r) = (N - m + 1)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln C_i^m(r);$ <p>A entropia aproximada é definida como (Equação 10):</p> $ApEn(m, r, N) = C^m(r) - C^{m+1}(r) \quad (10)$ <p>m é o tamanho da janela de comparação; r é a tolerância; ln é a função matemática do algoritmo natural.</p>
Entropia Fuzzy (Fuzzy entropy – FuzEn)	<p>De acordo com (CHEN et al., 2009):</p> <p>Para uma série temporal de N amostras $\{u(1), u(2), u(3)\dots u(N)\}$ dado m, sequências de vetores $x(i)$ até $x(N-M+1)$, definidos por:</p> $x(i)=\{u(i), u(i+1), \dots, u(i+m-1)\}, i=1, \dots, N-m+1;$ <p>Computar o grau de similaridade entre os vetores $x(i)$ e $x(j)$ definidos pela função fuzzy, conforme mostrado na Equação 11.</p> $d_{[x(i), x(j)]}^m = \mu(d_{ij}^m, r) \quad (11)$ <p>Onde: d_{ij}^m é a maior diferença entre os elementos dos vetores</p> <p>Para cada vetor $x(i)$ calcular a média de todos os graus de similaridade com seus vizinhos ($i \neq j$); Para cada $i \leq N-m+1$, calcular $P_i^m(r)$, que é definido por:</p> $P_i^m(r) = (N - m + 1)^{-1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m} d_{[x(i), x(j)]}^m d_{[x(i), x(j)]}^m = \mu(d_{ij}^m, r) \quad (12)$ <p>Define:</p> $P^m(r) = (N - m)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m} P_i^m(r) \text{ e}$ $P^{m+1}(r) = (N - m)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m} P_i^{m+1}(r);$

A Entropia Fuzzy é calculada por (Equação 13):

$$FuzzyEn(m, r, N) = \ln P^m(r) - \ln P^{m+1}(r) \quad (13)$$

FONTE: Adaptado de (PERES et al., 2021).

As características de variabilidade visam medir o quanto os dados dentro da janela estão se distanciando de uma medida de referência. Dentro da estatística, a mais utilizada é a variância que mede o quanto os dados estão variando em torno da média. A Tabela 5 mostra as características medidas pela variabilidade.

Tabela 5 – Características relacionadas a variabilidade.

Características	Definição
Variância (VAR)	<p>A variância mede o quanto os dados estão variando em torno da média da janela (Equação 14). Foi utilizada nos trabalhos de (GRUSS et al., 2015; PERES et al., 2021).</p> $VAR = \sigma^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^2 \quad (14)$ <p>\bar{x} – a média das amostras</p>
Range	<p>O range é a diferença entre o menor e o maior valor da janela e foi utilizado em (CAVALHEIRO, 2010; PERES, 2021).</p>
Distância interquartilica	<p>Calcula a diferença entre o terceiro e o primeiro quartil da distribuição (Equação 15). Foi utilizada nos trabalhos de (GRUSS et al., 2015a; PERES et al., 2021b).</p> $IntIA = Q_3 - Q_1 \quad (15)$ <p>Q_3 – terceiro quartil; Q_1 – primeiro quartil.</p>

FONTE: Adaptado de (PERES et al., 2021).

A forma da distribuição de dados de um sinal mede a sua dispersão caracterizadora do achatamento da curva da função de distribuição. Dentre as possíveis medidas de forma, uma delas é a Curtose e a *Skewness* (PERES, 2021). A curtose revela o pico ou nivelamento de uma distribuição. Um valor de curtose maior que o de uma distribuição normal é leptocúrtica, ou simplesmente mais pontiaguda do que a curva normal. Um valor menor que o de uma distribuição normal indicou uma distribuição mais plana. A *Skewness* é o grau de desvio da simetria de uma distribuição normal ou gaussiana (RIZON, 2007).

A Tabela 6 mostra as características relacionadas com a forma da distribuição de frequência das características do sinal.

Tabela 6 – Características relacionadas com a forma da distribuição de frequência das características do sinal.

Características	Definição
<i>Skewness</i>	A <i>Skewness</i> é encontrada nos trabalhos de (PERES et al., 2021; RIZON, 2007).
	$Skewness = \frac{\frac{1}{n} \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^3}{\sigma^3} \quad (16)$
Curtose - <i>Kurtosis</i>	A curtose de uma curva foi utilizada nos trabalhos de (PERES et al., 2021; RIZON, 2007).
	$Kurtosis = \frac{\frac{1}{n} \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^4}{\sigma^4} \quad (17)$

FONTE: Adaptado de (PERES et al., 2021).

Os 18 parâmetros apresentados acima foram calculados para cada um dos 6 sensores das IMUs (3 sensores para cada IMU) e para cada tarefa (3 tarefas), sendo 5 características relacionadas com a amplitude do sinal, 6 características relacionadas com a frequência do sinal, 3 características relacionadas com a variabilidade do sinal, 2 características relacionadas com a distribuição dos dados e 2 características relacionadas com a entropia do sinal. Cada cálculo foi considerado como sendo uma característica, totalizando 324 características. Com isso, os parâmetros, os sensores e as tarefas formam um conjunto de características, que não são analisadas individualmente.

Para aumentar a confiabilidade dos dados, foi realizada a identificação e remoção de *outliers* nas características utilizando as Equações 18 e 19 (CHATTERJEE et al., 2021; MANDIĆ-RAJČEVIĆ; COLOSIO, 2019; VINUTHA; POORNIMA; SAGAR, 2018).

$$Lower = Q1 - 1.5 * INTQ \quad (18)$$

$$Upper = Q3 + 1.5 * INTQ \quad (19)$$

Onde:

INTQ - interquartile range ($Q3 - Q1$)

Q_3 é o terceiro quartil

Q_1 é o primeiro quartil

3.6 Classificação entre os grupos de jovens e idosos

Os participantes foram divididos em dois grupos sendo de jovens e idosos, foram considerados jovens indivíduos com a idade até 60 anos e idosos com idade superior a 60 anos. Assim, o grupo de jovens foi formado pelos grupos G1, G2, G3 e G4 e o grupo de idosos pelos grupos G5, G6, G7 e G8. As características gerais dos grupos jovens e idosos estão descritas na Tabela 7, onde N representa o número de indivíduos de cada grupo.

Tabela 7 – Características gerais dos grupos jovens e idosos.

Grupo	Idade média ± DP (anos)	N
Jovem (G1,G2,G3,G4)	40.5 ± 12	53
Idoso (G5,G6,G7,G8)	78.3 ± 10.5	46

FONTE: Autor.

3.7 Redução das características

As características calculadas resultam em um elevado número de dimensões, essa quantidade grande de dimensões pode prejudicar o desempenho do cálculo do LDA-*value*, além disso, as características podem possuir informações redundantes (correlação alta). Para reduzir as dimensões e verificar a redundância de características correlacionadas, foi realizado a redução de características utilizando o índice de correlação de Pearson (R), removendo as características redundantes que tinham alta correlação, valores de R maiores do que 0.9 foram considerados como alta correlação. Esse passo reduziu a quantidade de características de 324 para 143 no cálculo do LDA-*value*.

3.8 Análise do LDA-value

A técnica de LDA utilizada neste trabalho foi a descrita por (CAVALHEIRO, 2010b; CURY, 2011; RIBEIRO et al., 2012).

A LDA é uma técnica usada em estatística e aprendizado de máquina para encontrar a combinação linear de características (KOTSIANTIS, 2007). Esta técnica é comumente utilizada para redução das dimensões e classificação dos dados, preservando ao máximo as informações discriminatórias entre as classes (MARTINS, 2013). Este método maximiza a relação da variância entre classes com a variância dentro delas para quaisquer conjuntos de dados, garantindo desta forma um grau de separação máximo. Por meio deste método, é possível projetar um conjunto de dados multidimensional em apenas uma dimensão.

O LDA tem sido amplamente utilizado no reconhecimento de padrões estatísticos (KIM et al., 2020). Embora LDA seja capaz de classificação binária em sua forma original, pode ser estendido para realizar a classificação multiclasse por meio de análise discriminante múltipla.

A Figura 6 representa o processo de redução dimensional com dois grupos, representados por “x” e “o”. Na Figura 6A é possível observar que ambos os grupos estão visivelmente discrimináveis, com uma projeção de pontos sobre eixos pré-definidos. Na Figura 6B com a rotação do eixo imaginário criado, é possível verificar a existência de um ângulo no qual as projeções dos pontos sobre o eixo possuem maior separabilidade, possibilitando assim a discriminação entre os grupos.

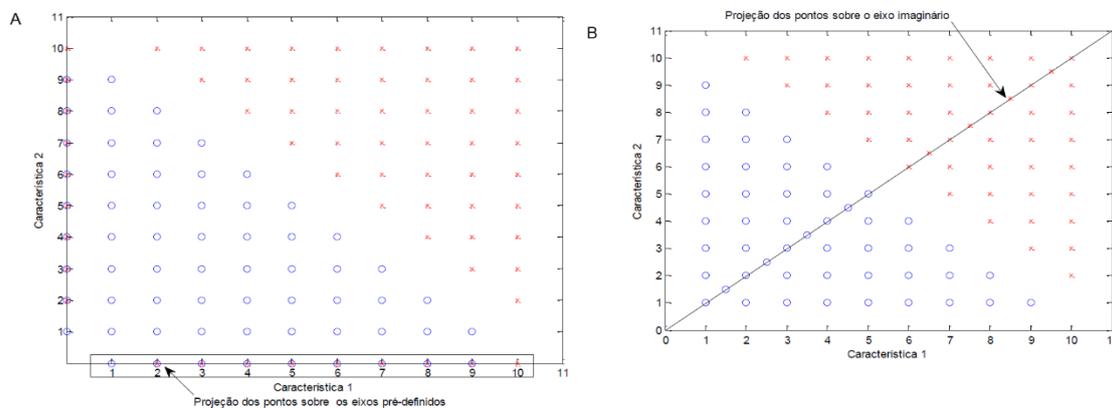


Figura 6 - Processo de redução bidimensional. FONTE: (CAVALHEIRO, 2010).

A quantificação do grau de discriminação entre os grupos pode ser realizada por meio do cálculo de um estimador de acurácia, que consiste na relação entre a média e o desvio padrão dos grupos em análise. O estimador da acurácia é mostrado na Equação 17, onde \bar{x} é a média do LDA-*value* do grupo x , \bar{y} é a média do LDA-*value* do grupo y , σ_x é o desvio padrão do LDA-*value* do grupo x e σ_y é o desvio padrão LDA-*value* do grupo y .

$$E = \left| \frac{(\bar{x} - \bar{y})}{\sqrt{\sigma_x^2 + \sigma_y^2}} \right| \quad (17)$$

Este estimador de acurácia é capaz de demonstrar se uma determinada característica é capaz de discriminar os grupos em análise, ou seja, se existe diferenças significativas entre eles. Quanto maior o valor de E , melhor será a discriminação entre as classes. Se o estimador de acurácia for maior do que 1, significa que a distância entre as médias é maior do que a soma das variâncias deles, mostrando assim que os grupos são distintos em relação as características analisadas.

À medida que o número de grupos aumenta, torna-se mais complexo o cálculo para o eixo imaginário. Com isso, há a necessidade de utilização de ferramentas que favoreça a classificação dos dados, como é o caso do algoritmo genético.

A entrada ao algoritmo é uma matriz de características (C_0), formado pela concatenação dos vetores de características (c), a dimensão da matriz $m \times n$, onde m é o número de indivíduos e n número de características que serão analisadas. Após a montagem da matriz C_0 é necessário realizar a normalização para que não haja influência ou supervalorização das diferentes escalas das características. Cada fator representado pela coluna da matriz, serão normalizados entre 0 e 1.

A segunda etapa consiste na representação da matriz normalizada (CN) no espaço angular de coordenadas multidimensionais, determinado pelas equações 18 e 19, onde para cada ponto existe um módulo de raio r e θ é o ângulo. Através do algoritmo genético será possível encontrar os melhores valores para os ângulos de rotação ($\hat{\theta}$), caracterizando assim a máxima separabilidade entre as classes. Com isso, é possível projetar os dados em um eixo particular, conforme Equação 20, produzindo um escalar chamado $valor_{LDA}$, sendo possível verificar o grau de discriminação entre os grupos.

$$r = \sqrt{C_1^2 + C_2^2 + C_3^2 + \dots + C_n^2} \quad (18)$$

$$\begin{aligned} \theta_1 &= \tan^{-1}\left(\frac{C_1}{C_2}\right) & \theta_2 &= \tan^{-1}\left(\frac{C_3}{\sqrt{C_1^2 + C_2^2}}\right) \\ \theta_3 &= \tan^{-1}\left(\frac{C_3}{\sqrt{C_1^2 + C_2^2 + C_3^2}}\right) & \theta_{n-1} &= \tan^{-1}\left(\frac{C_n}{\sqrt{C_1^2 + \dots + C_{n-1}^2}}\right) \end{aligned} \quad (19)$$

$$valor_{LDA} = r * \cos(\theta_1 + \widehat{\theta}_1) * \cos(\theta_2 + \widehat{\theta}_2) * \dots * \cos(\theta_{n-1} + \widehat{\theta}_{n-1}) \quad (20)$$

Neste estudo, o LDA será utilizado a fim de verificar se a combinação das características extraídas de tarefas motoras dos sensores inerciais poderá discriminar os oito grupos em análise. Para cada indivíduo foi criado um vetor de características por meio do agrupamento das características das tarefas motoras, e com isso o LDA será aplicada aos oito grupos com o objetivo de fazer uma redução dimensional.

3.9 Análise de Dados

A análise de dados foi separada em etapas com a extração das características, comparação entre os grupos jovens e idosos e o cálculo da análise discriminante linear. Na primeira etapa consiste na avaliação de cada uma das 18 características isoladas com os dados dos indivíduos de todos os grupos, verificando assim a correlação entre os valores obtidos e a idade, sendo realizado para os dados do acelerômetro, giroscópio e o magnetômetro.

Inicialmente o objetivo deste trabalho foi investigar se alguma característica dos sinais seria capaz de diferenciar os grupos de jovens e de idosos. Nas situações em que as características fizessem a diferenciação entre os grupos, seria feito o teste para verificar as mudanças gradativas com a idade (todos os grupos) seguindo um modelo linear. As características foram analisadas para verificar se possuíam a distribuição normal, utilizando o teste Shapiro-Wilk. Como a distribuição normal não foi verificada para todas as características e grupos, foi aplicado o teste Mann-Whitney, considerando como significativo $p < 0.05$.

Apesar de várias características conseguirem diferenciar os grupos de jovens e idosos, nenhuma conseguiu detectar mudanças gradativas com a idade, considerando os

8 grupos de forma separada. Desta forma, as características foram combinadas para a obtenção de uma única característica chamada *LDA-value*, baseado no LDA (CAVALHEIRO et al., 2009). A correlação entre o *LDA-value* e a idade, foi investigada por meio do coeficiente de Pearson.

A última etapa consistiu na realização de um teste pareado nos 8 grupos utilizados neste estudo, caso o recurso fosse capaz de diferenciar os 8 grupos entre si, o recurso seria capaz para verificar mudanças graduais durante o envelhecimento. Foi aplicado o teste Kruskal-Wallis utilizando post-hoc Bonferroni, foi aplicado aos 8 grupos em relação ao *LDA-value* de cada indivíduo.

Foram calculadas as características para as 3 execuções das tarefas para cada um dos participantes, em termos de processamento dos sinais foi calculada a média de cada característica para cada participante.

CAPÍTULO 4

RESULTADOS

4.1 Comparação entre jovens e idosos

A Tabela 8, mostra o p-valor das características da tarefa A (membro superior permanecerem estático (repouso)) que conseguiram diferenciar os grupos de jovens e idosos após o teste Mann-Whitney. As características que não mostraram diferença significativa entre os grupos não foram apresentadas na Tabela 8. Na tarefa A das 18 características avaliadas, 11 características apresentaram diferenças significativas, sendo 02 características de amplitude, 04 de frequência, 01 de entropia, as características de variabilidade, curtose e *skewness* foram visualizadas apenas nos sensores giroscópio. O magnetômetro não apresentou diferença significativa visto que a tarefa o membro permanece em repouso.

Tabela 8 – Tarefas, sensores e características que mostraram diferença significativa entre os grupos de jovens e idosos da Tarefa A.

Características	Tarefa A					
	Sensores					
	G1	G2	A1	A2	M1	M2
	<i>p-valor</i>					
MAVFD	0.019	<0.001	<0.001	<0.001		
MAVSD	0.038	0.010	0.002	0.001		
ZC	<0.001	<0.001	0.001	0.001		
FMean	<0.001	<0.001	0.003	0.005		
F50	0.002	<0.001	0.029	0.012		
F80	0.001	<0.001	0.002	0.004		
ApEn	0.003	0.002	<0.001	0.027		
FuzzyEn	<0.001	<0.001	<0.001	0.004		
INTQ		0.036				
SKEWNESS	0.007					
Curtose	0.016					

FONTE: Autor.

A Tabela 9, mostra o p-valor das características da tarefa B (realizou a pinça polpa a polpa com todos os dedos) que conseguiram diferenciar os grupos de jovens e idosos após o teste Mann-Whitney. Na tarefa B todas as características apresentaram diferenças

significativas, sendo a tarefa que apresentou a maior quantidade de características que conseguem diferenciar os grupos de jovens e idosos. Nas características de amplitude e variabilidade todos os sensores apresentam diferença em ter os grupos.

Tabela 9 – Tarefas, sensores e características que mostraram diferença significativa entre os grupos de jovens e idosos da Tarefa B.

Características	Tarefa B					
	Sensores					
	G1	G2	A1	A2	M1	M2
	<i>p-valor</i>					
MAV	<0.001	0.003	<0.001	<0.001	0.002	0.007
MAVFD	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	0.004	0.010
MAVSD	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	0.004	0.013
RMS	<0.001	0.001	<0.001	<0.001	0.002	0.005
Peak	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001
ZC				0.035		
FMean					0.005	
FPeak					0.006	
F50					0.013	0.018
F80					0.021	
Power 3.5-7.5	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	0.001	0.007
ApEn					0.040	
FuzzyEn					0.010	
VAR	<0.001	0.001	<0.001	<0.001	<0.001	0.004
RANGE	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	0.003
INTQ	0.003	0.029	<0.001	0.001	0.005	0.014
SKEWNESS	0.001	0.009		0.04		0.017
Curtose	0.002	0.022				

FONTE: Autor.

A Tabela 10, mostra o p-valor das características da tarefa C (movimentos de pronação e supinação do antebraço) que conseguiram diferenciar os grupos de jovens e idosos após o teste Mann-Whitney. Na tarefa C as características de amplitude não apresentaram diferenças significativas, apenas na frequência, entropia, variabilidade, *skewness* e *curtose*.

Tabela 10 – Tarefas, sensores e características que mostraram diferença significativa entre os grupos de jovens e idosos da Tarefa C.

Tarefa C						
Características	Sensores					
	G1	G2	A1	A2	M1	M2
	<i>p-valor</i>					
Peak	0.034	0.014		0.017		
ZC			0.010	0.009		
FMean			0.012			
F50					0.018	0.045
F80			0.009	0.009		
Power3.5-7.5			0.024	0.017		
ApEn			0.012	0.006		
RANGE		0.022				
SKEWNESS	0.031	0.027	0.023	<0.001		0.002
Curtose	0.037			0.007		

FONTE: Autor.

Pela análise das Tabelas 8, 9 e 10, verifica-se que a tarefa B (pinça), foi a que apresentou a maior quantidade de características que conseguem diferenciar os grupos de jovens e idosos. Em relação aos sensores, o magnetômetro foi o que apresentou a menor capacidade de diferenciação entre os grupos de jovens e idosos.

A Figura 7 mostra a quantidade de diferenças significativas apresentada por características e tipos de características, observa-se que a entropia apresentou a menor diferença significativa.

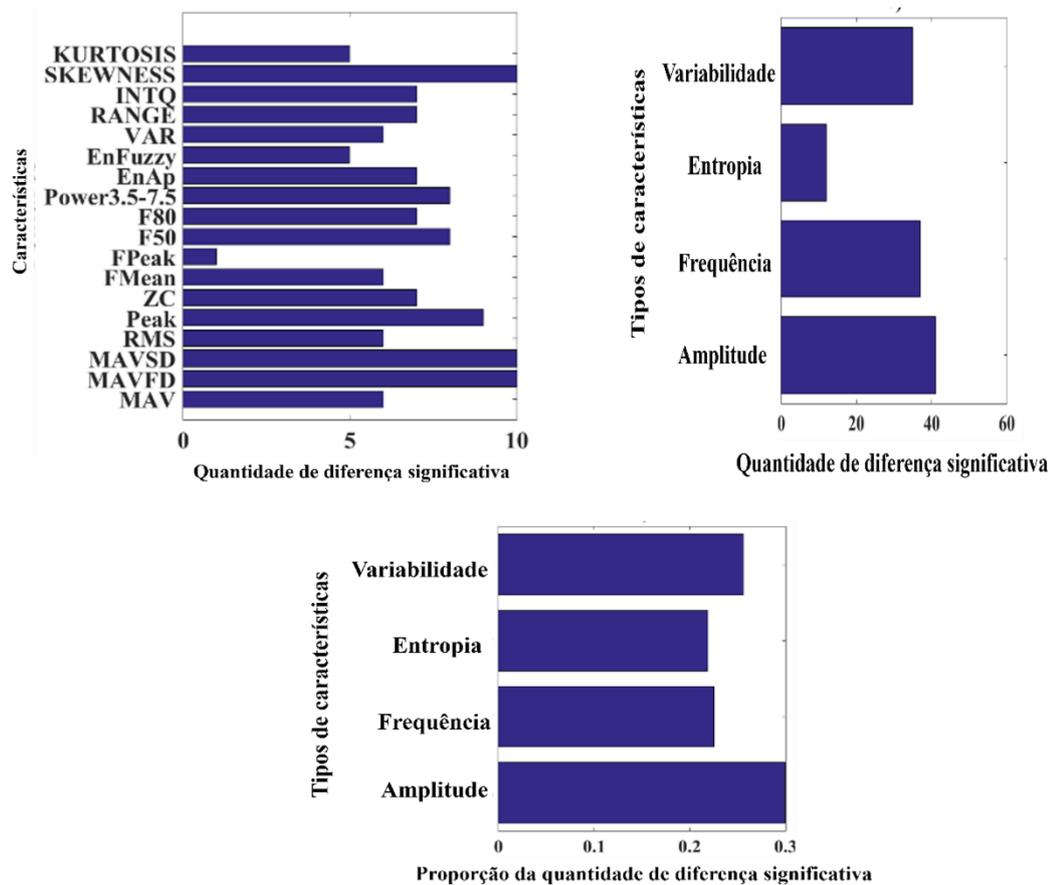


Figura 7 – Diferença significativa por características e tipos de características. FONTE: Autor.

A Figura 8 mostra a quantidade de diferenças significativas apresentada de tarefas, IMU, sensores e tipos de sensores, nota-se que a Tarefa B apresentou a maior diferença significativa, e não foi possível observar diferenças significativas entre as unidades inerciais (IMU1 e IMU2).

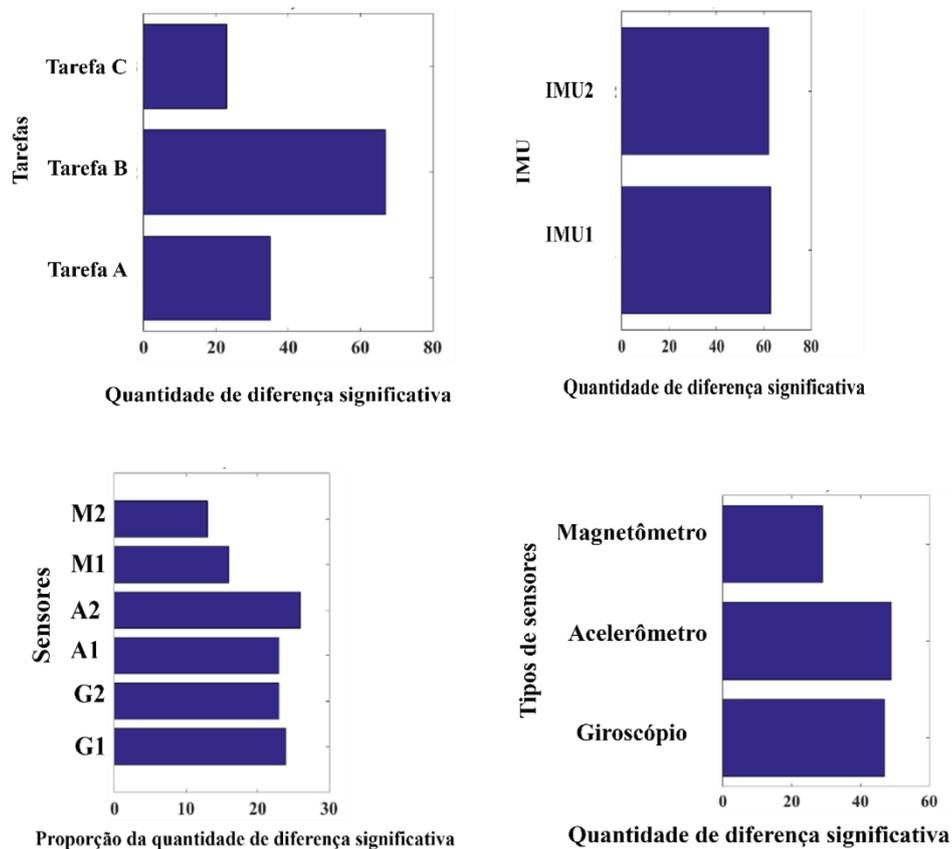


Figura 8 – Diferença significativa por tarefas, IMU, sensores e tipos de sensores. FONTE: Autor.

4.2 LDA-value

A LDA possibilita uma classificação de dados e de redução dimensional, projetando um conjunto de dados multidimensional em uma única dimensão e após a sua aplicação no conjunto de dados, obteve-se um valor único para cada indivíduo dentro de cada grupo. As Tabelas 11, 12 e 13 mostram as características consideradas relevantes para o cálculo do LDA-value. As características destacadas com um asterisco são aquelas analisadas após as características redundantes serem eliminadas, as características identificadas por asterisco e letras formaram o grupo de características relevantes para o cálculo do LDA-value.

Tabela 11 – Características relevantes para o cálculo do LDA-*value* da Tarefa A.

Tarefa A						
Características	Sensores					
	G1	G2	A1	A2	M1	M2
	<i>p-valor</i>					
MAV	* (a)	* (f)			*	*
MAVFD	* (b)	* (g)	* (k)		*	* (x)
MAVSD						
RMS						
Peak	* (c)		* (l)		*	* (y)
ZC	* (d)				* (s)	
FMean	* (e)	* (h)	* (m)		*	*
FPeak	*	* (i)	*	* (o)	* (t)	*
F50				* (p)		
F80				* (q)		
Power3.5-7.5			* (n)		* (u)	* (z)
EnAp				* (r)	* (v)	* (A)
EnFuzzy					*	
VAR					* (w)	
RANGE	*					
INTQ						
SKEWNESS	*	* (j)	*	*	*	*
KURTOSIS						

FONTE: Autor.

Tabela 12 – Características relevantes para o cálculo do LDA-*value* da Tarefa B.

Tarefa B						
Características	Sensores					
	G1	G2	A1	A2	M1	M2
	<i>p-valor</i>					
MAV	*	*	*		*	*
MAVFD	*			*		
MAVSD						
RMS						
Peak	*		*	*		
ZC	* (B)	* (E)	* (I)	*	*	*
FMean	*	* (F)	*	*		*
FPeak	* (C)	*	*	* (K)	*	*
F50	*	* (G)	* (J)	* (L)		*
F80						
Power3.5-7.5	*	*	*		*	
EnAp	*	* (H)	*	*		*
EnFuzzy						
VAR				*		
RANGE						
INTQ						
SKEWNESS	* (D)	*	*	* (M)	*	*
KURTOSIS						*

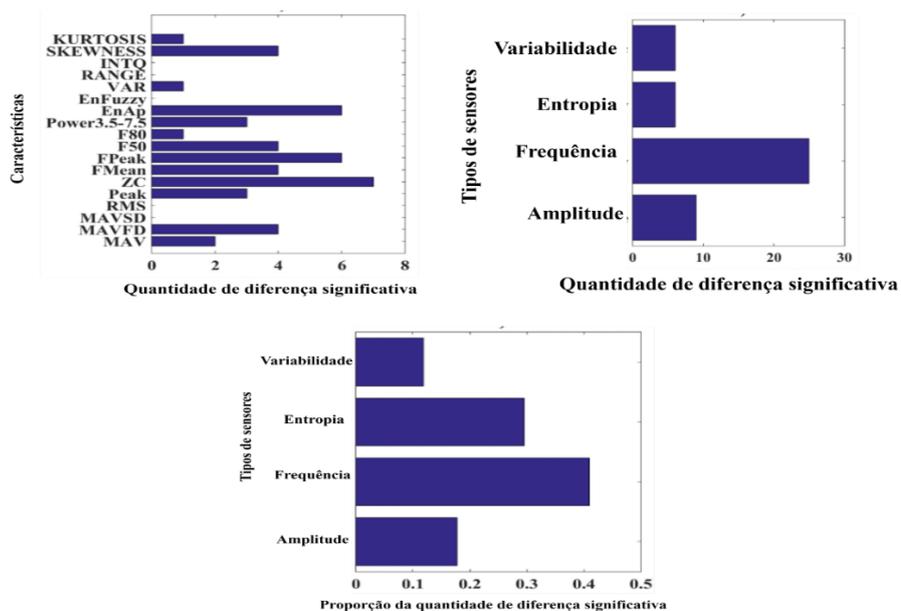
FONTE: Autor.

Tabela 13 – Características relevantes para o cálculo do LDA-*value* da Tarefa C.

Tarefa C						
Características	Sensores					
	G1	G2	A1	A2	M1	M2
	<i>p</i> -valor					
MAV	*				*	*
MAVFD				*		
MAVSD				*		
RMS						
Peak	*		*			
ZC	*		* (O)	*	* (R)	*
FMean	*		*	*	*	
FPeak	*	* (N)	*	*	*	
F50	*	*	*		*	*
F80			*	*	*	*
Power3.5-7.5	*		*		*	
EnAp	*		* (P)	*	*	* (S)
EnFuzzy						*
VAR	*					
RANGE				*		
INTQ						
SKEWNESS	*		*	* (Q)	*	*
KURTOSIS		*	*	*	*	* (T)

FONTE: Autor.

As Figuras 9 e 10 mostram a quantidade de características relevantes apresentada por características, tipos de características, tarefas, sensores e IMUs.

Figura 9– Diferença significativa por características e tipos de características LDA-*value*. FONTE: Autor.

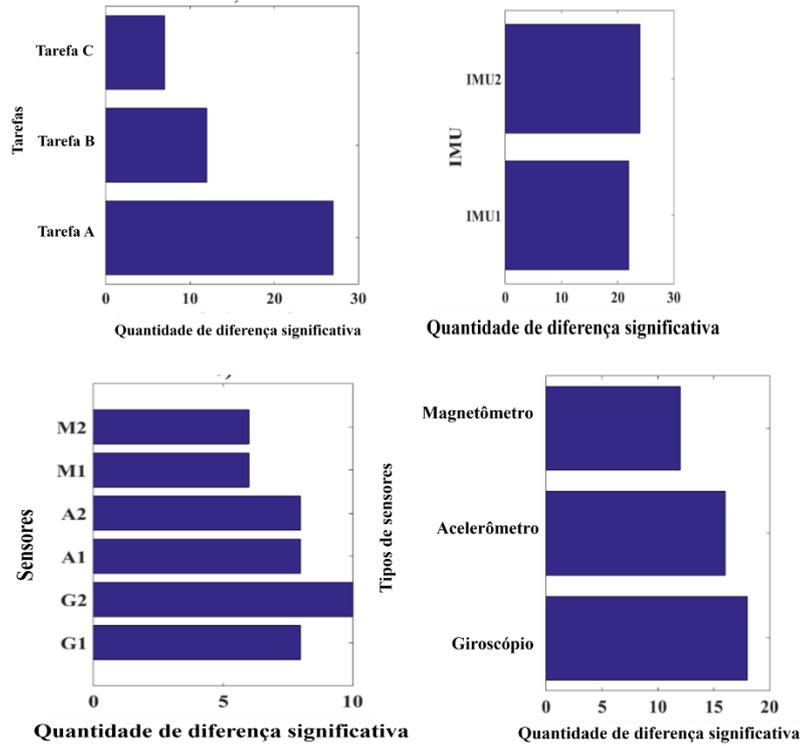


Figura 10 – Diferença significativa por tarefas, IMU, sensores e tipos de sensores LDA-value. FONTE: Autor.

No total, 46 características foram consideradas relevantes. As características relevantes mostradas na Tabela 11,12 e 13, foram inseridas nas Equações 18,19 e 20.

$$R = \sqrt{a^2 + b^2 + c^2 + \dots + z^2 + A^2 + \dots + R^2 + S^2 + T^2}$$

$$\theta_1 = \tan^{-1}\left(\frac{b}{a}\right); \theta_2 = \tan^{-1}\left(\frac{c}{\sqrt{a^2 + b^2}}\right); \theta_3 = \tan^{-1}\left(\frac{d}{\sqrt{a^2 + b^2 + c^2}}\right); \dots; \theta_{46}$$

$$= \tan^{-1}\left(\frac{T}{\sqrt{a^2 + \dots + S^2}}\right)$$

$$LDA - value = 100 * R * \cos(\theta_1 + 2.33) * \cos(\theta_2 + 2.85)$$

$$* \cos(\theta_3 + 2.21) * \cos(\theta_4 + 2.08) * \cos(\theta_5 + 3.03) * \cos(\theta_6 + 2.50) * \cos(\theta_7 + 2.70) * \cos(\theta_8$$

$$+ 0.31) * \cos(\theta_9 + 2.62) * \cos(\theta_{10} + 2.70) * \cos(\theta_{11} + 2.78) * \cos(\theta_{12} + 2.98) * \cos(\theta_{13}$$

$$+ 3.03) * \cos(\theta_{14} + 3.06) * \cos(\theta_{15} + 2.96) * \cos(\theta_{16} + 0.18) * \cos(\theta_{17} + 3.02) * \cos(\theta_{18}$$

$$+ 3.09) * \cos(\theta_{19} + 3.20) * \cos(\theta_{20} + 8.73) * \cos(\theta_{21} - 0.16) * \cos(\theta_{22} - 6.55) * \cos(\theta_{23}$$

$$+ 0.10) * \cos(\theta_{24} + 2.89) * \cos(\theta_{25} + 2.98) * \cos(\theta_{26} + 2.60) * \cos(\theta_{27} + 2.90) * \cos(\theta_{28}$$

$$+ 2.91) * \cos(\theta_{29} + 0.05) * \cos(\theta_{30} + 3.41) * \cos(\theta_{31} + 2.55) * \cos(\theta_{32} + 2.96)$$

$$* \cos(\theta_{33} + 3.14) * \cos(\theta_{34} + 0.18) * \cos(\theta_{35} - 3.33) * \cos(\theta_{36} - 0.33) * \cos(\theta_{37} + 0.34)$$

$$* \cos(\theta_{38} + 0.05) * \cos(\theta_{39} + 0.14) * \cos(\theta_{40} + 3.02) * \cos(\theta_{41} - 0.21) * \cos(\theta_{42} + 2.82)$$

$$* \cos(\theta_{43} + 2.93) * \cos(\theta_{44} + 3.06) * \cos(\theta_{45} + 3.07) * \cos(\theta_{46} + 0.02)$$

O teste Kruskal-Wallis utilizando post-hoc Bonferroni, foi aplicado aos 8 grupos em relação ao LDA-*value* de cada indivíduo. A Tabela 14 indica o p-valor entre os grupos em que o LDA-*value* possui diferença significativa.

Tabela 14 – Resultados do teste Kruskal-Wallis na comparação entre os 8 grupos.

	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3	Grupo 4	Grupo 5	Grupo 6	Grupo 7	Grupo 8
Grupo 1	x	NS	0.021	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001
Grupo 2	NS	x	NS	0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001
Grupo 3	0.021	NS	x	NS	0.004	<0.001	<0.001	<0.001
Grupo 4	<0.001	0.001	NS	x	NS	NS	<0.001	<0.001
Grupo 5	<0.001	<0.001	0.004	NS	x	NS	0.048	<0.001
Grupo 6	<0.001	<0.001	<0.001	NS	NS	x	NS	0.002
Grupo 7	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	0.048	NS	x	NS
Grupo 8	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	0.002	NS	x

NS – Sem diferença estatística

FONTE: Autor.

A Figura 11 apresenta o gráfico das faixas etárias em relação ao LDA-*value*, onde observa-se uma relação com tendência linear.

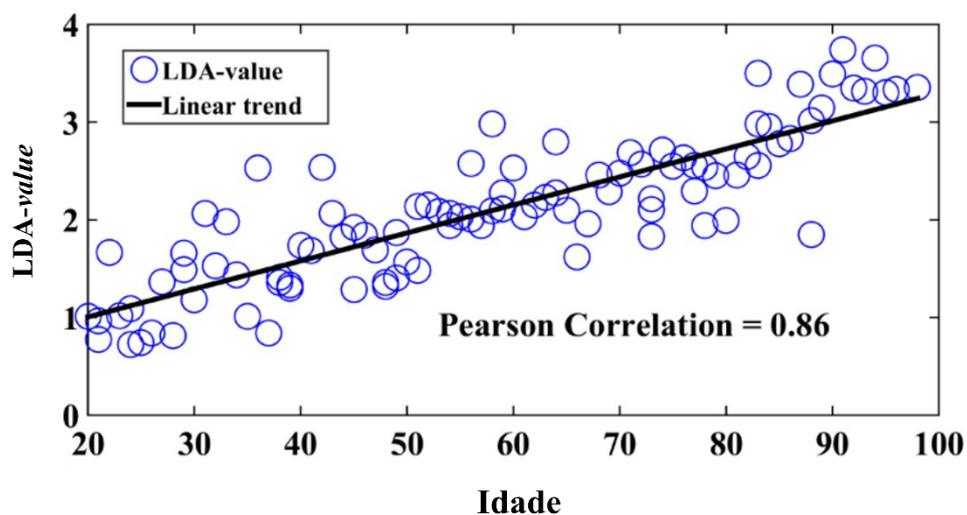


Figura 11 – Gráfico do LDA-*value* versus idade. FONTE: Autor.

CAPÍTULO 5

DISCUSSÃO

5.1 Processo do envelhecimento

O processo de envelhecimento da população é uma preocupação das políticas públicas de saúde e econômicas. No que se trata do Brasil a saúde é direito de todo cidadão e dever do estado, e poder envelhecer de maneira ativa e saudável é, de fato, um desafio de todos e as medidas tomadas frente a envelhecimento são de extrema importância. Os estudos relacionados ao envelhecimento visam garantir a qualidade de vida do idoso, mas também compreender os processos relacionados a redução funcional do organismo com o aumento da idade.

O uso de ferramentas que auxiliem no processo de diagnóstico, apoio clínico, otimização de tempo, e conseqüentemente no entendimento sobre o processo de envelhecimento humano, são essenciais para garantir um atendimento eficiente.

A utilização de ferramentas para avaliar a qualidade dos movimentos tem se tornado cada vez mais utilizada. Os distúrbios de movimentos fazem parte de um conjunto de problemas que afetam os idosos. Para esse fim seria necessário um sistema que identifique com exatidão o movimento (detecção) e que determine o início e o término de cada movimento, tais como os sensores inerciais.

Este estudo utiliza o conceito de mudança da variabilidade das tarefas de pinça, pronação/supinação da mão com o envelhecimento. Possibilitando compreender o processo de envelhecimento humano a partir da extração das características dos sinais coletados de indivíduos hígidos de diversas faixas etárias, e utilizando a ferramenta de análise discriminante linear (LDA). A utilização dos sensores inerciais e classificadores são capazes de auxiliar o profissional da saúde durante processo de diagnóstico.

O corpo humano adota uma série de estratégias para executar tarefas motoras, vários estudos abordam a análise de tarefas motoras a fim de compreender e caracterizar tais estratégias. Porém, a maioria das investigações está relacionada à análise de indivíduos que sofrem de distúrbios neuromusculares, como por exemplos indivíduos com a Doença de Parkinson, sendo escassos para a população idosa que também está

sujeita ao declínio na capacidade de realização das tarefas motoras. Além disso, estudos recentes têm demonstrado que a população idosa está crescendo muito rapidamente em diversos países do mundo, tornando esse tipo de estudo importante para a manutenção da qualidade de vida dessa parcela da população.

As tarefas motoras são realizadas de diferentes formas, complexidades e partes do corpo, mas a mão humana exerce e executa importantes funções da vida diária, principalmente em tarefas motoras finas. Porém, a execução biomecânica e neurofisiológica dessas tarefas motoras, por motivos biológicos relativos ao envelhecimento fica comprometida com a idade (VAN DEN NOORT et al., 2016). Assim, a avaliação de tarefas realizadas pelas mãos utilizando sensores inerciais, podem auxiliar na compreensão das mudanças que ocorrem na execução de tarefas motoras durante o envelhecimento.

Diversos estudos (ALMEIDA et al., 2010; CAVALHEIRO, 2010; CURY, 2011; GROSS et al., 2000; PERES, 2021; ZARUZ, 2016) utilizaram a extração das características dos sinais para avaliação do processo de envelhecimento humano, possibilitando a discriminação dos indivíduos entre os grupos estudados.

5.2 Análise dos sensores

Várias pesquisas abordam a correlação entre um sinal coletado do indivíduo e o envelhecimento. Esses sinais podem ser oriundos de eletromiografia (EMG), eletroencefalografia (EEG), plataformas de equilíbrio, sensores inerciais, câmeras, e outros (ALMEIDA et al., 2010; CAVALHEIRO et al., 2009; RIBEIRO et al., 2012; SILVA et al., 2023). Dentre as várias possibilidades de aquisição de sinais, os sensores inerciais estão sendo amplamente utilizados para avaliar, classificar e caracterizar o envelhecimento, pois são baratos e podem ser aplicados em várias execuções do movimento humano (HAMACHER et al., 2014; KING et al., 2014).

(SCHWESIG et al., 2011) utilizaram um acelerômetro e um giroscópio para a avaliar a correlação entre parâmetros da marcha humana e características dos indivíduos. Os autores encontraram uma forte relação não-linear entre a idade e os parâmetros da marcha.

(SHEEHAN et al., 2014) foi utilizado um acelerômetro e um giroscópio para verificar o declínio do equilíbrio em idosos, os autores verificaram mudanças nos

parâmetros dos sensores inerciais, concluindo que essas mudanças podem significar o declínio do equilíbrio em idosos.

(PARK et al., 2016) utilizaram os sensores inerciais para quantificar as mudanças relacionadas à idade com medidas objetivas de equilíbrio e marcha durante a posição em pé e andando em uma faixa etária com idades entre 21 e 89 anos. Os resultados sugerem que os padrões de deterioração das medidas de equilíbrio e marcha relacionados à idade podem diferir, e a idade é um fator forte e independente.

(RAHLF et al., 2019) desenvolveram e avaliaram um teste de detecção de posição articular baseado em um sistema composto por um acelerômetro, um giroscópio e um magnetômetro. No estudo, um dos objetivos do estudo era avaliar a relação da propriocepção da posição articular com o envelhecimento. Os autores concluíram que há um declínio da propriocepção articular com a idade, por meio da comparação de grupos entre jovens e idosos.

(BRIEN et al., 2019) testou e validou a utilidade de uma única IMU na região lombar para quantificar características de marcha e equilíbrio durante testes de resultados clínicos de rotina e avaliou mudanças nas medidas derivadas de sensores com idade, sexo, altura e peso. Os resultados sugerem que os parâmetros da marcha sofrem alterações relacionados a idade em testes de resultados clínicos bem estabelecidos usados para quantificar a marcha, a mobilidade e o equilíbrio, aplicando uma única IMU na região lombar.

Em nosso estudo utilizamos duas IMUs compostas cada uma por um acelerômetro, um giroscópio e um magnetômetro. Pela análise da Figura 8, pode-se verificar que o sensor mais frequente na discriminação dos grupos entre jovens e idosos foi o acelerômetro localizado no dorso da mão, em contrapartida, o sensor menos frequente foi o magnetômetro localizado também no dorso da mão. Em relação ao tipo de sensor, os magnetômetros foram os que apresentaram a menor frequência de características na discriminação entre os grupos de jovens e idosos, mas não houve uma diferença relevante entre giroscópio e acelerômetro. Entre as IMUs, praticamente não houve diferença entre o número de características que discriminaram os grupos de jovens e idosos.

Pode-se observar pela Figura 10, que o sensor mais frequente na análise do LDA-*value* foi o giroscópio localizado no dorso da mão, em contrapartida, o sensor menos frequente foi o magnetômetro localizado também no dorso da mão. Em relação ao tipo de sensor, os magnetômetros foram os que apresentaram a menor frequência de

características do LDA-*value*, mas não houve uma diferença relevante entre giroscópio e acelerômetro. Entre as IMUs, tivemos uma pequena diferença entre o número de características do LDA-*value*.

5.3 Discriminação entre jovens e idosos

Inicialmente avaliamos as tarefas motoras para verificar se as características utilizadas poderiam discriminar o grupo de jovens do grupo de idosos. Essa análise é tradicional e já foi realizada de diversas formas.

(SKM, et al., 2016) avaliaram características cinemáticas para analisar a transferência lie-to-stand (LTS) e descrever diferenças relacionadas à idade com base em sinais de sensores inerciais posicionados no tronco, os autores compararam um grupo de jovens com idade entre 20 e 50 anos, e um grupo de idosos com idade superior a 60 anos. Os resultados do estudo indicaram que várias características mostraram diferenças significativas entre os grupos, como por exemplo a duração da transferência, aceleração e velocidade máxima vertical.

No trabalho de (STÖCKEL; WUNSCH; HUGHES, 2017) o objetivo do estudo era definir os principais fatores para o bom desempenho do planejamento motor antecipatório. Os autores compararam um grupo de jovens, com idade entre 19 e 28 anos, e um grupo de idosos, com idade entre 61 e 86 anos, os autores concluíram que o envelhecimento está associado a um declínio acentuado em todos os aspectos do funcionamento cognitivo e motor testados.

Em nosso trabalho, utilizamos 18 parâmetros para discriminar os indivíduos como jovens e idosos. Usamos 5 parâmetros relacionadas à amplitude (RMS, PEAK, MAV, MAVFD e MAVSD), 6 parâmetros relacionadas à frequência (Zero Crossing, Fmedia, Fpico, F50, F80 e Power3.5_7.5), 2 parâmetros relacionadas a entropia do sinal (ApEn e FuzzyEn) e 5 parâmetros relacionadas à estatística do sinal (VAR, Range, Intl, Skewness e Kurtosis), esses parâmetros estão sedimentados e já foram utilizados em parte ou no total em várias pesquisas (BUTT et al., 2017; GROSS et al., 2000; GRUSS et al., 2015; KHALILI; MORADI, 2009; KHANAM; AHMAD, 2016). Os parâmetros foram combinados com as 3 tarefas e com os 6 sensores, resultando em um total de 324 características. Dentre as 324 características, 125 mostraram diferença significativa na discriminação dos grupos de jovens e idosos. Ressalte-se que todos os parâmetros dos

sinais utilizados, em alguma tarefa ou sensor, mostraram diferença significativa entre os grupos.

Por meio da Figura 7, verifica-se que três parâmetros se destacaram na discriminação dos grupos, sendo eles a MAVFD, MAVSD e a SKEWNESS, por outro lado, o parâmetro FPeak foi o que apresentou a menor frequência entre os parâmetros que conseguiram discriminar os grupos de jovens e idosos. Além disso, proporcionalmente e mesmo em valores absolutos, o grupo de parâmetros com mais frequência na discriminação dos grupos de jovens e idosos foi o de Amplitude.

5.3 Tarefas utilizadas

Utilizamos três tarefas para avaliação do envelhecimento em relação a atividade motora da mão, utilizamos a posição em repouso (AI; WANG; YAO, 2011; PALMES et al., 2010), a tarefa pinça (AGUIAR et al., 2016) e a tarefa pronação/supinação da mão (SKM et al., 2012). Analisando a Figura 8, pode-se observar que a tarefa com maior frequência na discriminação entre jovens e idosos foi a tarefa de pinça (Tarefa B).

Explicar os resultados em termos biológicos ainda é uma tarefa complexa, pois o declínio das atividades motoras com a idade é um efeito com conhecimento estabelecido, mas a base biológica é pouco compreendida (SMITH et al., 1999). Existem várias teorias na tentativa de explicar o envelhecimento, incluindo teorias genéticas, não genéticas, autoimune dentre outras, mas nenhuma teoria é definitiva na explicação do envelhecimento (GUARENTE; SIMIC; ROGERS, 2023). Porém, sabe-se que acontecem alterações fisiológicas, moleculares e celulares (GONZALES et al., 2022) e que há uma forte relação entre a dificuldade de execução da tarefa motora com a idade (SMITH et al., 1999). Assim, a explicação sobre a tarefa pinça possuir a maior frequência de características que conseguem discriminar os grupos de jovens e idosos, pode estar relacionada a maior dificuldade na realização dessa tarefa.

5.4 LDA-value

Apesar de várias características terem discriminado os grupos de jovens e idosos, nenhuma característica isolada foi capaz de mostrar uma correlação entre o envelhecimento em diferentes faixas etárias e a atividade motora da mão. As pesquisas desenvolvidas por (ALMEIDA et al., 2010; CAVALHEIRO et al., 2009; RIBEIRO et al., 2012b) também buscavam correlacionar o envelhecimento com sinais dos indivíduos, mas a exemplo do nosso estudo também não conseguiram a correlação linear com o envelhecimento de nenhuma característica isolada. Dessa forma, foi realizada a combinação das características por meio do LDA-value.

O LDA-value apresentou um alto valor do coeficiente de correlação de Pearson (>0.86) com o envelhecimento, a exemplo dos trabalhos de (ALMEIDA et al., 2010; CAVALHEIRO et al., 2009; RIBEIRO et al., 2012) que obtiveram um coeficiente de correlação de Pearson de 0.91, 0.83 e >0.83 respectivamente. Nossos resultados sugerem um declínio com a idade na realização das tarefas motoras aqui propostas. Espera-se que o uso do LDA-value utilizado com o auxílio de sensores inerciais, contribuam para o acompanhamento da evolução do envelhecimento, buscando garantir uma melhor qualidade de vida e o planejamento dos recursos necessários.

Por meio da Figura 9 e 10, verifica-se que três parâmetros se destacaram no LDA-value, sendo eles a ZC, FPeak e EnAp, características de frequência e entropia. Por outro lado, os parâmetros de INTQ, RANGE, EnFuzzy, RMS e MAVSD não apresentou nenhuma diferença entre os valores do LDA. Além disso, proporcionalmente e mesmo em valores absolutos, o grupo de parâmetros com mais frequência na discriminação dos LDA-value foi o de Frequência. Analisando a Figura 10, pode-se observar que a tarefa com maior frequência no LDA-value, foi o movimento em repouso (Tarefa A).

CAPÍTULO 6

CONCLUSÃO

Neste estudo investigamos tarefas motoras de duas maneiras diferentes. A primeira abordou a discriminação entre jovens e idosos, os resultados mostraram que existe diferença significativa no valor das características entre os grupos analisados. Demonstrando a importância de cada parâmetro para a discriminação dos grupos jovens e idosos, em que a tarefa de pinça (Tarefa B), o acelerômetro (A2) e o giroscópio (G1), e as características relacionadas a amplitude obtiveram maiores relevâncias.

A segunda abordagem verificou se a combinação de características (utilizando o *LDA-value*) produziria uma correlação linear entre o *LDA-value* e as diferentes faixas etárias utilizadas. A relação de linearidade entre o *LDA-value* e as diferentes faixas etárias, apresentada na Figura 11, nos permite considerar que a redução da atividade motora está diretamente associada à idade dos indivíduos considerados neste estudo e este parâmetro poderia ser empregado como um índice para a caracterização, acompanhamento e monitoramento de uma possível desordem que possa afetar a qualidade de vida dos indivíduos.

O *LDA-value* mostrou-se eficaz em apresentar alterações gradativas dos oito grupos, demonstrando que apesar das características isoladamente não demonstrarem alterações em função da idade, a combinação destas evidenciaram as alterações. Os resultados permitiram verificar que o *LDA-value* é uma característica relevante para a análise da atividade motora, com potencial aplicação em diversos estudos correlatos em áreas como Fisioterapia, Geriatria e outras.

Em suma, os resultados deste trabalho auxiliam no entendimento do processo de envelhecimento e serve de ferramenta para apoio da equipe assistencial. Por meio da extração das características e do uso da ferramenta de análise discriminante linear nas tarefas motoras de pinça e supinação/pronação, os profissionais terão um melhor entendimento para as alterações motoras de acordo com as diferentes faixas etárias, esclarecendo o processo do envelhecimento humano.

REFERÊNCIA

- AGUIAR, L. T. et al. Dynamometry for the measurement of grip, pinch, and trunk muscles strength in subjects with subacute stroke: Reliability and different number of trials. **Brazilian Journal of Physical Therapy**, v. 20, n. 5, p. 395–404, 2016. <https://doi.org/10.1590/bjpt-rbf.2014.0173>
- AI, L.; WANG, J.; YAO, R. Classification of parkinsonian and essential tremor using empirical mode decomposition and support vector machine. **Digital Signal Processing: A Review Journal**, v. 21, n. 4, p. 543–550, 2011. <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2011.01.010>
- ALMEIDA, M. F. et al. Investigation of Age-Related Changes in Physiological Kinetic Tremor. **Annals of Biomedical Engineering**, v. 38, n. 11, p. 3423–3439, 2010. <https://doi.org/10.1007/s10439-010-0098-z>
- AMARAL J.F. et al. Influence of aging on isometric muscle strength, fat-free mass and electromyographic signal power of the upper and lower limbs in women. **Braz J Phys Ther**. 2014 Mar-Apr;18(2):183-90. <https://doi.org/10.1590/S1413-35552012005000145>
- ANDRADE, A. O. et al. Pelvic movement variability of healthy and unilateral hip joint involvement individuals. **Biomedical Signal Processing and Control**, v. 32, p. 10–19, 2017. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2016.10.008>
- BLOOM, D. E.; LUCA, D. L. **The Global Demography of Aging: Facts, Explanations, Future**. 1. ed. [s.l.] Elsevier B.V., 2016. v. 1. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2834213>
- BRAVI, A.; LONGTIN, A.; SEELY, A. J. E. Review and classification of variability analysis techniques with clinical applications. **BioMedical Engineering Online**, v. 10, n. 1, p. 90, 2011. <https://doi.org/10.1186/1475-925X-10-90>
- BUTT, A. H. et al. Biomechanical parameter assessment for classification of Parkinson's disease on clinical scale. **International Journal of Distributed Sensor Networks**, v. 13, n. 5, 2017. <https://doi.org/10.1177/1550147717707417>
- CARMELI, E.; PATISH, H.; COLEMAN, R. The aging hand. **Journal of Gerontology**, v. 58, n. 2, p. 7146–152, 2003. <https://doi.org/10.1093/gerona/58.2.M146>

CAVALHEIRO, G. L. et al. Study of age-related changes in postural control during quiet standing through linear discriminant analysis. **Biomedical engineering online**, v. 8, p. 35, 2009. <https://doi.org/10.1186/1475-925X-8-35>

CHATTERJEE, I. et al. Statistics-Based Outlier Detection and Correction Method for Amazon Customer Reviews. **Entropy**, v. 23, n. 12, 2021. <https://doi.org/10.3390/e23121645>

CHEN, W. et al. Measuring complexity using FuzzyEn, ApEn, and SampEn. **Medical Engineering and Physics**, v. 31, n. 1, p. 61–68, 2009. <https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2008.04.005>

CLOUSTON, S. A. P. et al. The dynamic relationship between physical function and cognition in longitudinal aging cohorts. **Epidemiologic Reviews**, v. 35, n. 1, p. 33–50, 2013. <https://doi.org/10.1093/epirev/mxs004>

COLLOCA, G. et al. Biological and Functional Biomarkers of Aging: Definition, Characteristics, and How They Can Impact Everyday Cancer Treatment. **Current Oncology Reports**, v. 22, n. 11, 2020. <https://doi.org/10.1007/s11912-020-00977-w>

CURY, L. K. P. **Análise da Correlação dos Sinais Eletromiográficos e da Acelerometria do Tremor Fisiológico em Diferentes Faixas Etárias Análise da Correlação dos Sinais Eletromiografia**. 2011.

DAI, H.; LIN, H.; LUETH, T. C. Quantitative assessment of parkinsonian bradykinesia based on an inertial measurement unit. **BioMedical Engineering OnLine**, v. 14, n. 1, p. 68, 12 dez. 2015. <https://doi.org/10.1186/s12938-015-0067-8>

DOBROWOLNY, G. et al. Age-Related Alterations at Neuromuscular Junction: Role of Oxidative Stress and Epigenetic Modifications. **Cells**, v. 10, p. 1307, 2021. <https://doi.org/10.3390/cells10061307>

ESTEBSARI, F. et al. The Concept of Successful Aging: A Review Article. **Current aging science**, v. 13, n. 1, p. 4–10, 28 out. 2020. <https://doi.org/10.2174/1874609812666191023130117>

FALCK, R. S. et al. Impact of exercise training on physical and cognitive function among older adults: a systematic review and meta-analysis. **Neurobiology of Aging**, v. 79, p. 119–130, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.neurobiolaging.2019.03.007>

FONER, S. Versatile and Sensitive Vibrating Sample Magnetometer. **American Institute of Physics**, v. 548, n. May 2012, 1959. <https://doi.org/10.1063/1.1716679>

FRADEN, J. **Handbook of Modern Sensors**. 4. ed. [s.l: s.n.].

FROLOV, N. S. et al. Age-related slowing down in the motor initiation in elderly adults. **PLoS ONE**, v. 15, n. 9 September, p. 1–18, 2020. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0233942>

GARCIA, M. A. C.; VIEIRA, T. M. M. Surface electromyography: Why, when and how to use it ARTÍCULO. **Medicina del Deporte**, v. 4, n. 1, p. 17–28, 2011.

GOECKS, J. et al. **How Machine Learning Will Transform Biomedicine**. CellCell Press, 2 abr. 2020. <https://doi.org/10.1016/j.cell.2020.03.022>

GOLDSMITH, T. C. **The Evolution of Aging 3rd ed.** [s.l: s.n.].

GONZALES, M. M. et al. Biological aging processes underlying cognitive decline and neurodegenerative disease. **Journal of Clinical Investigation**, v. 132, n. 10, 2022. <https://doi.org/10.1172/JCI158453>

GROSS, V. et al. The relationship between normal lung sounds, age, and gender. **American Journal of Respiratory and Critical Care Medicine**, v. 162, n. 3 I, p. 905–909, 2000. <https://doi.org/10.1164/ajrccm.162.3.9905104>

GRUSS, S. et al. Pain intensity recognition rates via biopotential feature patterns with support vector machines. **PLoS ONE**, v. 10, n. 10, p. 1–14, 2015. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0140330>

GUARENTE, L. P.; SIMIC, P.; ROGERS, K. **Aging | Definition, Process, & Effects | Britannica**. Disponível em: <<https://www.britannica.com/science/aging-life-process>>. Acesso em: 13 abr. 2023.

HAMACHER, D. et al. Towards clinical application: Repetitive sensor position recalibration for improved reliability of gait parameters. **Gait & Posture**, v. 39, n. 4, p. 1146–1148, 2014. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2014.01.020>

HARBOURNE, R. T.; STERGIOU, N. Movement variability and the use of nonlinear tools: Principles to guide physical therapist practice. **Physical Therapy**, v. 89, n. 3, p. 267–282, 2009. <https://doi.org/10.2522/ptj.20080130>

HARMAN, D. The aging process. **Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America**, v. 78, n. 11, p. 7124–7128, 1981. <https://doi.org/10.1073/pnas.78.11.7124>

HOOGENDAM, Y. Y. et al. Older age relates to worsening of fine motor skills: A population based study of middle-aged and elderly persons. **Frontiers in Aging Neuroscience**, v. 6, n. SEP, p. 1–7, 2014. <https://doi.org/10.3389/fnagi.2014.00259>

INCEL, N. A. et al. The geriatric hand: Correlation of hand-muscle function and activity restriction in elderly. **International Journal of Rehabilitation Research**, v. 32, n. 3, p. 213–218, 2009. <https://doi.org/10.1097/MRR.0b013e3283298226>

JEON, H. et al. Automatic classification of tremor severity in Parkinson's disease using a wearable device. **Sensors (Switzerland)**, v. 17, n. 9, p. 1–14, 2017. <https://doi.org/10.3390/s17092067>

KALISCH, T. et al. Age-related attenuation of dominant hand superiority. **PLoS ONE**, v. 1, n. 1, 2006. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0000090>

KHALILI, Z.; MORADI, M. H. Emotion recognition system using brain and peripheral signals: Using correlation dimension to improve the results of EEG. **Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks**, n. August, p. 1571–1575, 2009. <https://doi.org/10.1109/IJCNN.2009.5178854>

KHANAM, F.; AHMAD, M. Frequency based EMG power spectrum analysis of Salat associated muscle contraction. **ICEEE 2015 - 1st International Conference on Electrical and Electronic Engineering**, n. November, p. 161–164, 2016. <https://doi.org/10.1109/CEEE.2015.7428245>

KIM, J. et al. Analysis of Machine Learning-Based Assessment for Elbow Spasticity Using Inertial Sensors. **Sensors** 2020, v. 20, p. 1–15, 2020. <https://doi.org/10.3390/s20061622>

KING, L. A. et al. Instrumenting the Balance Error Scoring System for Use With Patients Reporting Persistent Balance Problems After Mild Traumatic Brain Injury. **Archives of Physical Medicine and Rehabilitation**, v. 95, n. 2, p. 353–359, 2014. <https://doi.org/10.1016/j.apmr.2013.10.015>

KITANI, E. C. **ANÁLISE DE DISCRIMINANTES LINEARES PARA MODELAGEM E RECONSTRUÇÃO DE IMAGENS DE FACES.** [s.l.] Centro Universitário da FEI como, 2007.

KOTSIANTIS, S. B. Supervised Machine Learning: A Review of Classification Techniques. **Informativa**, v. 31, p. 249–268, 2007.

KUROIWA, T. et al. A new method of measuring the thumb pronation and palmar abduction angles during opposition movement using a three-axis gyroscope. **Journal of Orthopaedic Surgery and Research**, v. 3, p. 17–21, 2018. <https://doi.org/10.1186/s13018-018-0999-3>

KYRITSIS, K. et al. Assessment of real life eating difficulties in Parkinson's disease patients by measuring plate to mouth movement elongation with inertial sensors. **Scientific Reports**, p. 1–14, 2021. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-80394-y>

LEINER, T. et al. **Machine learning in cardiovascular magnetic resonance: Basic concepts and applications.** **Journal of Cardiovascular Magnetic Resonance** BioMed Central Ltd., 7 out. 2019. <https://doi.org/10.1186/s12968-019-0575-y>

LIN, B. S. et al. The impact of aging and reaching movements on grip stability control during manual precision tasks. **BMC Geriatrics**, v. 21, n. 1, p. 1–12, 2021. <https://doi.org/10.1186/s12877-021-02663-3>

LIU, C. JU et al. Predicting hand function in older adults: evaluations of grip strength, arm curl strength, and manual dexterity. **Aging Clinical and Experimental Research**, v. 29, n. 4, p. 753–760, 2017. <https://doi.org/10.1007/s40520-016-0628-0>

MACHADO, A. R. P. et al. Feature visualization and classification for the discrimination between individuals with Parkinson's disease under levodopa and DBS treatments. **BioMedical Engineering OnLine**, v. 15, n. 1, p. 169, dez. 2016. <https://doi.org/10.1186/s12938-016-0290-y>

MAENAKA, K. **MEMS Inertial Sensors and Their Applications.** 2008 5th International Conference on Networked Sensing Systems. **Anais...**2008.

MANDIĆ-RAJČEVIĆ, S.; COLOSIO, C. Methods for the Identification of Outliers and Their Influence on Exposure Assessment in Agricultural Pesticide Applicators: A

Proposed Approach and Validation Using Biological Monitoring. **Toxics**, v. 7, n. 3, jul. 2019. <https://doi.org/10.3390/toxics7030037>

MANSUR, P. H. G. et al. A Review on Techniques for Tremor Recording and Quantification. **Critical Reviews in Biomedical Engineering**, v. 35, n. 5, p. 343–362, 2007. <https://doi.org/10.1615/CritRevBiomedEng.v35.i5.10>

MARTINS, S. **Kinect - Innovative Face Recognition System Kinect - Innovative Face Recognition System**. [s.l.] Universidade do Porto, 2013.

MENG, L. et al. The role of surface electromyography in data fusion with inertial sensors to enhance locomotion recognition and prediction. **Sensors**, v. 21, n. 18, 2021. <https://doi.org/10.3390/s21186291>

MOHSIN ABDULAZEEZ, A. et al. **Machine Learning Supervised Algorithms of Gene Selection: A Review**. [s.l.: s.n.]. Disponível em: <<https://www.researchgate.net/publication/341119469>>.

NATIONS, United. World Population Prospects 2019.

O'Brien MK, Hidalgo-Araya MD, Mummidisetty CK, Vallery H, Ghaffari R, Rogers JA, Lieber R, Jayaraman A. Augmenting Clinical Outcome Measures of Gait and Balance with a Single Inertial Sensor in Age-Ranged Healthy Adults. **PERE** 2019 Oct 18;19(20):4537. <https://doi.org/10.3390/s19204537>

OLIVEIRA, A. S. et al. The cognitive complexity of concurrent cognitive-motor tasks reveals age-related deficits in motor performance. **Scientific Reports**, v. 8, n. March, p. 1–11, 2018. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-24346-7>

OLIVEIRA, H. N. DE. **Compressão de Sinais Biomédicos**. [s.l.] Universidade Federal da Paraíba, 2016.

PALMES, P. et al. Pattern mining of multichannel sEMG for tremor classification. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 57, n. 12, p. 2795–2805, 2010. <https://doi.org/10.1109/TBME.2010.2076810>

PAPEGAAIJ, S. et al. Aging causes a reorganization of cortical and spinal control of posture. **Frontiers in Aging Neuroscience**, v. 6, n. MAR, p. 1–15, 2014. <https://doi.org/10.3389/fnagi.2014.00028>

Park JH, Mancini M, Carlson-Kuhta P, Nutt JG, Horak FB. Quantifying effects of age on balance and gait with inertial sensors in community-dwelling healthy adults. **Exp Gerontol**. 2016 Dec 1;85:48-58. <https://doi.org/10.1016/j.exger.2016.09.018>

PARNANDI, A. et al. The Pragmatic Classification of Upper Extremity Motion in Neurological Patients: A Primer. **Frente. Neurol.**, v. 10, n. September, 2019. <https://doi.org/10.3389/fneur.2019.00996>

PERES, L. B. et al. Discrimination between healthy and patients with Parkinson's disease from hand resting activity using inertial measurement unit. **BioMedical Engineering OnLine**, v. 20, n. 1, p. 50, 2021. <https://doi.org/10.1186/s12938-021-00888-2>

PETHICK, J.; TAYLOR, M. J. D.; HARRIDGE, S. D. R. **Aging and skeletal muscle force control: Current perspectives and future directions. Scandinavian Journal of Medicine and Science in Sports** John Wiley and Sons Inc., 2022. <https://doi.org/10.1111/sms.14207>

PICOLI, T. DA S.; FIGUEIREDO, L. L. DE; PATRIZZI, L. J. Sarcopenia e envelhecimento. **Fisioterapia do Movimento**, v. 24, n. 3, p. 455–462, 2011. <https://doi.org/10.1590/S0103-51502011000300010>

PINCUS, S. M. Approximate entropy as a measure of system complexity. **Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America**, v. 88, n. 6, p. 2297–2301, 1991. <https://doi.org/10.1073/pnas.88.6.2297>

PINEDA-JARAMILLO, J. D. A review of machine learning (ML) algorithms used for modeling travel mode choice. **DYNA (Colombia)**, v. 86, n. 211, p. 32–41, 1 out. 2019. <https://doi.org/10.15446/dyna.v86n211.79743>

PINTO, J. F. **Magnetometria por Efeito Hall**. [s.l.] UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO, 2010.

POULTON, E. On prediction in skilled movements. *Psychological Bulletin*, v. 54, n.6, p.467, 1957. ISS 1939-14555. <https://doi.org/10.1037/h0045515>

RAHLF, A. L. et al. Validity and Reliability of an Inertial Sensor-Based Knee Proprioception Test in Younger vs. Older Adults. **Frontiers in sports and active living**, v. 1, p. 27, 2019. <https://doi.org/10.3389/fspor.2019.00027>

RIBEIRO, L. et al. Analysis of the relationship between EEG signal and aging through Linear Discriminant Analysis (LDA). **Revista Brasileira de Engenharia Biomedica**, v. 28, p. 155–168, 2012.

RIZON, M. M. M. Feature Extraction Methods for Human Emotion Recognition using EEG - A Study. **Conference: Malaysia-Japan International Symposium Advanced Technology**, n. July 2017, 2007.

ROSS, G. B. et al. Classifying Elite From Novice Athletes Using Simulated Wearable Sensor Data. **Front Bioeng Biotechnol**, v. 8, n. August, p. 1–10, 2020. <https://doi.org/10.3389/fbioe.2020.00814>

SARAIVA, F.; MARRANGHELLO, G. F. Propriedades de um acelerômetro eletrônico e possibilidades de uso no ensino de mecânica. **Lat. Am. J. Phys. Educ**, v. 7, p. 37–46, 2013.

SCHWESIG, R. et al. Inertial sensor based reference gait data for healthy subjects. **Gait & Posture**, v. 33, n. 4, p. 673–678, 2011. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2011.02.023>

SCHWICKERT, L. et al. Inertial Sensor Based Analysis of Lie-to-Stand Transfers in Younger and Older Adults. **Sensors (Basel, Switzerland)**, v. 16, n. 8, ago. 2016. <https://doi.org/10.3390/s16081277>

SEELY, A. J. E.; MACKLEM, P. T. Complex systems and the technology of variability analysis. **Critical Care**, v. 8, n. 6, p. R367–R384, 2004. <https://doi.org/10.1186/cc2948>

SHEEHAN, K. J. et al. Early identification of declining balance in higher functioning older adults, an inertial sensor based method. **Gait & Posture**, v. 39, n. 4, p. 1034–1039, 2014. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2014.01.003>

SIDEY-GIBBONS, J. A. M.; SIDEY-GIBBONS, C. J. Machine learning in medicine: a practical introduction. **BMC Medical Research Methodology**, v. 19, n. 1, 19 mar. 2019. <https://doi.org/10.1186/s12874-019-0681-4>

SILVA, G. L. et al. Assessment of the performance of classifiers in the discrimination of healthy adults and elderly individuals through functional fitness tasks. **Research on Biomedical Engineering**, v. 39, n. 1, p. 245–258, 2023. <https://doi.org/10.1007/s42600-023-00271-1>

SKM, V. et al. Age effects on rotational hand action. **Human Movement Science**, v. 31, n. 3, p. 502–518, 2012. <https://doi.org/10.1016/j.humov.2011.07.005>

SKRZEK, A. et al. Fine motor skills of the hands in Polish and Czech female senior citizens from different backgrounds. **Aging Clinical and Experimental Research**, v. 27, n. 4, p. 491–498, 2015. <https://doi.org/10.1007/s40520-014-0299-7>

SMITH, C. D. et al. Critical decline in fine motor hand movements in human aging. **Neurology**, v. 53, n. 7, p. 1458, 2 ago. 1999. <https://doi.org/10.1212/WNL.53.7.1458>

STANČIĆ, I. et al. Comparison and Evaluation of Machine Learning-Based Classification of Hand Gestures Captured by Inertial Sensors. **Computation**, v. 10, n. 9, 1 set. 2022. <https://doi.org/10.3390/computation10090159>

STERGIOU, N.; DECKER, L. M. Human movement variability, nonlinear dynamics, and pathology: Is there a connection? **Human Movement Science**, v. 30, n. 5, p. 869–888, 2011. <https://doi.org/10.1016/j.humov.2011.06.002>

STERGIOU, N.; HARBOURNE, R. T.; CAVANAUGH, J. T. Optimal Movement Variability. **Journal of Neurologic Physical Therapy**, v. 30, n. 3, p. 120–129, 2006. <https://doi.org/10.1097/01.NPT.0000281949.48193.d9>

STÖCKEL, T.; WUNSCH, K.; HUGHES, C. M. L. Age-related decline in anticipatory motor planning and its relation to cognitive and motor skill proficiency. **Frontiers in Aging Neuroscience**, v. 9, n. SEP, p. 1–12, 2017. <https://doi.org/10.3389/fnagi.2017.00283>

TEIXEIRA, L. A. Declínio de desempenho motor no envelhecimento é específico à tarefa. **Rev Bra Med Esporte**, v. 12, n. 11, p. 351–355, 2006. <https://doi.org/10.1590/S1517-86922006000600010>

THARWAT, A. et al. Linear discriminant analysis: A detailed tutorial. **AI Communications**, v. 30, p. 169–190, 2017. <https://doi.org/10.3233/AIC-170729>

VAKMAN, D. E.; VAINSHTEIN, L. A. Amplitude, phase, frequency - fundamental concepts of oscillation theory. **Sov. Phys. Usb**, v. 20, p. 12, 1977. <https://doi.org/10.1070/PU1977v020n12ABEH005479>

VAN DEN NOORT, J. C. et al. Measuring 3D Hand and Finger Kinematics-A Comparison between Inertial Sensing and an Opto-Electronic Marker System. **PloS one**, v. 11, n. 11, p. e0164889, 2016. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0164889>

VINUTHA, H. P.; POORNIMA, B.; SAGAR, B. M. **Detection of Outliers Using Interquartile Range Technique from Intrusion Dataset**. (S. C. Satapathy et al., Eds.) Proceedings of the 6th International Conference on FICTA. **Anais...**Singapore: Springer Singapore, 2018. https://doi.org/10.1007/978-981-10-7563-6_53

VOELCKER-REHAGE, C. Motor-skill learning in older adults — a review of studies on age-related differences. **Eur Rev Aging Phys Act**, p. 5–16, 2008. <https://doi.org/10.1007/s11556-008-0030-9>

WANG, X.; BAI, Y. The global Minmax k-means algorithm. **SpringerPlus**, v. 5, n. 1, 1 dez. 2016. <https://doi.org/10.1186/s40064-016-3329-4>

WHO. **Active Ageing - A Policy Framework**. 2015.

ZAPPAROLI, L.; MARIANO, M.; PAULESU, E. How the motor system copes with aging: a quantitative meta-analysis of the effect of aging on motor function control. **Communications Biology**, v. 5, n. 1, 1 dez. 2022. <https://doi.org/10.1038/s42003-022-03027-2>

ZARUZ, M. J. F. **Caracterização de tarefa motora estática e cinética de antebraço e mão de indivíduos hígidos**. [s.l.] Universidade Federal de Uberlândia, 2016.

ZHANG, Y. et al. Research on GA-SVM based head-motion classification via mechanomyography feature analysis. **Sensors (Switzerland)**, v. 19, n. 9, 2019. <https://doi.org/10.3390/s19091986>