

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
Escola de Engenharia
Programa de Pós-graduação em Engenharia Mecânica

Wellingtânia Domingos Dias

**DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA PARA ANÁLISE E RECONHECIMENTO
DE PADRÕES DE MARCHA HUMANA COM APLICAÇÃO DE ALGORITMOS DE
CLUSTERING**

Belo Horizonte

2024

Wellingtânia Domingos Dias

**DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA PARA ANÁLISE E RECONHECIMENTO
DE PADRÕES DE MARCHA HUMANA COM APLICAÇÃO DE ALGORITMOS DE
CLUSTERING**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito parcial à obtenção do título de Doutora em Engenharia Mecânica.

Área de concentração: Bioengenharia

Orientador: Prof. Dr. Rudolf Huebner

Coorientador: Prof. Dr. Meinhard Sesselmann

Coorientadora: Profa. Dra. Renata Kirkwood

Belo Horizonte

2024

D541 d	<p>Dias, Wellingtânia Domingos. Desenvolvimento de um sistema para análise e reconhecimento de padrões de marcha humana com aplicação de algoritmos de clustering [recurso eletrônico] / Wellingtânia Domingos Dias. - 2024. 1 recurso online (159 f.: il.,color.) : pdf.</p> <p>Orientador: Rudolf Huebner. Coorientadores: Meinhard Sesselmann, Renata Kirkwood.</p> <p>Tese (doutorado) - Universidade Federal de Minas Gerais, Escola de Engenharia.</p> <p>Apêndices e anexos: f. 146-159.</p> <p>Bibliografia: f. 131-145.</p> <p>1. Engenharia mecânica - Teses. 2. Bioengenharia - Teses. 3. Marcha humana - Teses. 4. Reconhecimento de padrões - Teses. I. Huebner, Rudolf. II. Sesselmann, Meinhard. III. Kirkwood, Renata Noce. IV. Universidade Federal de Minas Gerais. Escola de Engenharia. V. Título.</p> <p style="text-align: right;">CDU: 621(043)</p>
--------	---



UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
ESCOLA DE ENGENHARIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA

FOLHA DE APROVAÇÃO

DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA PARA ANÁLISE E RECONHECIMENTO DE PADRÕES DE MARCHA HUMANA COM APLICAÇÃO DE ALGORITMOS DE CLUSTERING

WELLINGTÂNIA DOMINGOS DIAS

Tese submetida à Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica da Universidade Federal de Minas Gerais, constituída pelos Professores Dr. Rudolf Huebner (Orientador - Departamento de Engenharia Mecânica-UFMG), Dra. Renata Noce Kirkwood (Coorientadora - McMaster University-Canadá), Dr. Cleudmar Amaral de Araújo (Universidade Federal de Uberlândia-UFU), Dr. Luciano Luporini Menegaldo (Universidade Federal do Rio de Janeiro-UFRJ), Dr. Pedro Americo Almeida Magalhães Junior (Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais-PUC-MINAS) e Dr. Claysson Bruno Santos Vimieiro (Departamento de Engenharia Mecânica-UFMG), como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de "Doutora em Engenharia Mecânica", na área de concentração de "Bioengenharia".

Tese aprovada no dia 18 de dezembro de 2024.

Por:



Documento assinado eletronicamente por **Rudolf Huebner, Presidente de comissão**, em 12/01/2025, às 10:41, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Claysson Bruno Santos Vimieiro, Professor do Magistério Superior**, em 14/01/2025, às 17:54, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Cleudmar Amaral de Araújo, Usuário Externo**, em 27/01/2025, às 17:52, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Pedro Américo Almeida Magalhães Júnior, Usuário Externo**, em 28/01/2025, às 07:32, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).

Documento assinado eletronicamente por **Renata Noce Kirkwood, Usuária Externa**, em



29/01/2025, às 23:06, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Luciano Luporini Menegaldo, Usuário Externo**, em 30/01/2025, às 11:22, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://sei.ufmg.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **3860099** e o código CRC **F0A3AA65**.

Ao Professor Marcos Pinotti Barbosa, in
memoriam, por seu legado.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus por Sua presença constante em todos os momentos dessa jornada, guiando-me com sabedoria e força.

Sou profundamente grata à minha mãe, cuja dedicação, amor e sabedoria foram fundamentais em cada etapa deste processo. À minha irmã, aos meus irmãos e sobrinhos, pelo apoio incondicional e companheirismo, que me deram forças para continuar, especialmente nos momentos mais desafiadores. Ao meu pai (in memoriam), cuja lembrança e ensinamentos permanecem vivos em mim. Juntos, formaram a base sólida que sustenta minha caminhada.

Expresso minha sincera gratidão aos meus orientadores, **Rudolf Huebner**, **Meinhard Sesselmann** e **Renata Kirkwood**, pelo valioso apoio e orientação ao longo de toda a minha trajetória acadêmica.

Aos membros da minha equipe técnica, formada por profissionais altamente qualificados e comprometidos, agradeço pelas contribuições imprescindíveis para o sucesso deste trabalho. São eles: **Iury Cardoso Brito**, **Ivo Oliveira Capanema**, **Vitor Archanjo Chaves**, **Matheus de Miranda Novelli**, **Thales Pereira Tenebra**, **João Pedro de Miranda**, **Giusepe Tonete Guimarães**, **Álvaro Benício Miranda de Paiva**, **Allan Almeida de Oliveira**, **Tiago Felipe Miranda**, **Matheus Philippe de Matos Santos** e **Leticia Pinheiro Guimarães**.

Agradeço ao **Professor Frederico Coelho**, do Departamento de Engenharia Eletrônica (DELT), Escola de Engenharia da UFMG por seu apoio e conhecimento, que foram essenciais para superar desafios e aprimorar a qualidade da pesquisa.

Aos meus colegas do **Laboratório de Bioengenharia (LABBIO)**, sou grata pelo companheirismo e pelas experiências compartilhadas. Também agradeço ao **Professor Claysson Vimieiro**, por suas valiosas contribuições e apoio contínuo ao longo de minha jornada acadêmica.

Minha gratidão se estende aos membros do **Laboratório de Análise de Movimento (LAM)** da **Escola de Educação Física, Fisioterapia e Terapia Ocupacional** da UFMG, pelo suporte técnico e pelos conselhos que enriqueceram esta pesquisa.

Aos colaboradores do **Centro de Estudos Aeronáuticos (CEA-UFMG)**, especialmente ao técnico **Marcos**, agradeço pela cooperação constante e sempre prestativa.

Aos integrantes do **Centro de Tecnologia da Mobilidade da UFMG (CTM)**, expresso minha gratidão pelo auxílio sempre que necessário, fundamental para o desenvolvimento desta pesquisa.

À **Marina**, secretária da Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, e à **Cida**, secretária do **Lab.Bio-UFMG**, sou grata pelo apoio administrativo e pela amizade que tornaram essa jornada mais leve e produtiva.

Reconheço a liderança e o suporte constante dos **coordenadores do programa**, que estiveram à frente durante minha trajetória acadêmica, contribuindo significativamente para o sucesso do curso.

Aos membros do **colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica**, agradeço pela dedicação e pelos esforços para a excelência do programa, o que me proporcionou as condições ideais para a realização deste trabalho.

A **Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG)** merece meu mais profundo reconhecimento por fornecer uma infraestrutura de excelência, essencial para o desenvolvimento e sucesso desta pesquisa. O ambiente interdisciplinar, aliado à disponibilidade de recursos técnicos e humanos, foi determinante para a realização deste projeto.

Minha gratidão vai também para os **participantes do estudo**, cuja colaboração foi indispensável para a obtenção dos resultados apresentados e para o aprimoramento contínuo da tecnologia.

Gostaria de reconhecer, ainda, o trabalho silencioso e incansável dos **porteiros, seguranças, equipe de limpeza, pessoal de manutenção e manutenção especializada**, além dos **setores administrativos** da universidade. Sua dedicação garantiu que o ambiente de trabalho fosse seguro e organizado durante toda a realização deste projeto.

Um agradecimento especial ao **Professor Marcos Pinotti**, *in memoriam*, cuja orientação, presença e contribuições intelectuais foram marcantes para minha formação. Sua partida deixa uma lacuna, mas seu legado continuará a nos inspirar.

À **Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES)**, agradeço pelo apoio, por meio do Código de Financiamento 001. Além disso, expressei minha gratidão pelo financiamento adicional pelo **Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq)**, Processo nº 142163/2018-0.

Agradeço a mim mesma pela dedicação, resiliência e determinação ao longo desta jornada. Mais que um desafio intelectual, foi um percurso de aprendizado, superação e crescimento. Cada etapa fortaleceu minha paixão pela ciência e meu compromisso com o conhecimento. Ao olhar para trás, sinto gratidão pelo caminho percorrido e motivação para continuar em busca de novas descobertas e contribuições para a sociedade, sempre guiada pela curiosidade, empenho e propósito.

Gratidão!

EQUIPE DE DESENVOLVIMENTO

A equipe envolvida no desenvolvimento do sistema de análise de marcha foi composta por profissionais de diversas áreas, como engenharia, tecnologia da informação e fisioterapia, cujas contribuições foram fundamentais para o sucesso deste projeto.

Gestora do Projeto:

Wellingtânia Domingos Dias — Mestre em Engenharia Mecânica

Equipe Técnica:

Iury Cardoso Brito — Engenheiro de Controle e Automação

Ivo Oliveira Capanema — Engenheiro de Controle e Automação

Vitor Archanjo Chaves — Engenheiro de Sistemas

Matheus de Miranda Novelli — Engenheiro de Controle e Automação

Thales Pereira Tenebra — Engenheiro de Sistema

João Pedro de Miranda — Engenheiro de Sistemas

Tiago Felipe Miranda — Engenheiro Elétrico e Eletrônico

Matheus Philippe de Matos Santos — Engenheiro Elétrico

Álvaro Benício Miranda de Paiva — Engenheiro Mecânico

Allan Almeida de Oliveira — Engenheiro Mecânico

Giusepe Tonete Guimarães — Engenheiro Mecânico

Letícia Pinheiro Guimarães — Engenheira Mecânica

Orientador:

Dr. Rudolf Huebner

Coorientadores:

Dr. Meinhard Sesselmann

Dra. Renata Kirkwood - **Fisioterapeuta**

Cada integrante da equipe aplicou seu conhecimento e expertise para garantir o desenvolvimento bem-sucedido da Tecnologia de Análise de Marcha, denominada GAITWell®.

Local de Desenvolvimento:

Universidade Federal de Minas Gerais, Escola de Engenharia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, **Laboratório de Bioengenharia** (lab.bio).

Endereço: Avenida Antônio Carlos, 6627, Pampulha, 31270-901, Belo Horizonte, MG, Brasil.

“O progresso da ciência depende de novas técnicas, novos instrumentos e novas descobertas e nova ideias” (*Sydney Brenner*).

“Aquilo que não se pode medir, não se pode melhorar” (*William Thomson, Lord Kelvin*).

RESUMO

Este estudo apresenta o desenvolvimento do GAITWell, um sistema de análise da marcha humana baseado em sensores binários e algoritmos de clustering. O sistema foi projetado para identificar e classificar padrões de marcha com base em variáveis espaço-temporais, oferecendo resultados automáticos. O GAITWell visa superar as limitações das tecnologias tradicionais, como altos custos e baixa acessibilidade, oferecendo uma alternativa viável para países de renda média e baixa. Os sistemas de análise da marcha fornecem informações valiosas sobre os padrões locomotores, imprescindíveis para o diagnóstico e tratamento de distúrbios, o que justifica o desenvolvimento do GAITWell. O objetivo deste estudo foi desenvolver e implementar um sistema de análise da marcha utilizando sensores binários (níveis lógicos 0 e 1) e algoritmos de clustering para identificar padrões locomotores. O GAITWell integra módulos de aquisição de dados, controle, segmentação de pegadas, armazenamento em banco de dados e interface gráfica para aplicação clínica. O software foi desenvolvido em C# (.NET Framework), com armazenamento em SQLite. O hardware é composto por sensores dispostos em placas de 44 × 37 cm (matriz 11 × 7, com espaçamento de 4 cm), projetadas para capturar os eventos da marcha e integradas ao sistema para análise. A confiabilidade teste-reteste foi avaliada por meio do coeficiente de correlação intraclassa (ICC), erro padrão da média (SEM) e gráficos de Bland-Altman. A validade concorrente foi estabelecida comparando-se o GAITWell ao Qualisys Pro-Reflex. Os resultados indicaram alta precisão na identificação das passadas, com correlações moderadas a altas para a maioria das variáveis da marcha. No entanto, o comprimento do passo apresentou correlação inferior ($r = 0,360$, $p < 0,05$). O ICC2,1 mostrou concordância moderada a boa para a maioria das variáveis, exceto para o tempo de duplo apoio, cadência e base de suporte, que apresentaram concordância inferior, indicando a necessidade de aprimoramentos. O estudo envolveu 38 adultos saudáveis (idade média de 33,2 anos, DP 13,0; IMC médio de 26,6 kg/m², DP 5,4). Apesar da alta precisão na identificação de pegadas, algumas variáveis apresentaram menor concordância, sugerindo a necessidade de aprimoramento na captação dos eventos da marcha. A análise revelou que a resolução dos sensores impacta diretamente a acurácia na determinação das variáveis espaço-temporais. Para mitigar essa limitação, foi analisado o impacto do aumento da resolução dos sensores para 1,2 cm × 1,2 cm, o que reduziria o erro de medição de 2 cm para 0,6 cm, representando uma redução teórica de 70%. O GAITWell apresenta grande potencial para aplicações clínicas e pesquisas, especialmente em ambientes com recursos limitados, como clínicas de reabilitação e instituições para idosos. Sua portabilidade, modularidade e eficiência na coleta de dados o tornam uma alternativa rápida e acessível em comparação com métodos tradicionais. Para aprimorar sua precisão e aplicabilidade, recomenda-se a utilização de sensores de maior resolução e a realização de novas validações com diferentes perfis populacionais. Além disso, sua escalabilidade e integração com outros sistemas ampliam seu potencial de aplicação em diferentes contextos clínicos e de pesquisa. Com esses aprimoramentos, o GAITWell tem o potencial de reduzir custos e promover maior acessibilidade no diagnóstico e acompanhamento de distúrbios da marcha.

Palavras-chave: marcha humana; análise da marcha; características espaço-temporais; métodos de *clustering*; sensores discretos.

ABSTRACT

This study presents the development of GAITWell, a human gait analysis system based on binary sensors and clustering algorithms. The system was designed to identify and classify gait patterns based on spatiotemporal variables, providing automatic results. GAITWell aims to overcome the limitations of traditional technologies, such as high costs and low accessibility, offering a viable alternative for middle- and low-income countries. Gait analysis systems provide valuable information on locomotor patterns, essential for diagnosing and treating disorders, which justifies the development of GAITWell. The objective of this study was to develop and implement a gait analysis system using binary sensors (logical levels 0 and 1) and clustering algorithms to identify locomotor patterns. GAITWell integrates data acquisition, control, footprint segmentation, database storage, and a graphical interface for clinical application. The software was developed in C# (.NET Framework) with SQLite storage. The hardware consists of sensors arranged on 44×37 cm plates (11×7 matrix with 4 cm spacing), designed to capture gait events and integrated into the system for analysis. Test-retest reliability was assessed using the intraclass correlation coefficient (ICC), standard error of measurement (SEM), and Bland-Altman plots. Concurrent validity was established by comparing GAITWell to Qualisys Pro-Reflex. The results indicated high accuracy in step identification, with moderate to high correlations for most gait variables. However, step length showed a lower correlation ($r = 0.360$, $p < 0.05$). The ICC_{2,1} demonstrated moderate to good agreement for most variables, except for double support time, cadence, and base of support, which exhibited lower agreement, indicating the need for improvements. The study involved 38 healthy adults (mean age: 33.2 years, SD 13.0; mean BMI: 26.6 kg/m², SD 5.4). Despite the high accuracy in footprint identification, some variables showed lower agreement, suggesting the need for improvement in gait event capture. The analysis revealed that sensor resolution directly impacts the accuracy of spatiotemporal variable determination. To mitigate this limitation, the impact of increasing sensor resolution to $1.2 \text{ cm} \times 1.2 \text{ cm}$ was analyzed, which would reduce measurement error from 2 cm to 0.6 cm, representing a theoretical reduction of 70%. GAITWell has great potential for clinical applications and research, especially in resource-limited environments such as rehabilitation clinics and elderly care institutions. Its portability, modularity, and efficiency in data collection make it a fast and accessible alternative compared to traditional methods. To enhance its accuracy and applicability, the use of higher-resolution sensors and further validations with different population profiles are recommended. Additionally, its scalability and integration with other systems expand its potential for application in various clinical and research contexts. With these improvements, GAITWell has the potential to reduce costs and promote greater accessibility in the diagnosis and monitoring of gait disorders.

Keywords: human gait; gait analysis; spatiotemporal characteristics; clustering methods; discrete sensors.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 — Esquema representativo adaptado do ciclo de marcha e as suas fases, (SOUSA e TAVARES, 2010).	31
Figura 2 — Representação adaptada da duração das diferentes fases do ciclo de marcha, (WHITTLE, 2002).	33
Figura 3 — Representação esquemática das dimensões da passada: comprimento do passo, comprimento da passada, largura da passada e ângulo do pé (ROSE; GAMBLE, 1998).	35
Figura 4 — Vista explodida da estrutura modular (placa eletromecânica) do sistema de análise da marcha humana (DIAS, 2017).	46
Figura 5 — Fluxograma de funcionamento do sistema de análise da marcha humana (DIAS, 2017; BRITO, 2019).	46
Figura 6 — Imagem representativa das fases do clustering, (CASTRO, 2003).	51
Figura 7 — Etapas na Análise de Cluster (XU e WUNSCH, 2009).	52
Figura 8 — Exemplos de regiões localizadas utilizando o DBSCAN, (OLIVEIRA & TORQUATO, 2004).	55
Figura 9 — Ilustração do algoritmo K-Means. (a) Dados de entrada bidimensionais com três grupos; (b) três pontos de semente selecionados como centros de cluster e atribuição inicial dos pontos de dados aos clusters; (c) e (d) iterações intermediárias que atualizam os rótulos dos clusters e seus centros; (e) Agrupamento final obtido pelo algoritmo K-Means na convergência (JAIN, 2010).	56
Figura 10 — Imagem representativa da composição da estrutura sanduíche do Hardware II (consulte o texto para explicação). A imagem foi criada pelo autor utilizando o software SolidWorks, versão 2018 (Dassault Systèmes, Vélizy-Villacoublay – França).	63
Figura 11 – A imagem mostra o Hardware II do sistema de análise da marcha.	64
Figura 12 — Diagrama da classe Usuario.	66
Figura 13 — Diagrama da classe Paciente.	66
Figura 14 — Diagrama da classe Leitura.	67
Figura 15 — Diagrama da classe EventoSensor.	68
Figura 16 — Diagrama da classe Passo.	68
Figura 17 — Propriedades e métodos da classe Resultado.	69
Figura 18 — Modelo entidade relacionamento das classes apresentadas (BRITO, 2019).	70
Figura 19 — Ícone exibido na área de trabalho: "GAITWell".	76
Figura 20 — Tela inicial de autenticação do sistema GAITWell.	76

Figura 21 — Tela de Início traz informações do sistema de análise da marcha GAITWell.	77
Figura 22 — Tela de cadastro de novos usuários.....	78
Figura 23 — Tela de Cadastro e edição de paciente.	79
Figura 24 —Tela de Gerenciamento de dados dá acesso a informações armazenadas ao banco de dados.	80
Figura 25 — Tela de Conexão, permite a comunicação com Hardware e Software. A partir da seleção de paciente.	81
Figura 26 — Tela de Resultados dá acesso a resultados processados após a marcha.	82
Figura 27 — Exemplo de contato completo e contato incompleto considerando as extremidades do dispositivo de análise da marcha.	86
Figura 28(A-D) — Vista panorâmica da área de teste, mostrando a configuração das câmeras e a passarela eletrônica GAITWell® posicionada sobre uma plataforma de madeira com duas plataformas de força embutidas. A imagem também ilustra a captura do ciclo da marcha pelas câmeras do sistema Qualisys, com ambos os pés em contato com o Hardware GAITWell® nas plataformas de força. A imagem foi criada pelo autor utilizando o software SolidWorks, versão 2018 (Dassault Systèmes, Vélizy-Villacoublay – França).	92
Figura 29 — Vista panorâmica do Laboratório LAM, indicando o Sistema Qualisys e o GAITWell preparados para o teste. Fonte: Autor.....	93
Figura 30 — Protocolo de colocação de marcadores passivos reflexivos na situação estática e dinâmica, definindo os segmentos perna e pé. Fonte: Autor.....	93
Figura 31 — Voluntário em posição ortostática sobre a região central da plataforma de força 1. Fonte: Autor.....	94
Figura 32(A-C) — Na imagem "A", são mostrados: em "1" e "4", a região de início e término do sistema GAITWell; e em "2" e "3", as regiões centrais das plataformas de força 1 e 2. Também em "A", o participante está posicionado para iniciar a coleta dinâmica. Nas imagens "B" e "C", são registrados os momentos em que o participante pisa próximo da região central das plataformas de força 1 e 2. Fonte: Autor.....	95
Figura 33(A e B) — Visualização do modelo de identificação automática das marcas, com coleta estática em "A" e coleta dinâmica em "B". Nesta figura, observa-se a porcentagem de marcadores visualizados ao longo do teste e os vetores de forças por plataforma. Fonte: Autor.	96
Figura 34 — Tela de Conexão do Sistema GAITWell. Fonte: Autor.	101
Figura 35 — Tela de Leitura: Tela de exibição das leituras efetuadas no sistema GAITWell após a filtragem. Fonte: Autor.....	101

Figura 36(A e B) — (A) Representação da pegada no momento em que o calcanhar do paciente não atingiu os limites de contorno do hardware. (B) Exibição dos resultados das características espaço-temporais e imagem do mapeamento do ciclo da marcha. Fonte: Autor.	102
Figura 37 — Exibição do resultado da análise reestruturada após a exclusão da primeira pegada com contato incompleto. Fonte: Autor.	103
Figura 38 — Tela de Dados Detalhados. Exibição pormenorizados dos dados da análise da marcha do indivíduo. Fonte: Autor.....	104
Figura 39 — Tela Gerenciamento de Dados. Fonte: Autor.....	104
Figura 40 — Tela Gerenciamento de Dados (Resultados): consulta dos resultados analisados, com opções para visualização e exportação. Fonte: Autor.....	105
Figura 41 — Tela de Usuários cadastrados no sistema. Fonte: Autor.	105
Figura 42 — Tela de Pacientes cadastrados no sistema. Fonte: Autor.....	106
Figura 43 — Agrupamento dos pontos utilizando k-means para diferentes valores de k. Cada cor representa um cluster, e os “xis” correspondem aos centróides dos clusters. Fonte: Autor.	108
Figura 44 — Partição inicial e final dos sensores, mostrando a distribuição dos pontos antes e após o agrupamento. Fonte: Autor.	109
Figura 45 — Efeito de ruídos nos acionamentos sobre o agrupamento k-means, destacando o impacto de pontos de dados nas extremidades das placas. Fonte: Autor.	110
Figura 46 — Efeito da alteração do parâmetro Eps: (a) Eps = 2; (b) Eps = 4; (c) Eps = 11. Fonte: Autor.....	111
Figura 47 — Distâncias dos pontos até o terceiro vizinho mais próximo. Fonte: Autor.	111
Figura 48 — Distância dos pontos até o 3.º vizinho mais próximo na presença de ruído (FIG. 5.12). Fonte: Autor.	112
Figura 49 — Identificação de ruídos nos acionamentos utilizando o método DBSCAN, onde o “xis” na cor branca configura o ruído identificado. Fonte: Autor.	112
Figura 50 — Análise de Bland-Altman para velocidade da marcha, comprimento do passo, tempo do ciclo e tempo de apoio, demonstrando a confiabilidade entre as visitas 1 (V1) e 2 (V2) para o sistema GAITWell. As variáveis correspondentes do sistema Qualisys estão incluídas para comparação visual.	119
Figura 51 — Resolução do sensor de 4 cm x 4 cm. A imagem foi criada pelo autor utilizando o software SolidWorks, versão 2018 (Dassault Systèmes, Vélizy-Villacoublay – França).....	120
Figura 52 — Resolução do sensor de 1,2 cm x 1,2 cm. A imagem foi criada pelo autor utilizando o software SolidWorks, versão 2018 (Dassault Systèmes, Vélizy-Villacoublay – França)...	121

Figura 53 — Gráficos de dispersão, Bland-Altman, histograma e boxplot comparando os comprimentos da passada medidos pelos sistemas GW e QL durante a visita 1.	123
Figura 54 Gráficos de dispersão, Bland-Altman, histograma e boxplot comparando os comprimentos da passada medidos pelos sistemas GW e QL durante a visita 1.	125
Figura 55 — Imagem esquemática da disposição das plataformas de força na área de teste do LAM. Fonte: Autor.....	150

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 — Menor distância entre <i>clusters</i> formados em função do número de grupos (k-means).....	108
Tabela 2 — Relação de dados estratégicos de cada pegada do resultado apresentado na Figura 36.	114
Tabela 3 — Média, desvio padrão e correlação das variáveis da marcha entre os sistemas GAITWell e Qualisys durante a primeira visita (n = 38).	117
Tabela 4 — Confiabilidade teste-reteste do sistema GAITWell (N=29).	118
Tabela 5 — O range, viés, erro absoluto médio e o erro absoluto percentual médio para o comprimento da passada (Cpa).	123
Tabela 6 — O range, viés, erro absoluto médio e o erro absoluto percentual médio para o tempo do ciclo (tc).....	124
Tabela 7 — coeficientes de correlação de Pearson (r) entre os sistemas GAITWell (GW) e Qualisys (QL) para as variáveis comprimento da passada e tempo do ciclo.	125
Tabela 8 — Dados antropométricos dos indivíduos testados.....	157

LISTA DE ALGORITMOS

Algoritmo 1 — Implementação do algoritmo K-Means.	73
Algoritmo 2 — Implementação do algoritmo DBSCAN.	74
Algoritmo 3 — Função responsável por encontrar os elementos de um cluster a partir de um ponto.	75

LISTA DE ABREVIATURAS

10MWT – Teste de caminhada de 10 metros

6MWT – Teste de caminhada de 6 metros

AVC – Acidente vascular cerebral

AVCs – Acidentes vasculares cerebrais

AVE – Acidente vascular encefálico

C – Cadência

C# – CSharp

CNNs – Redes convolucionais

Cpa – Comprimento da passada

CRUD – Create, Read, Update, Delete

DAO – Data Access Object

DA – Doença de Alzheimer

DBSCAN – Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise

DP – Doença de Parkinson

EQ – Equação

EMG – Eletromiografia

Eps – ϵ (Epsilon)

FH/TDD – Frequency Hopping/Time Division Duplex

GRFs – Forças de reação do solo

GUI – Interface gráfica de usuário

GW - GAITWell

IA – Inteligência Artificial

Id – Identificador

IMUs – Unidades de medição inercial

I²C – Inter-Integrated Circuit

kHz – Quilohertz

min – Minutos

MinPts – Mínimo de pontos

mm – Milímetro

ms – Milissegundos

MVC – Model-View-Presenter

m – Metros

m/s – Metros por segundo

μ s – Microssegundos

P – Passos

PCA – Componentes Principais

PTH – Pin Through Hole

QL - Qualisys

RNNs – Redes recorrentes

RX – Recepção

SGBDs – Sistema de Gerenciamento de Banco de Dados

SMD – Surface-Mounted Device

tc – Tempo do ciclo

t – Tempo

TUG – Timed Up and Go

USB - Universal Serial Bus

TX – Transmissão

V – Velocidade / Volts

VCC – Tensão de corrente contínua

Vc – Velocidade do ciclo

d – Distância percorrida

D – Distância

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	25
1.1	OBJETIVOS	26
1.1.2	<i>Objetivos Específicos</i>	27
1.2	<i>Justificativa</i>	27
	REFERENCIAL TEÓRICO	29
2	MARCHA HUMANA	30
2.1	CICLO DA MARCHA E SUAS FASES	31
2.2	ANÁLISE DA MARCHA HUMANA	33
2.2.1	<i>Características Espaço-Temporais da Marcha</i>	35
2.2.2	<i>Variabilidade da Marcha em Indivíduos Senescentes</i>	38
2.2.3	<i>Marcha Patológica</i>	39
2.2.4	<i>À Importância da Análise de Marcha</i>	42
2.3	MÉTODOS E SISTEMAS PARA ANÁLISE DAS CARACTERÍSTICAS ESPAÇO-TEMPORAIS DA MARCHA	43
2.3.1	<i>Métodos Tradicionais</i>	43
2.3.2	<i>Sistemas Instrumentados</i>	44
2.3.3	<i>Dispositivo para Quantificar os Parâmetros Espaço-Temporais da Marcha Humana</i>	45
2.4	ESTADO DA ARTE	47
2.4.1	<i>Tecnologias Disponíveis Comercialmente</i>	47
3	INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL E TÉCNICAS DE ANÁLISE DE DADOS NA INTERPRETAÇÃO DA MARCHA HUMANA	50
3.1	FUNDAMENTOS E MÉTODOS DE <i>CLUSTERING</i> : ABORDAGENS E APLICAÇÕES	50
3.1.1	<i>Clustering: Conceitos e Etapas</i>	50
3.1.2	<i>Categorização de Métodos de Clustering</i>	53
4	MATERIAIS E MÉTODOS	60
I	REQUISITOS E ARQUITETURA DO SISTEMA	61
4.1	REQUISITOS DE <i>HARDWARE</i>	61
4.2	COMPONENTES DE <i>SOFTWARE</i>	64
4.2.1	<i>Plataforma de Desenvolvimento</i>	64
4.2.2	<i>Banco de Dados</i>	65
4.3	ESTRUTURA E ORGANIZAÇÃO DOS DADOS NO BANCO	65
1.	<i>Classe Usuário</i>	65
2.	<i>Classe Paciente</i>	66

3.	<i>Classe Leitura</i>	67
4.	<i>Classe EventoSensor</i>	67
5.	<i>Classe Passo</i>	68
6.	<i>Classe Resultado</i>	69
4.4	IMPLEMENTAÇÃO DO <i>CLUSTERING</i> K-MEANS E DBSCAN	70
4.4.1	<i>Implementação do Clustering K-Means</i>	71
4.4.2	<i>Implementação do Clustering DBSCAN</i>	73
4.5	IMPLEMENTAÇÃO DA INTERFACE GRÁFICA DO USUÁRIO.....	75
4.5.1	<i>Interface Gráfica do Usuário</i>	75
4.5.2	<i>Navegação pelos Módulos</i>	77
4.6	AQUISIÇÃO DE DADOS DO DISPOSITIVO	83
4.6.1	<i>Agrupamento dos Acionamentos dos Sensores</i>	84
4.6.2	<i>Cálculo dos Parâmetros da Marcha</i>	84
	PARTE II - CONFIABILIDADE E VALIDADE NA CAPTURA DOS PARÂMETROS ESPAÇO-TEMPORAIS DA MARCHA	87
4.7	PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL.....	87
4.7.1	<i>Delineamento do Estudo</i>	87
4.7.2	<i>Procedimentos</i>	91
4.7.3	<i>Processamento, Redução e Análise dos Dados</i>	96
4.7.4	<i>Análise Estatística</i>	98
5	RESULTADOS	98
5.1	FUNCIONALIDADES RELACIONADAS À INFRAESTRUTURA E AO FLUXO DE AQUISIÇÃO E TRATAMENTO DE DADOS.....	99
5.2	FUNCIONALIDADE DO SISTEMA GAITWELL	100
5.2.1	<i>Funcionalidades dos Módulos do Sistema</i>	100
5.2.2	<i>Sistema de comunicação entre dispositivos</i>	100
5.2.3	<i>Visualização de Resultados</i>	102
5.2.4	<i>Tela Gerenciamento de dados</i>	104
5.3	RESULTADOS OBTIDOS NA IMPLEMENTAÇÃO DO <i>CLUSTERING</i> K-MEANS E DBSCAN	106
5.3.1	<i>Processamento dos Dados</i>	107
5.3.2	<i>Clustering K-Means</i>	107
5.3.3	<i>Clustering DBSCAN</i>	110
5.3.4	<i>Extração dos Parâmetros da Marcha</i>	113
	PARTE II – ANÁLISE DE CONFIABILIDADE E VALIDADE DO SISTEMA DE ANÁLISE DE MARCHA GAITWELL	116
5.4	RESULTADO DA ANÁLISE ESTATÍSTICA DE DADOS	116
5.4.1	<i>Resultados da Análise Metodológica</i>	116
5.4.2	<i>Resultados da Análise Metrológica</i>	122
5.4.3	<i>Análise dos resultados à luz dos objetivos do estudo</i>	126
5.4.4	<i>Limitações em nosso estudo</i>	127

6	CONCLUSÃO	128
7	PROPOSTA DE ESTUDOS FUTUROS E EXPANSÃO DO SISTEMA GAITWELL	129
8	REFERÊNCIAS	131
9	APÊNDICE – MATERIAL SUPLEMENTAR.....	146
9.1	APÊND. A - TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO.....	146
9.2	APÊND. B - QUESTIONÁRIO	148
9.3	APÊND. C - PROTOCOLO DE AVALIAÇÃO INICIAL DO PARTICIPANTE NO DIA DO TESTE	149
9.4	APÊND. D - PROTOCOLO DE COLETA DE MARCHA – SISTEMA QUALISYS.....	150
9.5	APÊND. E - PROTOCOLO DE PROCEDIMENTOS PARA TESTES COM O SISTEMA DE ANÁLISE DA MARCHA GAITWELL.....	153
9.6	APÊND. F - PROTOCOLO PARA COLOCAÇÃO DOS MARCADORES REFLEXIVOS PARA OS PROTOCOLOS NA TOMADA ESTÁTICA E DINÂMICA	155
9.7	APÊND. G - ABREVIATURA DAS REFERÊNCIAS ANATÔMICAS DOS MARCADORES REFLEXIVOS	156
9.8	APÊND. H- DADOS ANTROPOMÉTRICOS DOS PARTICIPANTES (TABELA 8).....	157
	ANEXO	158
9.9	ANEXO A - PARECER DE APROVAÇÃO DO COMITÊ DE ÉTICA.....	158
9.10	ANEXO B - CARTA PATENTE.....	159

1 INTRODUÇÃO

Caminhar é uma forma natural de deslocamento humano, caracterizada por um movimento rítmico e coordenado que permite a translocação do corpo de um local para outro. Para que esse processo ocorra de maneira eficiente, a marcha depende de uma harmonia corporal completa, sem alterações significativas (PERRY, 2005). Nesse sentido, conforme Dutton (2009), a marcha é definida pela ação alternada das extremidades inferiores, garantindo sustentação e propulsão ao corpo.

O estudo do padrão de marcha baseia-se na compreensão do ciclo da marcha, que se inicia com o contato do pé de referência (retropé ou antepé) com o solo e termina quando esse mesmo pé retorna ao contato inicial (WINTER, 1991). Esse ciclo é dividido em dois períodos principais: apoio e balanço, cada um com subfases específicas, como contato inicial e pré-oscilação na fase de apoio, e balanço inicial, médio e final na fase de balanço (DUTTON, 2009). Em indivíduos saudáveis, aproximadamente 60% do ciclo da marcha corresponde à fase de apoio, enquanto 40% ocorre na fase de balanço (HEBERT, 1998; MOREIRA e RUSSO, 2005). A duração relativa de cada fase está diretamente associada à velocidade e à frequência dos passos, influenciando a relação entre apoio e balanço (PERRY, 1992).

Alterações na marcha podem decorrer de fatores neuromusculoesqueléticos, como fraqueza muscular e déficits sensoriais, além de aspectos cognitivos, visuais e a presença de dor. Essas alterações impactam diretamente o ciclo da marcha, podendo resultar em padrões patológicos. A identificação dos parâmetros alterados é importante para o desenvolvimento de estratégias terapêuticas e intervenções adequadas (PERRY, 2005).

A análise da marcha pode ser realizada por meio de parâmetros cinemáticos e cinéticos. Segundo Moreira e Russo (2005), a análise cinemática descreve o movimento em termos espaciais e temporais, sem considerar as forças envolvidas, enquanto a análise cinética, fundamentada nas leis de Newton, investiga essas forças (WINTER, 1991). Nesse contexto, a biomecânica da marcha representa uma alternativa robusta à observação clínica tradicional, permitindo quantificar e caracterizar os movimentos corporais em eixos anatômicos, detectando variações sutis não perceptíveis a olho nu (SOUSA et al., 2007).

A avaliação da marcha pode ser realizada por diversos métodos, incluindo observação visual, avaliações funcionais, passarelas eletrônicas, programas de análise tridimensional de movimento e sensores vestíveis, como Unidades de Medição Inercial (IMUs) e palmilhas sensoradas (GONZÁLEZ et al., 2015; CHEN et al., 2016; CALDAS et al., 2017; DÍAZ et al.,

2020; JACOBS et al., 2021; NASCIMENTO et al., 2022). Essas tecnologias ampliam as possibilidades de análise, permitindo a obtenção de dados mais precisos e detalhados.

Considerando o alto custo e a complexidade operacional, além da necessidade de espaço físico adequado e da dependência de profissionais especializados, sua adoção torna-se dificultada. Outros obstáculos incluem o tempo prolongado para a coleta e o processamento de dados, a baixa mobilidade dos equipamentos e a dificuldade de integração com outras tecnologias clínicas, o que compromete a comparação de resultados.

Para contornar essas limitações, este trabalho propõe o desenvolvimento de um sistema modular, acessível e portátil para a análise da marcha, capaz de extrair e quantificar automaticamente parâmetros espaço-temporais. Essa solução é especialmente relevante para países de baixa e média renda, onde o acesso limitado a essas tecnologias impacta o diagnóstico e o acompanhamento de pacientes com distúrbios da locomoção.

Dessa forma, a proposta deste trabalho visa suprir uma demanda identificada em diversos estudos anteriores (CROUSE et al., 1987; MCDONOUGH et al., 1994; BILNEY et al., 2003; CHO et al., 2015; CHEN et al., 2016; CALDAS et al., 2017; DÍAZ et al., 2020), que ressaltam a importância da avaliação de variáveis como comprimento da passada, tempo de ciclo, tempos de apoio e balanço, cadência e velocidade para caracterizar a marcha e identificar possíveis desvios.

A quantificação dessas variáveis é fundamental avaliar o estado funcional do indivíduo e definir estratégias de reabilitação mais eficazes. O sistema proposto contará com funcionalidades de reconhecimento e classificação de padrões, geração de base de dados e exibição automatizada dos resultados. Com a validação clínica, espera-se comprovar sua viabilidade como uma solução acessível e eficiente para a análise da marcha.

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo Geral

Desenvolver e implementar uma tecnologia para análise da marcha humana, utilizando algoritmos de *clustering* para identificar padrões de marcha a partir de dados coletados por sensores discretos, operando em níveis lógicos 0 e 1.

1.1.2 Objetivos Específicos

- Implementar um sistema de controle, aquisição e processamento de dados para a análise da marcha humana, abrangendo *hardware* e *software* específicos.
- Implementar algoritmos de *clustering* para identificar e classificar padrões de marcha a partir de dados binários (níveis lógicos 0 e 1), permitindo a categorização das pegadas humanas e a identificação precisa das características individuais da marcha.
- Desenvolver um banco de dados para armazenamento e gerenciamento das informações coletadas.
- Criar uma interface de *software* adaptável às necessidades dos profissionais de saúde, facilitando a navegação e o uso eficiente da tecnologia em ambientes clínicos.
- Integrar os módulos do sistema (sensores, algoritmos, banco de dados e interface) para garantir seu funcionamento eficiente e confiável.
- Realizar testes experimentais para avaliar a efetividade do sistema e otimizar a precisão na identificação dos padrões de marcha.
- Verificar a confiabilidade e validade do sistema na medição dos parâmetros espaço-temporais da marcha humana.

1.2 Justificativa

A identificação das limitações da marcha e a mensuração da sua severidade auxiliam o trabalho de profissionais da saúde, especialmente na reabilitação. Segundo Xu et al. (2012), essas limitações podem resultar de condições neurodegenerativas, como Parkinson, tumores cerebrais, doenças neuromusculares, doenças cardíacas, AVCs, envelhecimento, quedas e lesões esportivas (HERRAN et al., 2014). A análise detalhada da marcha, baseada na comparação com padrões de referência, possibilita diagnósticos mais precisos e a escolha de abordagens terapêuticas adequadas. Faloppa e Albertoni (2008) destacam que a mensuração sistemática dos dados locomotores contribui para o estudo e tratamento de patologias do sistema musculoesquelético. Contudo, Ishida apud Saad, Batistella (1997) ressaltam que a análise visual da marcha é limitada pela incapacidade do olho humano de capturar com precisão eventos de alta velocidade, tornando a avaliação dependente da experiência do observador e aumentando a variabilidade dos resultados.

O tipo de avaliação adotado depende da finalidade do estudo, dos equipamentos disponíveis e da expertise do avaliador (WINTER, 1991). Embora nas últimas décadas tenha havido avanços significativos na análise da marcha, o acesso a essas tecnologias ainda é restrito. Sistemas optoeletrônicos de alta precisão, como Vicon (WINDOLF et al., 2008) e Qualisys (MAGALHÃES et al., 2013; RESENDE et al., 2015), são considerados padrão ouro, mas demandam infraestrutura laboratorial complexa e altos investimentos financeiros. Alternativas como sensores vestíveis, incluindo IMUs e acelerômetros (CHEN et al., 2016; CALDAS et al., 2017; DÍAZ et al., 2020), permitem a análise contínua da marcha em ambientes cotidianos, mas apresentam menor precisão em comparação aos sistemas laboratoriais (DE BRUIN et al., 2008; TWARDZIK et al., 2019; BEAUCHAMP et al., 2023).

Outras soluções, como palmilhas sensorizadas, algoritmos de aprendizado de máquina e tapetes de pressão, oferecem métodos mais acessíveis, porém ainda apresentam barreiras à ampla adoção. Palmilhas podem fornecer dados detalhados, mas exigem conhecimento avançado em análise de dados (TABORRI et al., 2016). Tapetes de pressão são eficientes e de fácil utilização, mas possuem custo elevado e são restritos ao ambiente clínico (MCDONOUGH et al., 2001; MENZ et al., 2004; VALLABHAJOSULA et al., 2019).

Diante desse cenário, há uma necessidade urgente de tecnologias acessíveis, automatizadas e de fácil uso, que permitam uma análise precisa e rápida da marcha. O presente estudo propõe o desenvolvimento de um sistema portátil e modular que combina sensores binários operando em níveis lógicos com algoritmos de *clustering* para identificação e classificação de padrões de marcha. Esse sistema visa eliminar a necessidade de infraestrutura laboratorial complexa, reduzir custos e minimizar a variabilidade dos resultados. Além disso, sua implementação busca ampliar significativamente o acesso de profissionais de saúde a ferramentas avançadas de análise da marcha, permitindo coletas de dados mais rápidas e precisas em diferentes contextos clínicos e de pesquisa. O sistema também será capaz de gerar automaticamente os resultados das características espaço-temporais da marcha, proporcionando maior agilidade na interpretação dos dados e facilitando a tomada de decisões clínicas. Dessa forma, espera-se contribuir para um diagnóstico mais eficiente e para a melhoria da reabilitação de pacientes com alterações locomotoras.

1.2.1 Ineditismo da Proposta

O sistema proposto inova ao integrar controle, aquisição e processamento de dados específicos para análise da marcha humana, utilizando algoritmos avançados de *clustering*,

como o DBSCAN, para identificar e categorizar padrões automaticamente. Essa abordagem permite uma análise precisa das características espaço-temporais da marcha com menor custo e maior acessibilidade em comparação a métodos tradicionais

Diferentemente de sistemas optoeletrônicos complexos e de alto custo, o *hardware* do sistema possui um design modular e portátil, facilitando sua adoção em diversos ambientes clínicos sem a necessidade de infraestrutura laboratorial especializada. Além disso, a interface de *software* foi desenvolvida para profissionais da saúde, proporcionando uma operação simplificada e sem a exigência de treinamento técnico aprofundado.

Outro diferencial é a geração automática de resultados das características da marcha, otimizando o tempo de análise e auxiliando na tomada de decisão clínica. O armazenamento seguro dos dados em um banco centralizado permite o acompanhamento detalhado da evolução de cada paciente, contribuindo para personalização dos tratamentos e monitoramento de longo prazo.

A combinação de automação, acessibilidade e baixo custo expande significativamente o acesso a avaliações clínicas, especialmente em locais com recursos limitados. No contexto brasileiro, essa inovação tem o potencial de superar barreiras financeiras e técnicas dos métodos tradicionais, tornando a análise da marcha mais eficiente e disponível para um maior número de profissionais e pacientes.

REFERENCIAL TEÓRICO

Este trabalho fundamenta-se em um referencial teórico estruturado em dois capítulos, que abordam os principais aspectos da marcha humana e das metodologias empregadas para sua análise.

O Capítulo 2 apresenta uma revisão abrangente da caracterização da marcha, incluindo os parâmetros espaço-temporais utilizados na avaliação clínica e científica. São discutidas as condições que podem alterar o padrão da marcha, como distúrbios neuromusculares, envelhecimento e lesões ortopédicas. Além disso, são analisadas as metodologias e tecnologias aplicadas para sua análise, considerando estudos clínicos, pesquisas comparativas e validações de tecnologias, a fim de fornecer um panorama das abordagens existentes e suas limitações.

O Capítulo 3 foca na aplicação de técnicas avançadas de análise de dados, com destaque para *clustering*, visando a interpretação dos dados adquiridos pelo sistema de análise da marcha. A revisão inclui estudos que demonstram a aplicação dessas técnicas na extração de padrões, categorização automática de dados e otimização das avaliações clínicas. Ao abordar diferentes

abordagens estatísticas e computacionais, busca-se evidenciar como essas ferramentas podem contribuir para tornar as análises mais precisas e acessíveis.

Dessa forma, o referencial teórico estabelece um vínculo entre a base conceitual da marcha humana e a aplicação de métodos computacionais na sua análise. A relação entre os capítulos permite uma transição entre a compreensão dos fundamentos biomecânicos e a utilização de ferramentas analíticas, garantindo uma abordagem integrada que pode contribuir para o avanço das avaliações clínicas e tecnológicas da marcha.

2 MARCHA HUMANA

A marcha humana é um processo dinâmico e coordenado, resultante da interação entre os sistemas musculoesquelético, nervoso e sensorial. Essa integração permite uma locomoção eficiente, garantindo estabilidade, progressão e adaptação a diferentes superfícies e condições ambientais (WINTER, 1991). Durante a marcha, os membros inferiores executam movimentos cíclicos e sincronizados, impulsionando o corpo para frente enquanto mantêm a estabilidade no apoio. Embora seja uma das atividades motoras mais frequentes do cotidiano, sua execução depende da interação entre controle motor, processamento sensorial e ajustes cognitivos, demonstrando a complexidade desse processo (WINTER, 1991; ROSE e GAMBLE, 1998; PERRY e BURNFIELD, 2010). Além disso, a marcha é caracterizada por sua eficiência biomecânica, que otimiza o gasto energético e favorece a funcionalidade do movimento (SUTHERLAND, KAUFMAN e MOITZA, 1998; ROSE E GAMBLE, 1998).

A locomoção humana envolve o deslocamento do corpo ereto, alternando o suporte entre uma perna e a outra. O ciclo da marcha é dividido em duas fases principais: apoio e balanço. Durante a fase de apoio, um dos pés permanece em contato com o solo, fornecendo sustentação, enquanto na fase de balanço, o outro membro é projetado para frente. O ciclo se repete continuamente, com momentos de duplo apoio nos quais ambos os pés tocam o solo, característica da marcha normal (INMAN, RALSTON, TODD, 1998; ROSE e GAMBLE, 1998).

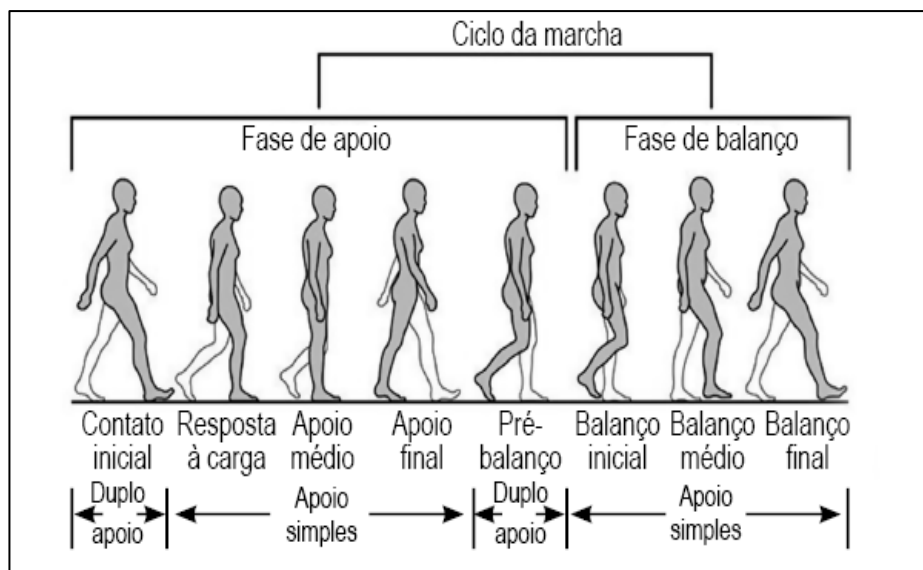
Além dos aspectos relacionados à estabilidade e progressão, a marcha apresenta um grau de simetria entre os lados direito e esquerdo em parâmetros como comprimento do passo, tempo de apoio e duração do ciclo. No entanto, pequenas assimetrias podem ser observadas mesmo em indivíduos saudáveis, devido a fatores como dominância lateral e variações anatômicas (RICO, 2014).

O estudo do ciclo da marcha contribui para a compreensão de suas características biomecânicas e fisiológicas, sendo amplamente utilizado em contextos clínicos e de pesquisa para avaliar padrões normais e patológicos de locomoção (PERRY, 2005; BLUMETTI et al., 2017). Essa análise permite identificar alterações motoras, auxiliando no diagnóstico e na reabilitação de indivíduos com dificuldades locomotoras, como pacientes com distúrbios neuromusculares ou ortopédicos (WINTER, 1991; PERRY e BURNFIELD, 2010).

2.1 Ciclo da Marcha e suas Fases

O ciclo da marcha consiste na sequência de eventos entre dois contatos consecutivos do mesmo pé com o solo, sendo dividido em duas fases principais: fase de apoio e fase de balanço (VAUGHAN et al., 1992; WHITTLE, 1991; PERRY e BURNFIELD, 2010). A fase de apoio, que representa cerca de 60% do ciclo, ocorre quando o pé está em contato com o solo, proporcionando estabilização e propulsão. Já a fase de balanço, responsável pelos 40% restantes, envolve o deslocamento do pé no ar para completar o ciclo. Essas fases são subdivididas em etapas que caracterizam a progressão da locomoção (Figura 1).

Figura 1 — Esquema representativo adaptado do ciclo de marcha e as suas fases, (SOUSA e TAVARES, 2010).



A fase de apoio inicia-se no contato inicial do calcanhar com o solo e termina com a descolagem do antepé. Suas subdivisões são:

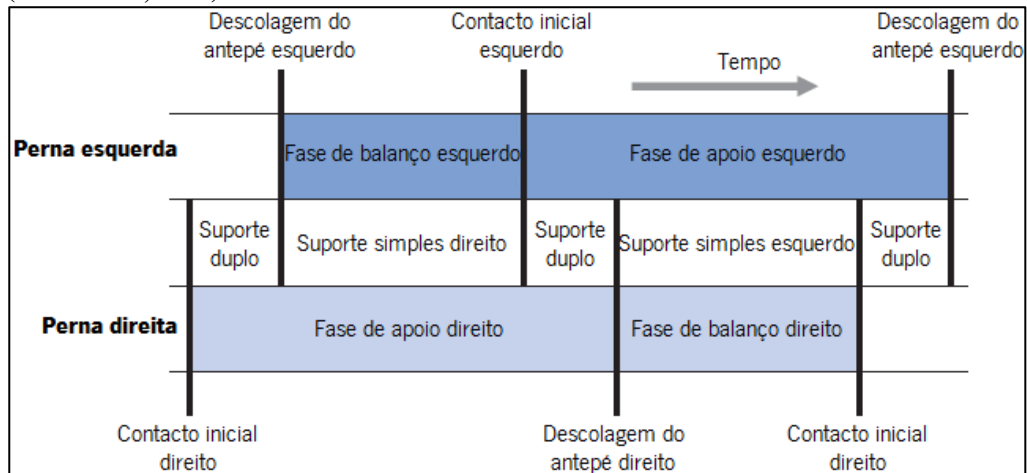
- Contato Inicial (*Heel Strike*): O calcanhar toca o solo, preparando a absorção do impacto (PERRY, 2005).
- Resposta à Carga (*Loading Response*): O peso do corpo é transferido para o membro de apoio, exigindo estabilização muscular (PERRY e BURNFIELD, 2010).
- Apoio Médio (*Midstance*): O centro de massa se desloca sobre o pé de apoio, enquanto o membro contralateral avança (WINTER, 1991).
- Apoio Terminal (*Terminal Stance*): O calcanhar se eleva, transferindo o peso para a parte anterior do pé e impulsionando o corpo à frente (WHITTLE, 2002).
- Pré-Balanço (*Pre-Swing*): O pé inicia a perda de contato com o solo, preparando-se para a fase de balanço (PERRY, 2005).

A fase de balanço começa com a descolagem do antepé e termina com o novo contato inicial do mesmo pé. Suas subdivisões são:

- Início do Balanço (*Initial Swing*): O pé perde contato com o solo, e o joelho se flexiona para permitir a progressão do membro inferior (PERRY e BURNFIELD, 2010).
- Balanço Médio (*Mid-Swing*): O joelho atinge sua máxima flexão e inicia a extensão, com o músculo tibial anterior atuando para evitar o contato com o solo (WHITTLE, 2002).
- Balanço Terminal (*Terminal Swing*): O joelho se estende completamente, preparando o pé para o contato inicial (PERRY, 2005).

A duração das fases da marcha varia conforme a velocidade do deslocamento. Em velocidades mais altas, a fase de balanço se prolonga e os períodos de apoio e duplo apoio se reduzem (PERRY, 2005), até desaparecerem na transição para a corrida (WHITTLE, 1996 e 2002; BARBOSA, 2011). A Figura 2 ilustra a distribuição temporal das fases ao longo do ciclo de marcha. Compreender essa dinâmica é importante para a análise da locomoção, tema da próxima Seção.

Figura 2 — Representação adaptada da duração das diferentes fases do ciclo de marcha, (WHITTLE, 2002).



2.2 Análise da Marcha Humana

A análise da marcha contribui para o estudo e tratamento de patologias que envolvem o aparelho locomotor. Assim, a compreensão da marcha normal é um pré-requisito indispensável para a avaliação de padrões patológicos e a condução de tratamentos (BRUXEL, 2010). A análise detalhada dos padrões de marcha, tanto em condições normais quanto patológicas, possibilita diagnósticos mais precisos e o desenvolvimento de intervenções terapêuticas eficazes.

Dentre os principais campos de aplicação da análise da marcha, destacam-se: (a) a pesquisa clínica, que busca compreender os mecanismos envolvidos na marcha normal e em condições patológicas; (b) a fisioterapia, que utiliza a análise da marcha na abordagem pré-tratamento, na tomada de decisões terapêuticas e na avaliação pós-tratamento; (c) a medicina física e reabilitação, que emprega a análise da marcha na prescrição e adaptação de órteses e próteses, bem como na prescrição de dispositivos auxiliares de locomoção, bloqueios neuromusculares e outras intervenções locais e sistêmicas; (d) a pesquisa científica, que estuda as repercussões de patologias sobre a marcha. A falta de informação e compreensão adequadas nesses campos pode gerar interpretações equivocadas e propostas de tratamento desastrosas (BRUXEL, 2010).

A análise da marcha pode ser realizada por meio de métodos qualitativos, baseados na observação clínica, e quantitativos, que utilizam tecnologias como câmeras de captura de movimento tridimensional, plataformas de força e sensores inerciais. Essas abordagens permitem mensurar variáveis como velocidade, cadência, tempo de apoio e oscilação, além das forças de reação do solo e padrões de ativação muscular. A interpretação sistemática desses

dados possibilita a identificação de desvios em relação aos padrões normais, a compreensão das causas dessas anormalidades e a recomendação de estratégias terapêuticas individualizadas.

A complexidade das interações entre os diferentes componentes da marcha humana tem sido amplamente estudada. Essas investigações possibilitam a descrição quantitativa do padrão de movimento e refletem a dinâmica da locomoção (SUTHERLAND, KAUFMAN e MOITOA, 1998; ROSE e GAMBLE, 1998 e 2006). Desse modo, a distinção entre fases e parâmetros espaço-temporais da marcha contribui para diagnósticos mais precisos e para intervenções direcionadas à reabilitação de indivíduos com distúrbios locomotores. A análise detalhada da marcha, aliada aos avanços tecnológicos, aprimora o diagnóstico e a reabilitação, impactando diretamente a qualidade de vida dos pacientes.

Além de sua importância para o diagnóstico e reabilitação, a análise da marcha desempenha um papel fundamental na prevenção de quedas em idosos e na otimização do desempenho esportivo (FARINATTI, 2000). No contexto clínico, a identificação precoce de alterações no padrão da marcha permite a adoção de medidas preventivas para reduzir o risco de quedas e melhorar a mobilidade. Já no âmbito esportivo, a análise da marcha é utilizada para corrigir padrões de movimento inadequados, prevenindo lesões e melhorando o desempenho atlético (LIMA, et al., 2018).

A análise da marcha é essencial na avaliação de patologias como doença de Parkinson, paralisia cerebral, esclerose múltipla e neuropatia periférica diabética, além de auxiliar no monitoramento de recuperação em casos de lesões ortopédicas, como fraturas e osteoartrite. A identificação precoce de alterações no padrão da marcha pode permitir intervenções mais eficazes, prevenindo a progressão dessas condições (HERRAN et al., 2014).

Recentemente, o uso de inteligência artificial e aprendizado de máquina tem aprimorado a análise da marcha, permitindo a detecção automatizada de padrões anômalos e a personalização de intervenções terapêuticas. Modelos computacionais treinados com grandes volumes de dados possibilitam diagnósticos mais rápidos e precisos, facilitando o acompanhamento clínico e a predição de riscos locomotores.

Dessa forma, a análise da marcha é uma ferramenta imprescindível para a compreensão da biomecânica do movimento humano, fornecendo subsídios para a reabilitação, prevenção e otimização do desempenho locomotor. Métodos modernos de quantificação da marcha e técnicas avançadas de análise de dados permitem identificar desvios no padrão locomotor e avaliar a eficácia de intervenções terapêuticas (MURO-DE-LA-HERRAN et al., 2014).

A Seção 2.3 abordará estudos relevantes sobre essa temática, enquanto a Seção 2.4 discutirá como os avanços tecnológicos têm facilitado a análise da marcha (FISH e NIELSEN,

1993), permitindo que profissionais avaliem seu desenvolvimento, identifiquem desordens e definam os tratamentos mais adequados (HERRAN et al., 2014).

2.2.1 Características Espaço-Temporais da Marcha

As características espaço-temporais existentes na marcha humana podem descrever o aspecto quantitativo do padrão de movimento e refletir a informação da atividade dinâmica durante a marcha. Esses parâmetros, definidos como espaciais, temporais e espaço-temporais, incluem o ciclo da marcha, o comprimento do passo, a largura da base de sustentação, o tempo das diferentes fases do ciclo, a cadência e a velocidade.

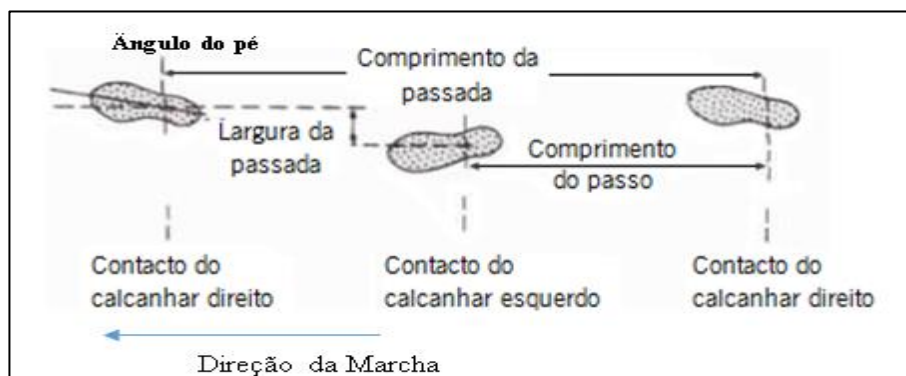
2.2.1.1 Parâmetros Espaciais

Comprimento do ciclo da marcha e/ou passada é a distância linear no plano de progressão entre pontos sucessivos de contato pé-solo do mesmo pé (SUTHERLAND et al., 1988; MAGEE, 2002). O comprimento da passada pode variar entre indivíduos, dependendo de fatores como altura, idade, estilo de marcha e nível de atividade física.

Comprimento do passo é a distância entre o ponto de contato inicial de um pé e o ponto de contato inicial do pé oposto. É a distância linear no plano de progressão entre dois pontos de contato sucessivos sobre pés opostos (SUTHERLAND et al., 1988; PERRY, 1998; MAGEE, 2002).

Largura do passo ou base de suporte é a distância perpendicular ao plano de progressão da marcha entre os pontos de contato dos pés no solo (ISHIDA, 1997; MAGEE, 2002). Na Figura 3, é mostrada a esquematização dos parâmetros espaciais do ciclo de marcha.

Figura 3 — Representação esquemática das dimensões da passada: comprimento do passo, comprimento da passada, largura da passada e ângulo do pé (ROSE; GAMBLE, 1998).



O ângulo do pé é frequentemente descrito como o ângulo formado entre a linha do eixo do pé (que geralmente é o segundo dedo ou a linha mediana do pé) e uma linha perpendicular ao plano de progressão (direção do movimento). Esse ângulo pode ser influenciado por fatores como postura, biomecânica individual, condições de superfície e estilo de marcha (IUNES et al., 2008).

2.2.1.1 Parâmetros Temporais

O tempo total do ciclo é o intervalo entre dois contatos iniciais consecutivos do mesmo pé (WINTER, 1991; MAGEE, 2002).

O tempo do passo (direito e esquerdo) é o intervalo entre o contato inicial de um pé no solo e o contato inicial do pé oposto (WINTER, 1991; MAGEE, 2002).

O tempo de apoio duplo ou bipodal (direito e esquerdo) é definido como o período em que ambos os pés estão em contato com o solo durante um ciclo de marcha, expresso em segundos ou em porcentagem do ciclo (WINTER, 1991; PERRY, 1998). Na marcha normal, esse tempo ocorre duas vezes durante o ciclo e representa cerca de 25% do ciclo (MAGEE, 2002).

O tempo de apoio simples ou apoio monopodal é o período em que apenas um membro está em contato com o solo durante a marcha, expresso em segundos ou em porcentagem do ciclo (WINTER, 1991). Esse tempo ocorre duas vezes durante o ciclo normal da marcha e constitui aproximadamente 30% do ciclo (MAGEE, 2002). O tempo de apoio do pé esquerdo é igual ao tempo de oscilação do pé direito. O tempo para apoiar um pé é igual à soma do tempo de apoio monopodal desse pé e dos dois tempos de apoio bipodal (MURRAY et al., 1964; CHAO et al., 1983; SUTHERLAND et al., 1988; GAGE, 1990).

O tempo de balanço é o tempo em que o pé não está em contato com o solo (MURRAY et al., 1964; DOMMASCH et al., 1972) e coincide em magnitude com o tempo de suporte monopodal do pé oposto.

2.2.1.1 Parâmetros Espaço-Temporais

A cadência (C) refere-se ao número de passos dados (P) por minuto (min) (passos/min) e serve como um indicador importante da intensidade e eficiência da caminhada (SUTHERLAND et al., 1988; MAGEE, 2002), pode ser expressa pela seguinte equação:

$$C \left(\frac{\text{passos}}{\text{min}} \right) = \frac{P}{\text{min}} \quad \text{EQ. 2.1}$$

Determinando o número de passos por minuto, pesquisadores podem medir níveis de atividade física, avaliar anormalidades na marcha e ainda utilizar essa métrica para prescrever atividade física, promover mudanças de comportamento em programas de atividade física e terapias clínicas, e/ou analisar padrões comportamentais, interpretando dados de monitores de atividade física tanto para pesquisas quanto para o consumidor. (TUDOR-LOCKE et al., 2018).

Velocidade (V) é a distância percorrida (d) por todo o corpo em um determinado tempo (t), em uma determinada direção. Deve ser medido em metros por segundo (m/s). A velocidade do ciclo (Vc) é igual ao comprimento da passada (Cpa) em metros dividido pelo tempo do ciclo (tc) em segundos. As equações que definem a velocidade da marcha são as seguintes:

$$V \left(\frac{m}{s} \right) = \frac{d(m)}{t(s)} \quad \text{EQ. 2.2}$$

$$Vc \left(\frac{m}{s} \right) = \frac{Cpa(m)}{tc(s)} \quad \text{EQ. 2.3}$$

A velocidade da corrida é influenciada pelo comprimento da passada e pelo tempo da passada; assim, a variação em qualquer uma dessas variáveis afetará a velocidade. As pessoas tendem a ajustar sua velocidade com base em alterações em ambas (MONTEIRO e ARAÚJO, 2001; HARDY et al., 2007)).

Além disso, a velocidade da marcha humana é um importante indicador de saúde e mobilidade, especialmente em populações idosas, refletindo a longevidade e a qualidade de vida (HARDY et al., 2007). Essa métrica é reconhecida como um preditor válido e confiável de múltiplos aspectos da função física em idosos e pacientes (STUCK et al., 2020). Alterações na velocidade são frequentemente observadas em pacientes com doenças neurológicas e musculoesqueléticas, como Parkinson e esclerose múltipla, e podem sinalizar a progressão da doença ou o impacto de intervenções terapêuticas (KÖSEL et al., 1997; MEHMET et al., 2020; STUCK et al., 2020).

Compreender essas características espaço-temporais da marcha humana é fundamental, pois a variação na velocidade altera a duração do ciclo, modificando os períodos de apoio e balanço (PERRY, 1998). Sutherland et al., (1988) relatam que há uma grande variabilidade nas

características da passada de cada indivíduo, que varia conforme a velocidade, a idade, o gênero, entre outros fatores.

2.2.2 Variabilidade da Marcha em Indivíduos Senescentes

No processo de envelhecimento, ocorrem alterações fisiológicas que comprometem o desempenho da marcha, principalmente devido à redução da capacidade do sistema nervoso central de processar sinais vestibulares, visuais e proprioceptivos essenciais para a manutenção do equilíbrio corporal. Como consequência, pode haver instabilidade postural na posição bípede, cuja intensidade varia entre os indivíduos (FIGLIOLINO, 2009).

A deterioração da marcha pode se intensificar com o envelhecimento e ser agravada pela presença de doenças (SAN PÍO et al., 2007). As principais alterações incluem deslocamento do centro de gravidade, redução da coordenação, dos reflexos, do equilíbrio, da força e da flexibilidade (SAN PÍO et al., 2007). Estima-se que aproximadamente 15% dos indivíduos com 60 anos apresentem alterações na marcha, proporção que aumenta para 35% aos 70 anos e chega a cerca de 50% em indivíduos acima de 85 anos (CERDA, 2010).

A variabilidade da marcha refere-se à flutuação cíclica dos parâmetros espaço-temporais, tais como comprimento da passada, velocidade, tempo de suporte duplo e largura da base de apoio. Essa variabilidade tende a aumentar com o envelhecimento e pode ser um indicador precoce de instabilidade e risco de quedas (KIRKWOOD, ARAUJO e DIAS, 2008).

Prat (2005) descreve que a extensão do joelho varia em 5° entre 15-40% do ciclo da marcha e em 2° entre 70-97%. A articulação do quadril apresenta 30° de flexão no início da marcha, atingindo 35° durante 85% do ciclo, e uma extensão de 10° ao longo de 50% do ciclo. Essas mudanças biomecânicas influenciam diretamente a estabilidade e a eficiência da locomoção.

A relação entre o comprimento do passo e a cadência demonstra que, quanto menor o comprimento do passo, maior a cadência necessária para manter a velocidade da marcha. Essa adaptação biomecânica pode ser um mecanismo compensatório utilizado por idosos para preservar a estabilidade, mas pode resultar em maior gasto energético e fadiga (KOVACS, 2005).

A marcha de indivíduos idosos pode apresentar menor velocidade e comprimento dos passos, maior flexão dos joelhos e do tronco, redução da mobilidade dos membros superiores e ampliação da base de apoio. Algumas dessas alterações são estratégias compensatórias para manter a marcha, mas também podem aumentar o risco de quedas. Por exemplo, a redução da

altura do passo pode contribuir para tropeços. Tais fatores reforçam a necessidade de programas de prevenção e reabilitação psicomotora para idosos (DeVITA, 1985; GERVÁSIO et al., 2012).

Maki (1997) demonstrou que flutuações no comprimento da passada, na velocidade, no tempo da fase de suporte duplo e na largura da base de apoio aumentam consideravelmente o risco de quedas, independentemente do medo de cair. Kirkwood, De Araujo e Dias (2008) compararam a variabilidade temporal da marcha entre idosos saudáveis e jovens e concluíram que o aumento da variabilidade na marcha de idosos está mais associado a fatores patológicos do que ao envelhecimento em si. Os autores sugerem que o comprimento da base de apoio e o tempo da fase de suporte duplo são regulados por mecanismos posturais, enquanto o comprimento do passo e o tempo da passada são influenciados por mecanismos musculares que determinam o padrão da marcha.

Gervásio et al. (2012) observaram que mulheres de 50 a 70 anos já apresentam alterações precoces nos parâmetros temporoespaciais da marcha, sendo um indicativo de risco de quedas. Entretanto, as alterações mais significativas ocorrem entre 60 e 65 anos, embora o risco de quedas já esteja presente em indivíduos entre 45 e 65 anos (TALBOT et al., 2005). Gomes et al. (2016) identificaram que idosos apresentam alterações nos parâmetros espaço-temporais da marcha, como velocidade, comprimento da passada e cadência, especialmente durante a realização de tarefas duplas. Essas alterações se tornam mais evidentes com o avanço da idade.

A avaliação da marcha em idosos deve ser ampla e multidisciplinar, possibilitando a identificação de alterações fisiológicas e o acompanhamento da evolução clínica do paciente. Estudos biomecânicos são fundamentais para entender as estratégias compensatórias utilizadas pelos idosos e para desenvolver programas de reabilitação específicos voltados à prevenção de quedas (PEREIRA, BASQUES e MARRA, 1999; KIRKWOOD, ARAUJO e DIAS, 2006). Além disso, a análise das alterações da marcha auxilia na compreensão dos mecanismos fisiopatológicos, permitindo comparações pré e pós-intervenção e contribuindo para estudos sobre a marcha patológica associada a diferentes doenças (MACIEL e ARAÚJO, 2014).

2.2.3 Marcha Patológica

A marcha patológica envolve alterações no caminhar decorrentes de diversas condições clínicas, incluindo dor, fraqueza muscular, restrição de movimento e déficits neurológicos (SÁNCHEZ, 1993; PRAT, 2005; CIFUENTES et al., 2010). Essas alterações podem ser classificadas em três grandes grupos: anormalidades frequentes, déficits neurológicos centrais

e lesões neurológicas periféricas. Algumas classificações baseiam-se em diagnósticos específicos, como marcha hemiplégica ou parkinsoniana, mas nem todos os pacientes com o mesmo quadro clínico apresentam padrões de marcha idênticos (SANZ, 2003; CIFUENTES et al., 2010).

Diferentes sistemas ou órgãos podem ser afetados, comprometendo a locomoção e resultando em alterações nos parâmetros da marcha, o que reduz sua eficiência e impacta as atividades diárias (BENSOUSSAN, 2008). Essas modificações podem ser avaliadas de forma objetiva por meio de ferramentas de análise da marcha (RICO, 2014), permitindo a identificação de padrões alterados. Entre as principais características dessas disfunções estão a redução da velocidade, a instabilidade e alterações em variáveis espaço-temporais, como comprimento da passada, base de suporte e amplitude de movimento. A etiologia dessas alterações é frequentemente multifatorial (CERDA, 2010), sendo mais prevalente em idosos, que apresentam maior variabilidade nos parâmetros espaço-temporais devido a condições patológicas subjacentes.

2.2.3.1 Marcha na Doença Neurológica

No acidente vascular encefálico (AVE), déficits neurológicos surgem de forma súbita devido à isquemia ou hemorragia cerebral, levando a sequelas motoras e cognitivas que comprometem o equilíbrio e a execução de movimentos funcionais (HANSELMAN, 2003; LIANZA, 2007). A marcha hemiparética, comum após o AVE, caracteriza-se por velocidade reduzida, espasticidade e circundução do membro inferior afetado (ESQUENAZI, 1995). Estudos indicam que parâmetros como tempo de apoio, largura do passo e simetria entre os membros inferiores estão correlacionados à recuperação funcional da marcha (MIZRAHI et al., 1982). Olney, Griffin e McBride (1994) identificaram variáveis preditoras da velocidade de marcha em pacientes com hemiparesia, destacando a potência dos músculos do tornozelo e quadril como determinante para o desempenho.

Na doença de Parkinson (DP), uma condição neurológica crônica que afeta o sistema extrapiramidal, os pacientes apresentam tremores, rigidez muscular e alterações posturais (MONTEIRO et al., 2017). Essas alterações resultam em bradicinesia e instabilidade, comprometendo a marcha e aumentando o risco de quedas (COELHO et al., 2006). A marcha parkinsoniana é caracterizada por ativação muscular reduzida, especialmente do gastrocnêmio, além de fenômenos como congelamento e festinação—marcados por passos curtos e rápidos,

postura flexionada e arrastamento dos pés (HACKNEY et al., 2007; GONÇALVES et al., 2011).

A doença de Alzheimer (DA), uma patologia neurodegenerativa, compromete tanto funções cognitivas quanto motoras, incluindo a marcha. Indivíduos com DA apresentam diminuição de variáveis espaço-temporais, como cadência e comprimento do passo, além de dificuldades de coordenação motora, o que reduz a eficiência da locomoção (BASSANI, 2017).

2.2.3.2 Marchas Adaptativas e Outras Alterações

A marcha antálgica, por exemplo, surge como um mecanismo de compensação para minimizar a dor articular. Caracteriza-se por redução da velocidade, da cadência e do comprimento da passada, além da diminuição do tempo de suporte no membro afetado. Os membros superiores podem ser abduzidos para ajudar no equilíbrio e aliviar a carga sobre a articulação comprometida (SANZ, 2003). Embora seja um mecanismo protetor, essa adaptação pode levar a ineficiências e limitações funcionais.

Outros tipos de marcha patológica incluem:

- Marcha atáxica: marcada por instabilidade e movimentos irregulares devido à disfunção cerebelar.
- Marcha escarvante: caracterizada por elevação excessiva do pé para evitar o arrasto dos dedos, decorrente da fraqueza nos músculos dorsiflexores.
- Marcha claudicante: observada em condições vasculares ou musculoesqueléticas, onde a dor limita a fase de apoio do passo.
- Marcha espástica: associada à rigidez muscular e movimentos curtos e bruscos, comuns em condições como paralisia cerebral e esclerose múltipla.

Fatores extrínsecos também afetam a marcha (MENEZES et al., 2008), incluindo o ambiente e o calçado inadequado, que podem intensificar dificuldades e aumentar o risco de quedas. A análise da marcha, por meio de parâmetros como velocidade, simetria e características espaço-temporais, contribui para a identificação das particularidades de cada condição clínica, auxiliando no desenvolvimento de intervenções terapêuticas.

2.2.4 À Importância da Análise de Marcha

A análise da marcha humana, tanto em condições normais quanto patológicas, tem sido amplamente utilizada no diagnóstico de alterações neuromusculares e musculoesqueléticas. Além disso, é uma ferramenta utilizada na avaliação pré e pós-intervenções clínicas, incluindo procedimentos cirúrgicos, uso de órteses e tratamentos fisioterapêuticos (PERRY, 2005). No entanto, sua difusão no Brasil ainda é limitada, principalmente devido à escassez de profissionais capacitados e ao alto custo das tecnologias comercialmente disponíveis (PERRY, 2005), conforme descrito na Seção 2.4.1.

Ghoussayni et al. (2004) definem a análise da marcha como o estudo sistemático da locomoção humana, envolvendo a medição e avaliação quantitativa de parâmetros espaço-temporais, cinemáticos e cinéticos. Esse tipo de análise permite identificar padrões biomecânicos e diagnosticar disfunções locomotoras (LIMA, 2015).

Estudos demonstram a relevância da análise da marcha em diversas populações. Por exemplo, Applegate et al. (2004) observaram que indivíduos obesos passam mais tempo na fase de apoio da marcha, o que pode estar relacionado a estratégias de adaptação biomecânica. Estudos evidenciam Spyropoulos et al. (1991) verificaram que adultos obesos apresentam menor duração média da passada, devido a uma cadência e comprimento de passo reduzidos em comparação com indivíduos com peso normal. Da mesma forma, Henriques et al. (2003) identificaram um declínio significativo na largura do passo, cadência e amplitude articular coxo-femoral com o avanço da idade.

A velocidade da marcha é amplamente estudada por sua capacidade de prever mobilidade e desempenho funcional, especialmente em idosos (KANG e DINGWELL, 2008; VERGHESE e XUE, 2011). Indivíduos saudáveis que caminham em velocidade auto-selecionada costumam apresentar comprimentos de passada entre 1,4 m e 1,5 m, com cadência próxima a 110 passos por minuto (MURRAY, 1967 e 1970; KADABA, 1990). A maioria das pessoas caminha entre 1 m/s e 1,7 m/s, faixa na qual o gasto energético se mantém relativamente estável, indicando uma eficiência locomotora uniforme (MURRAY, 1964 e 1970; WATERS, 1989 e 1999; MASANI, 2002).

Além disso, há evidências de que existe uma velocidade ótima na qual o gasto energético é minimizado, sendo essa uma característica relevante para o planejamento de intervenções terapêuticas (MASANI, 2002; BUNC, 1997). Nessa velocidade, a variabilidade do comprimento do passo também tende a ser reduzida. Com o aumento da velocidade, o comprimento do passo cresce, enquanto a duração do ciclo e a fase de apoio diminuem,

refletindo adaptações biomecânicas que influenciam tanto a eficiência quanto a estabilidade da marcha (BORGHESE, 1996).

Na reabilitação, a análise da marcha auxilia no monitoramento de pacientes com paralisia cerebral, doença de Parkinson e sequelas neurológicas, como as decorrentes de acidente vascular cerebral (AVC). A análise cinemática tem sido amplamente utilizada para avaliar alterações espaço-temporais e otimizar abordagens terapêuticas (MENZ et al., 2004; MOREIRA, SAMPAIO e KIRKWOOD, 2015). Além disso, em pacientes diabéticos, a análise revela padrões locomotores conservadores, com menor velocidade e maior tempo de suporte duplo, o que pode estar relacionado ao risco aumentado de ulcerações nos pés (WROBEL e NAJAFI, 2010).

A análise biomecânica da marcha também desempenha um papel no esporte, permitindo a identificação e correção de deficiências locomotoras antes de competições (TAO et al., 2012). O uso de sensores durante treinamentos possibilita ajustes precisos para melhora do desempenho atlético.

Diante da ampla aplicabilidade da análise da marcha, seu aprimoramento e disseminação podem contribuir para avanços na saúde e na performance física. O desenvolvimento de tecnologias mais acessíveis e a capacitação de profissionais podem expandir o uso dessa ferramenta no Brasil.

2.3 Métodos e Sistemas para Análise das Características Espaço-Temporais da Marcha

2.3.1 Métodos Tradicionais

A avaliação das características espaço-temporais da marcha pode ser realizada por diferentes métodos, desde abordagens observacionais até técnicas mais estruturadas. A observação clínica é o método mais acessível, permitindo estimar a velocidade e a cadência da marcha por meio da cronometração do deslocamento em uma distância conhecida e da contagem dos passos dentro de um intervalo de tempo. No entanto, sua precisão depende diretamente da experiência do avaliador (MCDONOUGH et al., 2001; BILNEY et al., 2003).

Outro método amplamente utilizado é o podograma, que consiste no registro das impressões plantares em papel (HENNING et al., 1974). Kanatli et al. demonstraram que essa técnica é simples, acessível, de baixo custo e não invasiva, sendo aplicável tanto em tratamentos individuais quanto em estudos científicos. Embora permita a análise de parâmetros como

comprimento do passo e largura da base de suporte, apresenta limitações quanto à reprodutibilidade e ao detalhamento das informações obtidas.

A filmagem da marcha representa uma evolução da análise observacional, possibilitando a revisão detalhada dos padrões locomotores. O uso de câmera lenta e a análise quadro a quadro permitem uma avaliação mais minuciosa e comparações entre diferentes momentos, como pré e pós-tratamento (NELSON, 1974; MCDONOUGH, 1994, ARAÚJO et al., 2005; PERRY, 2005). No entanto, essa abordagem ainda carece de precisão quantitativa.

Técnicas como a impressão plantar e a filmagem continuam sendo empregadas para mensurações básicas da marcha (PERRY, 2005). Apesar de rudimentares, são amplamente utilizadas em contextos clínicos e educacionais devido ao baixo custo e à facilidade de aplicação.

Além disso, testes padronizados, como o teste de caminhada de 6 metros (6MWT), o teste de caminhada de 10 metros (10MWT) e o *Timed Up and Go* (TUG), são amplamente empregados para avaliar a mobilidade e o risco de quedas (BOHANNON, 1997). O 6MWT mede a velocidade média da marcha em uma curta distância (PEDROSA e HOLANDA, 2009), enquanto o 10MWT avalia tanto a velocidade preferida quanto a máxima do indivíduo (PETERS et al., 2013). Já o TUG examina o tempo necessário para o indivíduo se levantar de uma cadeira, caminhar 3 metros, fazer uma curva, retornar e sentar-se novamente, sendo um indicador relevante da funcionalidade e do equilíbrio dinâmico (PODSIADLO e RICHARDSON, 1991).

2.3.2 Sistemas Instrumentados

Com o avanço da tecnologia, diversos sistemas instrumentados foram desenvolvidos para aumentar a precisão e a confiabilidade na análise da marcha (INMAN, 1998; WINTER, 1991; PERRY, 1992).

Plataformas de força são amplamente utilizadas para detectar com alta precisão o contato do calcanhar e a distribuição de pressão durante o ciclo da marcha (BARELA e DUARTE, 2011). Entretanto, seu custo elevado e a necessidade de um ambiente adequado para instalação limitam sua aplicação clínica rotineira.

Os tapetes eletrônicos, como o GAITRite (MENZ et al., 2004; CHO et al., 2015), apresentam sensores que captam a geometria do pé e possibilitam o cálculo de parâmetros espaço-temporais e de pressão plantar. Esses dispositivos têm custo relativamente menor do

que as plataformas de força e permitem o registro de múltiplos ciclos de marcha em uma única aquisição.

Sensores inerciais vestíveis revolucionaram a análise da marcha ao possibilitar medições em ambientes naturais. Dispositivos baseados em IMUs (ROSA, 2017) captam dados como velocidade, aceleração e orientação dos segmentos corporais, utilizando acelerômetros, giroscópios e magnetômetros (HERRAN et al., 2014). Apesar de sua portabilidade e custo reduzido, esses sistemas não permitem a medição direta das forças de reação do solo (GRFs), o que exige sensores adicionais mais robustos (RYU e PARK, 2018).

Palmilhas instrumentadas, equipadas com sensores de pressão, permitem uma análise detalhada da distribuição da pressão plantar e da trajetória do centro de massa (JACOBS et al., 2021; NASCIMENTO et al., 2022). Apesar de sua versatilidade e custo acessível, essas palmilhas demandam calibração frequente para manter a precisão das medições.

Outras abordagens incluem sensores ultrassônicos, que medem a distância entre os pés e o solo com base no tempo de resposta do sinal emitido (HERRAN et al., 2014), e sensores optoeletrônicos, que utilizam luz para estimar a pressão plantar e permitem a aquisição contínua de dados (CREA et al., 2014).

No campo da análise computacional, sistemas como o iGAIT (YANG et al., 2012) realizam processamento avançado de dados para extrair variáveis espaço-temporais e espectrais da marcha, a partir de sensores acoplados à região lombar.

Embora cada método apresente vantagens e limitações, a combinação de diferentes tecnologias tem se mostrado eficaz na caracterização mais precisa dos padrões da marcha, beneficiando tanto aplicações clínicas quanto pesquisas na área.

2.3.3 Dispositivo para Quantificar os Parâmetros Espaço-Temporais da Marcha Humana

Em 2016, uma equipe transdisciplinar desenvolveu um sistema de análise da marcha humana, projetado para quantificar parâmetros espaço-temporais. O desenvolvimento ocorreu no Laboratório de Bioengenharia da Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG) e resultou em uma tecnologia composta por *software* e *hardware* modular, sendo o primeiro protótipo (DIAS, 2017).

Cada estrutura modular do *hardware* é composta por cinco camadas, formando uma configuração em sanduíche (Figura 4). A base do módulo utiliza uma camada de borracha para aderência ao piso, sobre a qual se encontra uma placa de eletrônica responsáveis pela aquisição

e transmissão dos dados. Uma placa intermediária vazada protege os sensores, enquanto uma camada superior de acetato e carpete garante a durabilidade e robustez do sistema (DIAS, 2017).

Cada placa eletrônica contém um microcontrolador que realiza a varredura dos sensores, detectando acionamentos em tempo real. Uma placa principal centraliza a comunicação entre os dispositivos, sincronizando os dados e transmitindo comandos via protocolo I²C (*Inter-Integrated Circuit*). O fluxograma de funcionamento (Figura 5) ilustra as transições de estado do sistema, que inicia em modo ocioso e aguarda comandos seriais para calibração e início da aquisição de dados (DIAS, 2017; BRITO, 2019).

Figura 4 — Vista explodida da estrutura modular (placa eletromecânica) do sistema de análise da marcha humana (DIAS, 2017).

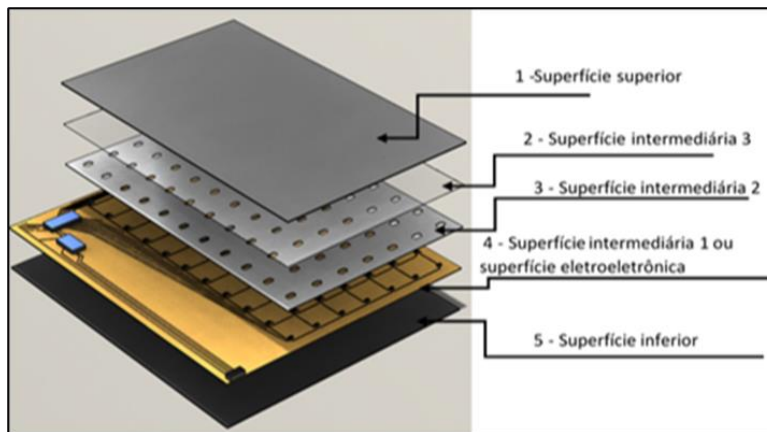
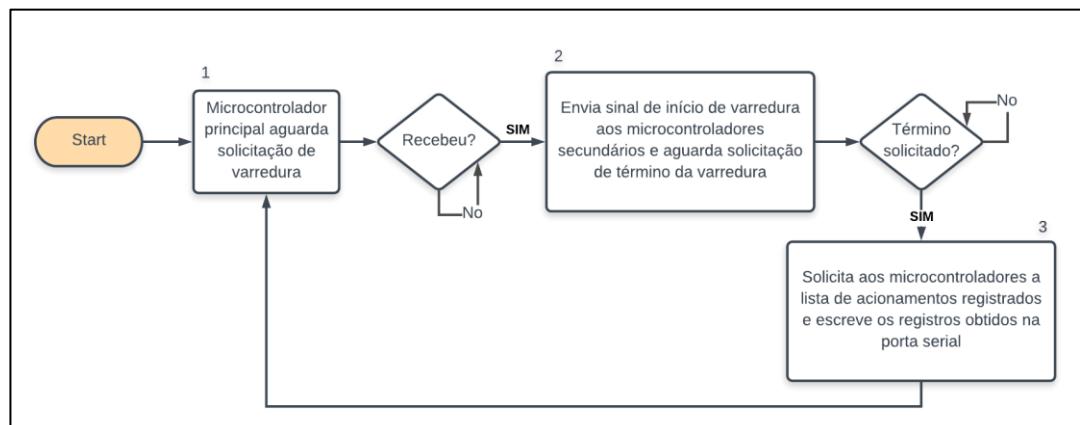


Figura 5 — Fluxograma de funcionamento do sistema de análise da marcha humana (DIAS, 2017; BRITO, 2019).



Os sensores operam com frequência de varredura de 1 kHz, permitindo que cada módulo processe os acionamentos em intervalos de 1 ms. A estrutura de dados gerada pelo dispositivo armazena informações sobre a ativação dos sensores, incluindo coordenadas dentro do módulo,

timestamp do evento e um identificador alfanumérico que diferencia os módulos esquerdo e direito. A resolução temporal é de 1 ms, garantindo precisão na identificação dos eventos durante o ciclo da marcha (DIAS, 2017; BRITO, 2019).

Os cálculos dos parâmetros espaço-temporais — como comprimento do passo, comprimento da passada, largura da base de apoio, cadência e velocidade da marcha — são realizados automaticamente pelo *software* desenvolvido na plataforma MATLAB. Os resultados são gerados a partir da métrica da distância euclidiana e exibidos de forma visual, permitindo a análise detalhada do padrão de marcha do indivíduo. Testes realizados demonstraram a eficácia do sistema na aquisição e processamento dos dados, validando sua aplicação na quantificação da marcha (DIAS, 2017).

2.4 Estado da Arte

Nesta seção, são apresentadas as tecnologias comercialmente disponíveis e patentes para a aquisição dos parâmetros espaço-temporais na análise da marcha humana.

2.4.1 Tecnologias Disponíveis Comercialmente

O avanço tecnológico permitiu o desenvolvimento de dispositivos mais eficientes e precisos para a medição dos parâmetros da marcha humana, proporcionando aos especialistas informações objetivas sobre o paciente e seu progresso. Esses dispositivos substituíram, em grande parte, avaliações tradicionais baseadas na observação subjetiva dos movimentos (HERRAN; ZAPIRAIN; ZORRILLA, 2014).

A seguir, são descritas tecnologias comerciais para aquisição de parâmetros espaço-temporais da marcha, destacando suas vantagens e limitações. Tecnologias como GAITRite, OptoGait, Strideway™ e INFINI-T fornecem dados sobre tempo de apoio, cadência, velocidade e simetria, sendo aplicáveis em contextos clínicos, esportivos e de reabilitação (GAITRite®, 2019; MICROGATE, 2019; KINETEC, 2019).

Cada dispositivo possui características próprias, adequadas para diferentes cenários. O GAITRite, por exemplo, é uma passarela portátil e de fácil configuração, indicada para ambientes clínicos, mas com limitações em superfícies irregulares (GAITRite®, 2019). Já o OptoGait, que utiliza sensores ópticos de alta frequência, detecta assimetrias e avalia a eficiência mecânica, porém requer um ambiente controlado para medições ideais

(MICROGATE, 2019). O Strideway™ possibilita a análise da pressão plantar e a detecção de desequilíbrios, mas pode ser desconfortável para alguns usuários (TEKSCAN, 2019).

As vantagens e desvantagens de cada sistema dependem das necessidades específicas de cada aplicação. Tecnologias portáteis, como o Patient Activity Monitor (PAM COACH, 2019) (RAMSTRAND, NILSSON, 2007) e o Wireless Wearable System, permitem monitoramento contínuo em ambientes variados, mas podem não fornecer a mesma profundidade de dados biomecânicos de sistemas como BTS GAITLAB e INFINI-T, que realizam análises mais completas com múltiplos sensores integrados.

Os avanços em sensores de alta resolução e sensores inerciais de baixo custo têm contribuído para medições mais precisas em tempo real, facilitando o monitoramento remoto de pacientes e expandindo o uso dessas tecnologias para acompanhamento domiciliar e reabilitação. Alguns sistemas, como BTS GAITLAB (BTS ENGINEERING, 2019) e OptoGait, podem ser integrados a outras tecnologias, como captura de movimento, eletromiografia (EMG) e análise de vídeo, proporcionando uma visão multidimensional da marcha e facilitando diagnósticos mais detalhados.

A acessibilidade e a portabilidade também são fatores relevantes. Tecnologias como PAM COACH e Wireless Wearable System possuem a vantagem da portabilidade, permitindo o monitoramento dos pacientes em seu ambiente cotidiano e possibilitando uma avaliação em condições naturais, com menor interferência (RAMSTRAND, NILSSON, 2007).

O custo é outro aspecto importante. Sistemas como BTS GAITLAB (BTS ENGINEERING, 2019) e INFINI-T (KINETEC, 2019), apesar de oferecerem análises detalhadas, podem ser financeiramente inviáveis para algumas clínicas. Alternativamente, tecnologias mais acessíveis, como GAITRite® e Strideway™, equilibram custo e funcionalidade, tornando-se opções viáveis para diversos ambientes clínicos e de reabilitação (GAITRite®, 2019; TEKSCAN, 2019).

Diante dessa diversidade de opções, profissionais da saúde e pesquisadores podem selecionar a tecnologia mais adequada para diagnóstico, reabilitação ou monitoramento de desempenho, garantindo a melhor abordagem para o tratamento e acompanhamento dos pacientes.

2.4.2 Patentes

Além das tecnologias comercialmente disponíveis, diversas soluções inovadoras têm sido desenvolvidas e patenteadas para superar limitações existentes. A pesquisa sobre análise e

quantificação dos parâmetros espaço-temporais da marcha humana tem se concentrado na melhoria da avaliação clínica e no monitoramento da mobilidade. As patentes analisadas compartilham o objetivo de quantificar e gerar parâmetros da marcha, diferenciando-se pelos métodos de medição, sensores empregados e processamento de dados.

Entre os sistemas patenteados, destacam-se dispositivos baseados em sensores inerciais, como o pedômetro descrito na patente US6145389A, que calcula o comprimento do passo por meio de medições de aceleração do pé durante a caminhada e corrida (EBELING e EBELING, 2000). Outro exemplo é o dispositivo patenteadado sob o número EP1511418B1, que estima parâmetros espaço-temporais a partir da análise de sinais de velocidade angular com sensores autônomos (AMINIAN, et al., 2009). A fusão de dados de sensores inerciais também é explorada na patente WO2012007855A1, que combina sensores portáteis com algoritmos dedicados para a avaliação dos parâmetros cinemáticos da marcha (MARIANI e AMINIAN, 2016).

A análise baseada em vídeo também tem sido alvo de patentes, como a US7330566B2, que propõe um método de identificação de pacientes ambulatoriais por meio da análise das características da marcha em sequências de imagens (CUTLER, 2003), e a US20170243057A1, que descreve um método de segmentação do ciclo da marcha a partir de dados visuais (WU et al., 2018). Adicionalmente, a patente US8961439B2 apresenta um sistema de análise da marcha com sensores têxteis incorporados em meias, permitindo uma abordagem diferenciada na coleta de dados (YANG et al., 2019).

No Brasil, destacam-se a patente BR102017008238-5 A, que automatiza a análise da marcha com um sistema modular baseado no Protocolo de Cerny (BARROS et al., 2018; CERNY, 1983), e a BR102017028502-2 A2 (Anexo B), que descreve um dispositivo portátil e não invasivo para quantificação dos parâmetros espaço-temporais da marcha, com foco na aplicabilidade em ambientes clínicos e domésticos (DIAS et al., 2023).

Essas abordagens demonstram a diversidade de soluções disponíveis para a análise da marcha humana, cada uma com suas particularidades, mas com o objetivo comum de fornecer avaliações precisas e acessíveis. A inovação tecnológica nesses dispositivos não apenas impulsiona a biomecânica, mas também proporciona ferramentas fundamentais para a detecção precoce de distúrbios motores, diagnóstico de anomalias da marcha e acompanhamento do processo de reabilitação.

A análise comparativa dessas patentes serviu como base para o desenvolvimento do sistema de medição proposto neste estudo, que busca aprimorar a precisão na quantificação dos

parâmetros da marcha, garantindo praticidade e acessibilidade para aplicação clínica e monitoramento domiciliar.

3 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL E TÉCNICAS DE ANÁLISE DE DADOS NA INTERPRETAÇÃO DA MARCHA HUMANA

A análise de dados da marcha apresenta desafios como alta dimensionalidade, dependência temporal e correlações complexas entre variáveis. A Inteligência Artificial (IA) tem se mostrado essencial para superar esses desafios, permitindo a extração de insights valiosos a partir de grandes volumes de dados (CHAU, 2001).

No contexto da análise da marcha, técnicas de aprendizado de máquina, como aprendizado supervisionado, não supervisionado e aprendizado por reforço, são utilizadas para identificar padrões complexos sem necessidade de programação explícita. Redes neurais artificiais, incluindo redes convolucionais (CNNs) e recorrentes (RNNs), são particularmente eficazes na detecção de padrões temporais. Além disso, técnicas de *clustering* permitem segmentar os dados, viabilizando uma análise mais detalhada e personalizada. A Análise de Componentes Principais (PCA) auxilia na redução da dimensionalidade, facilitando a visualização e interpretação dos dados, enquanto técnicas de séries temporais contribuem para a previsão de tendências futuras.

Este trabalho explora a técnica de algoritmo de *clustering* para interpretar os dados capturados pelo dispositivo de análise da marcha, com o objetivo de extrair informações detalhadas que superem as limitações das abordagens convencionais.

3.1 Fundamentos e Métodos de *Clustering*: Abordagens e Aplicações

3.1.1 *Clustering*: Conceitos e Etapas

O *clustering*, ou técnica de agrupamento, é um método de modelagem de dados que organiza elementos em grupos (*clusters*) com base em um critério específico de similaridade. Em cada *cluster*, os elementos compartilham mais características entre si do que com os de outros grupos (LACHI e DA ROCHA, 2005).

A clusterização é uma abordagem de aprendizado de máquina não supervisionado, na qual as classes dos elementos não são previamente definidas. Em vez disso, elas são determinadas a partir da análise dos atributos de cada elemento, representados como vetores de

pares atributo-valor. Os algoritmos de *clustering* particionam o conjunto de dados com base em diferentes critérios, podendo gerar agrupamentos mais ou menos interpretáveis.

Existem duas abordagens principais:

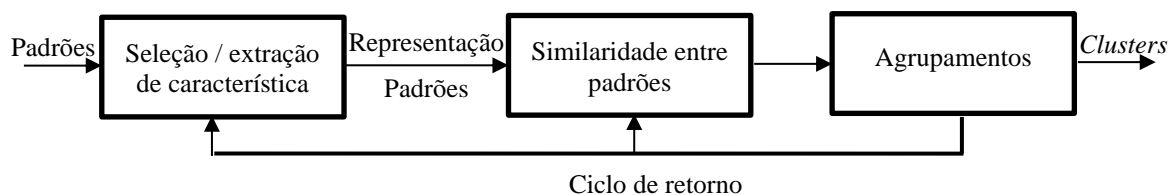
- *Clustering* clássico, no qual cada elemento pertence exclusivamente a um único grupo.
- *Clustering* fuzzy, onde um mesmo elemento pode pertencer a múltiplos grupos com diferentes graus de pertinência (YONAMINE et al., 2002).

De acordo com Jain e Dubes (1988) e Jain et al. (1999), a aplicação do *clustering* envolve cinco etapas principais:

1. Definição da representação dos dados de entrada – Determinação de quais características serão utilizadas para agrupar os elementos.
2. Escolha da medida de similaridade – Seleção do critério matemático que definirá a proximidade entre os dados.
3. Seleção do algoritmo de *clustering* – Escolha da técnica que melhor se adapta ao conjunto de dados e ao objetivo do agrupamento.
4. Abstração dos dados (opcional) – Representação simplificada dos dados para facilitar a análise e o processamento.
5. Avaliação dos resultados – Medição da qualidade do agrupamento gerado, geralmente baseada em critérios subjetivos (LACHI e DA ROCHA, 2005).

A Figura 6 ilustra a sequência das primeiras três etapas do processo de *clustering*, destacando a importância da representação dos dados, da definição de critérios de similaridade e da escolha do algoritmo mais adequado (CASTRO, 2003).

Figura 6 — Imagem representativa das fases do *clustering*, (CASTRO, 2003).



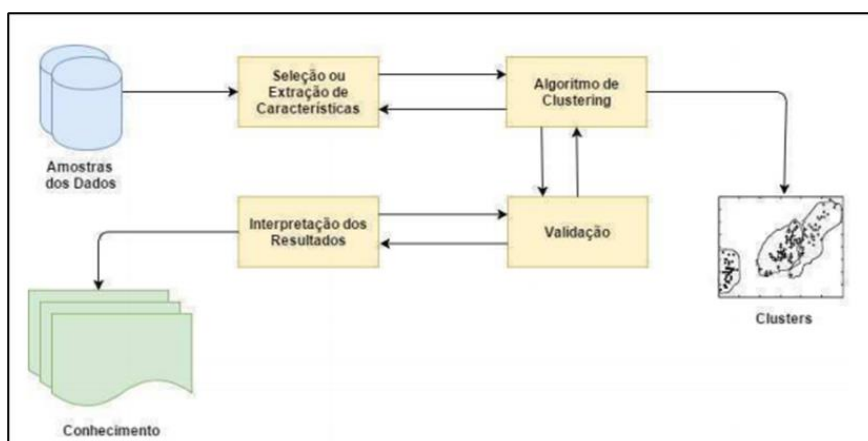
A abstração dos dados, embora não obrigatória, pode tornar a análise mais eficiente tanto para humanos quanto para sistemas computacionais. Do ponto de vista humano, a representação deve ser intuitiva e de fácil interpretação. Para a máquina, deve permitir um processamento eficiente. A relevância dessa etapa depende da aplicação específica do *clustering* (LACHI e DA ROCHA, 2005).

A avaliação do *clustering* busca determinar a qualidade dos agrupamentos gerados. No entanto, esse processo é frequentemente subjetivo, pois os critérios adotados podem variar conforme o contexto. Essa subjetividade leva alguns autores a considerarem essa etapa opcional (LACHI e DA ROCHA, 2005).

Segundo Xu e Wunsch II (2009), o processo de *clustering* pode ser dividido em quatro etapas principais, conforme ilustrado na Figura 7:

1. Seleção ou extração de características – Escolha das informações mais relevantes para definir os grupos. Enquanto a seleção mantém atributos originais, a extração transforma os dados para criar novas características mais informativas.
2. Escolha do algoritmo de *clustering* – Definição da métrica de proximidade e da função de critério para otimizar a formação dos *clusters*. Como diferentes algoritmos produzem diferentes agrupamentos, a escolha do método afeta diretamente os resultados (OLIVEIRA, 2018).
3. Validação dos *clusters* – Verificação da consistência dos agrupamentos. Diferentes abordagens podem gerar resultados distintos, e a escolha dos parâmetros pode influenciar significativamente a interpretação final.

Figura 7 — Etapas na Análise de Cluster (XU e WUNSCH, 2009).



4. Interpretação dos resultados – O objetivo final do *clustering* é fornecer insights significativos para facilitar a compreensão dos dados e apoiar a tomada de decisão.

Zaiane (2002) destaca que um bom método de clustering deve apresentar as seguintes características:

- Capacidade de lidar com dados de alta dimensionalidade.
- Escalabilidade para grandes volumes de dados.
- Flexibilidade para agrupar diferentes tipos de dados.
- Definição de agrupamentos com diferentes tamanhos e formatos.
- Baixa necessidade de parametrização manual.
- Robustez contra ruídos e dados inconsistentes.
- Resultados consistentes, independentemente da ordem de entrada dos dados.

3.1.2 Categorização de Métodos de *Clustering*

Os algoritmos de *clustering*, podem ser divididos em quatro categorias principais (HAN, 2011): métodos particionais, hierárquicos, baseados em densidade e baseados em grid, conforme descrito a seguir.

Método por Particionamento

Os métodos particionais dividem um conjunto de n dados em k grupos ($k \leq n$), onde cada partição representa um *cluster*. Esses métodos iniciam com uma partição preliminar e refinam iterativamente a divisão para melhorar a qualidade do agrupamento. Exemplos incluem K-Means (ou c-Means) e CLARANS (GALÁN, 2019).

Métodos Hierárquicos

Os métodos hierárquicos constroem agrupamentos a partir de uma decomposição hierárquica dos dados. Podem ser aglomerativos (iniciam com cada dado em um grupo próprio e agrupam progressivamente) ou divisivos (começam com todos os dados em um único grupo e dividem gradualmente). A representação visual típica desses métodos é o dendrograma. Exemplos incluem AGNES/DIANA, BIRCH, ROCK e Chameleon (GALÁN, 2019).

Métodos Baseados em Densidade

Nesses métodos, os grupos são formados com base na densidade de pontos em uma região. Para que um dado pertença a um grupo, ele deve estar dentro de uma vizinhança de um dado raio contendo um número mínimo de pontos. Esse método é útil para detectar *clusters* de formatos variados e ruídos nos dados. Exemplos incluem DBSCAN, OPTICS e DENCLUE (GALÁN, 2019).

Métodos Baseados em Grid

Esse tipo de método quantiza o espaço dos dados em células finitas, formando uma estrutura em grade (*grid*). Cada célula representa uma divisão do espaço, facilitando a análise de grandes bases de dados, especialmente no processamento de imagem e análise espacial. Exemplos incluem STING e WaveCluster (GALÁN, 2019).

Independentemente do método de *clustering* utilizado, a definição da proximidade entre os elementos do conjunto de dados é um fator importante para a qualidade do agrupamento. Para isso, utilizam-se diferentes medidas de distância que determinam a similaridade entre os pontos de dados. Essas medidas influenciam diretamente a formação dos grupos e a eficácia do método de *clustering* aplicado.

Para determinar se um conjunto de pontos deve ser considerado um grupo, utiliza-se uma medida de distância, $dist(i, j)$, que quantifica a proximidade entre os pontos. As medidas de distância mais comuns incluem a distância Manhattan, a distância Minkowski e a distância Euclidiana. Neste estudo, adota-se a distância Euclidiana, que representa a distância geométrica em um espaço multidimensional. A distância Euclidiana é dada pela equação (3.1).

$$d_{(i,j)} = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad EQ. 3.1,$$

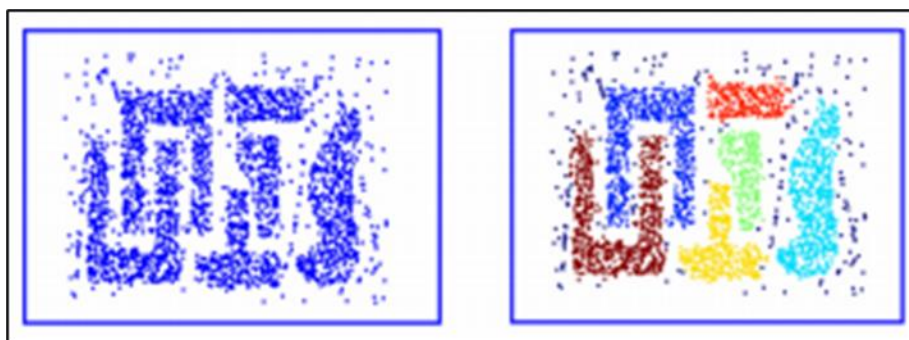
Onde onde x_{ik} e x_{jk} são as coordenadas dos pontos i e j no espaço multidimensional. Essa métrica avalia a similaridade entre os pontos e influencia a formação de grupos dentro do conjunto de dados.

Dado um conjunto de n objetos, os métodos particionais constroem k partições, onde cada partição corresponde a um grupo (*cluster*), e cada grupo deve conter pelo menos um objeto. A maioria dos métodos particionais baseia-se na distância entre objetos (HAN, 2011). Com um número predefinido k de grupos, o algoritmo normalmente inicia com uma partição

inicial dos conjuntos de dados e, por meio de realocações iterativas, move objetos entre os grupos para otimizar uma função objetivo (ESTER et al., 1996). Em uma boa partição, espera-se que os objetos de um mesmo grupo estejam próximos entre si e distantes dos objetos de outros grupos. Esse tipo de método tende a identificar grupos com formato esférico devido à natureza das métricas de distância utilizadas (HAN, 2011). Dentre esses métodos, destaca-se o K-Means, amplamente aplicado em diversas áreas pela sua simplicidade e eficiência (AVELAR e NALDI, 2017).

Por outro lado, os métodos baseados em densidade adotam uma abordagem diferente ao identificar grupos de dados. Em vez de se basearem apenas na proximidade entre objetos, esses métodos consideram a densidade de amostras em regiões específicas, permitindo a formação de agrupamentos de forma arbitrária. Essa característica auxilia na filtragem de ruídos e na detecção de *clusters* de formato irregular, como mostrado na Figura 8. O método DBSCAN (*Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise*), por exemplo, é utilizado para identificar regiões de alta densidade separadas por áreas de baixa densidade (SMITI e ELOUEDI, 2012).

Figura 8 — Exemplos de regiões localizadas utilizando o DBSCAN, (OLIVEIRA & TORQUATO, 2004).



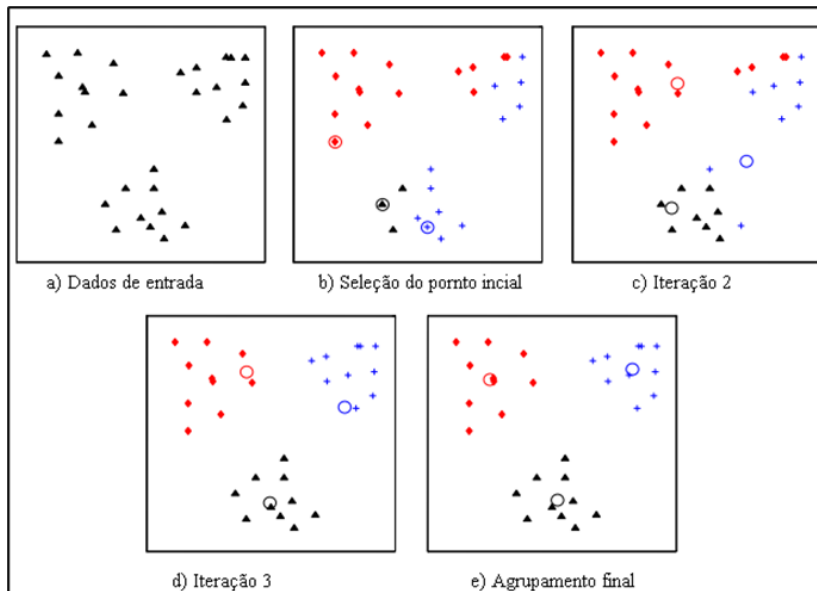
3.1.2.1 Análise do *Clustering* K-Means

O *clustering* K-means, conforme MacQueen (1967), é algoritmo amplamente utilizado para particionar automaticamente um conjunto de dados em k grupos. De maneira simplificada, o K-means começa com k *clusters*, cada um composto por um ponto aleatório. Em seguida, cada novo ponto do conjunto de dados é adicionado ao grupo cujo centroide está mais próximo. Após a adição de um novo ponto, o centroide do grupo é recalculado. O processo é repetido até que os centroides não mudem mais, ou seja, não há mais troca de pontos entre os k grupos.

Um dos principais desafios na utilização do K-means é a necessidade de especificar o número de *clusters* (k) antes de executar o algoritmo (MACQUEEN, 1967; SMITI e ELOUEDI, 2012). Isso exige que o usuário tenha uma ideia prévia de quantos grupos existem no conjunto de dados, o que nem sempre é claro, especialmente quando os dados possuem uma estrutura desconhecida. A determinação do valor ótimo de k pode ser difícil, pois otimizar a variação dentro dos *clusters* é um desafio computacional (HAN, 2011). Além disso, a execução do algoritmo é sensível à escolha das posições iniciais dos centroides, o que pode levar a resultados diferentes dependendo dessas condições iniciais (SMITI e ELOUEDI, 2012).

De acordo com Vattani (2011) e Perez et al. (2018), o K-means é um método de quantização vetorial, frequentemente usado em mineração de dados. O algoritmo particiona as amostras em grupos, onde cada amostra é atribuída ao centroide mais próximo. Esse processo resulta na fragmentação do espaço de dados, e tende a identificar aglomerados de amostras, o que facilita a comparação e classificação de novos dados. A Figura 9 ilustra o funcionamento do K-means com dados bidimensionais e três *clusters* (JAIN, 2010).

Figura 9 — Ilustração do algoritmo K-Means. (a) Dados de entrada bidimensionais com três grupos; (b) três pontos de semente selecionados como centros de cluster e atribuição inicial dos pontos de dados aos clusters; (c) e (d) iterações intermediárias que atualizam os rótulos dos clusters e seus centros; (e) Agrupamento final obtido pelo algoritmo K-Means na convergência (JAIN, 2010).



As principais etapas do algoritmo K-Means, conforme descrito por Jain & Dubes (1988), são as seguintes:

1. Selecione uma partição inicial com k *clusters* e repita as etapas 2 e 3 até que a associação dos *clusters* se estabilize.
2. Gere uma nova partição atribuindo cada padrão ao seu centro de *cluster* mais próximo.
3. Calcule os novos centros dos *clusters*.

Apesar de sua simplicidade e popularidade, o K-means apresenta desafios consideráveis, especialmente quando se trata de determinar o número ideal de *clusters* (k). A sensibilidade do método às condições iniciais dos centroides pode gerar resultados variados, como mostrado em diferentes execuções com as mesmas configurações iniciais, levando a diferentes agrupamentos dependendo da escolha inicial. Isso pode ser um problema significativo, principalmente em grandes conjuntos de dados onde as condições iniciais podem influenciar profundamente a convergência do algoritmo.

Para mitigar alguns desses problemas, várias abordagens, soluções alternativas e critérios de escolha de k foram propostas, soluções. O K-means é uma técnica amplamente utilizada para melhorar a inicialização dos centroides, escolhendo-os de maneira mais inteligente e reduzindo a variabilidade nos resultados finais (ARTHUR e VASSILVITSKII, 2007). Além disso, métodos como o “método do cotovelo” ou o “critério da silhueta” são comumente usados para ajudar a determinar o número ideal de *clusters* (k). O método do cotovelo envolve calcular a soma das distâncias quadráticas dentro de cada *cluster* para diferentes valores de k e observar onde a curva começa a se achatar, indicando o valor ótimo de k .

Embora o K-means seja eficiente, ele pode não ser a melhor opção para dados com formas de *clusters* não convexas ou em situações em que o número de *clusters* é difícil de determinar. Em tais casos, métodos como DBSCAN ou o *agglomerative hierarchical clustering* podem ser mais adequados, pois esses algoritmos não exigem a especificação de k e podem detectar *clusters* de formas arbitrárias.

Pérez-Ortega et al. (2018) propuseram um critério inovador para equilibrar o tempo de processamento e a qualidade da solução no K-means, especialmente quando aplicados a grandes volumes de dados. Este critério foca na etapa de convergência, interrompendo o processo sempre que o número de objetos que alteram seu *cluster* designado em qualquer iteração for menor que um limiar determinado. Experimentações computacionais com instâncias sintéticas e reais mostraram que a definição de um limiar próximo a $0,03n$ resulta em uma redução

significativa no tempo de computação (aproximadamente 4/100), com uma queda na qualidade das soluções de menos de dois por cento.

3.1.2.2 Análise do *Clustering* DBSCAN

O DBSCAN (*Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise*) é um algoritmo de agrupamento não paramétrico proposto por Ester et al. (1996). Diferente de algoritmos como o K-means, o DBSCAN não requer a definição prévia do número de *clusters* e é capaz de identificar agrupamentos de formas arbitrárias, além de lidar eficientemente com *outliers* (pontos de ruído). Essas características o tornam especialmente útil para análise de dados com distribuições irregulares ou de alta dimensionalidade (ESTER et al., 1996; STARCZEWSKI et al, 2020).

O DBSCAN opera com base em dois parâmetros principais (BOONCHOO et al., 2019):

- ϵ (*epsilon*): Define o raio da vizinhança de um ponto, ou seja, a distância máxima para que dois pontos sejam considerados vizinhos.
- *MinPts*: Especifica o número mínimo de pontos necessários na vizinhança ϵ para que um ponto seja considerado parte de um *cluster*.

A partir desses parâmetros, o algoritmo classifica os pontos em três categorias:

- Ponto Central (*Core Point*): Um ponto que possui pelo menos *MinPts* vizinhos dentro de sua vizinhança ϵ .
- Ponto de Fronteira (*Border Point*): Um ponto que não é central, mas está na vizinhança de um ponto central.
- Ponto de Ruído (*Noise Point*): Um ponto que não é central nem de fronteira, sendo tratado como um *outlier*.

O DBSCAN agrupa objetos no espaço d-dimensional com base na densidade (SMITI e ELOUEDI, 2012; BOONCHOO et al., 2019). Formalmente, um conjunto de dados contendo n objetos é representado por D , e um objeto em um espaço d-dimensional é denotado por $p \in R^d$. As definições fundamentais do algoritmo incluem:

1. **Vizinhança** (*Neighborhood*): Um objeto q é vizinho de p se a distância entre eles for menor ou igual a ϵ :

$$\text{dist}(p, q) \leq \epsilon$$

O conjunto vizinho de p é denotado por $N(p)$.

2. **Objeto Central** (*Core Object*): Um objeto p é central se:

$$|N(p)| \geq \text{MinPts}$$

3. **Densidade Direta-Alcançável** (*Directly Density-Reachable*): Um objeto p é diretamente alcançável a partir de q se q for um objeto central e $p \in N(q)$.

4. **Alcance de Densidade** (*Density-Reachable*): Um objeto p é alcançável a partir de q se existir uma sequência de objetos p_1, p_2, \dots, p_k , onde $p_1 = q$ e $p_k = p$, tal que cada p_{i+1} seja diretamente alcançável a partir de p_i , com $1 \leq i \leq k - 1$.

5. **Conectividade de Densidade** (*Density-Connected*): Um objeto p é conectado por densidade a q se existir um objeto o tal que tanto p quanto q sejam densidade-alcançáveis a partir de o .

6. **Cluster**: Um subconjunto $C \subseteq D$ que satisfaz duas condições (SMITI e ELOUEDI, 2012):

- **Maximalidade**: Se q for alcançável por densidade a partir de p , em relação a ϵ e MinPts , e $p \in C$, então $q \in C$.
- **Conectividade**: Para todo $p, q \in C$, p e q são conectados por densidade.

7. **Ruído**: Um objeto p que não pertence a nenhum cluster em D é classificado como *outliers*.

O funcionamento do DBSCAN inicia com a seleção de um ponto aleatório p , cuja vizinhança ϵ é verificada. Se p for um ponto central, um novo cluster é formado, e todos os pontos alcançáveis a partir de p são adicionados ao cluster. Esse processo é repetido iterativamente para cada novo ponto incluído no cluster, expandindo-o até que não haja mais pontos alcançáveis. Pontos que não atendem aos critérios de densidade são classificados como ruído (ESTER et al., 1996; STARCZEWSKI et al., 2020; ANSARI et al., 2020).

As principais vantagens do DBSCAN incluem a capacidade de identificar clusters de formas arbitrárias, a robustez a outliers e a independência do número de clusters (ESTER et al.

1996), que não precisa ser definido antecipadamente. Essas características tornam o algoritmo útil em aplicações como processamento de imagens, detecção de anomalias, segmentação de imagens médicas, análise de trajetórias biomecânicas e biologia computacional.

No entanto, o DBSCAN apresenta limitações, como a sensibilidade à escolha dos parâmetros ϵ e $MinPts$, que podem influenciar significativamente os resultados, exigindo ajustes cuidadosos (ESTER et al. 1996). Uma abordagem comum para definir ϵ é a análise do gráfico de distância do k -ésimo vizinho, onde um ponto de inflexão pode indicar um valor adequado. Outra limitação é o desempenho reduzido em conjuntos de dados onde a densidade dos clusters varia consideravelmente (ESTER et al. 1996; STARCZEWSKI et al, 2020; ANSARI, et al., 2020).

Para otimizar o desempenho do DBSCAN, a seleção adequada dos parâmetros ϵ e $MinPts$ é fundamental (ESTER et al. 1996; GAN e TAO, 2015; CHEN, et al., 2018). Algumas diretrizes incluem:

- $MinPts \geq Dimensão + 1$: Regra empírica comumente utilizada para garantir um número mínimo de conexões confiáveis.
- Gráfico de Distância k -ésimo vizinho: A identificação de um ponto de inflexão nesse gráfico pode ajudar a definir um ϵ apropriado.

4 MATERIAIS E MÉTODOS

A metodologia para o desenvolvimento e implementação do sistema de análise de marcha será dividida em etapas que abrangem desde a concepção e o desenvolvimento do *software* até a integração robusta com o *hardware* e a validação do sistema. A seguir, descrevem-se as etapas principais:

Na Parte I, expõe-se o desenvolvimento de um sistema para controle, aquisição e tratamento de dados específicos, o qual envolve a criação de uma infraestrutura completa para gerenciar todo o processo de coleta e processamento dos dados gerados pelos sensores de análise de marcha. Esse sistema é imprescindível para o funcionamento do protótipo, garantindo que os dados coletados sejam manipulados de maneira eficaz e precisa, fornecendo informações relevantes aos profissionais de saúde e pesquisadores.

Para isso, foi necessário definir as linguagens de programação, bibliotecas, bancos de dados e frameworks a serem utilizados. O sistema proposto deve ser capaz de controlar e adquirir dados do dispositivo de análise de marcha de maneira intuitiva e amigável para o

usuário final, refletindo claramente o estado atual do dispositivo. O *software* foi projetado para oferecer uma Interface Gráfica de Usuário (GUI) intuitiva e eficiente, garantindo que os profissionais de saúde possam operar o sistema de maneira simples e precisa.

Na Parte II, será apresentado um estudo metodológico para testar a confiabilidade teste-reteste e a validade de critério do sistema de medição da marcha GAITWell na quantificação dos parâmetros espaço-temporais. Serão descritos a caracterização da amostra, os critérios de inclusão no estudo, os materiais e procedimentos utilizados, as características espaço-temporais analisadas e a análise estatística aplicada. Também será abordada a caracterização metrológica, incluindo as fontes de erro e incerteza, bem como os procedimentos de calibração e a análise da precisão e acurácia do sistema de medição.

PARTE I - Desenvolvimento de um sistema para controle, aquisição e tratamento de dados específicos

Este trabalho propõe o desenvolvimento de um sistema de análise da marcha, capaz de extrair, classificar e processar informações relacionadas ao padrão de caminhada habitual. Para isso, foram utilizadas as seguintes ferramentas de desenvolvimento: o sistema operacional Microsoft Windows, a linguagem de programação C# (CSharp), o ambiente de desenvolvimento Visual Studio 2017 e o banco de dados SQLite 2018 para gerenciamento das informações.

I — Requisitos e Arquitetura do Sistema

Os requisitos do sistema definem as funcionalidades e características necessárias para atender às demandas dos usuários, abrangendo desde a captura e processamento de dados até a interação com o usuário e a integração com o *hardware*.

A arquitetura do sistema foi projetada para sustentar esses requisitos, detalhando a comunicação entre os módulos de aquisição de dados, o armazenamento em banco de dados, os algoritmos de *clustering* e a interface de usuário. Essa estrutura garante um fluxo de dados eficiente e a modularidade necessária para futuras expansões.

4.1 Requisitos de *Hardware*

Esta seção descreve o dispositivo e as especificações mínimas necessárias para o funcionamento do sistema de análise de marcha. O *hardware* foi projetado para ser eficiente e robusto, garantindo a coleta precisa de dados, sua transmissão e a comunicação entre os componentes.

Para a extração de informações dos sensores, foi desenvolvido um segundo protótipo de *hardware*, com o objetivo de ser uma tecnologia simples, de baixo custo, de fácil manuseio e acessível aos usuários potenciais. O *Hardware II* seguiu os princípios e critérios aplicados no desenvolvimento do *Hardware I*, conforme mencionado na Seção 2.3.1 e em Dias (2017). No módulo, foram priorizados o comprimento, a largura, a área da matriz de sensores e a distância entre os sensores, substituindo as chaves de contato momentâneo do tipo *surface-mounted device* (SMD) por componentes do tipo *pin through hole* (PTH). Além disso, o projeto foi aprimorado com a inclusão de comunicação via Bluetooth.

O Bluetooth foi escolhido devido ao seu baixo consumo de energia e alcance adequado, permitindo a transmissão de dados a até 10 metros em modo normal e até 100 metros com amplificadores, eliminando as limitações físicas dos cabos. Essa tecnologia facilita a conexão e comunicação entre dispositivos, oferecendo robustez contra interferências, o que a torna viável mesmo em ambientes desafiadores.

Com a inclusão do Bluetooth, o *hardware II* passou a oferecer dois modos de comunicação serial: USB e Bluetooth. O *layout* do circuito foi ajustado tecnicamente, mas sua funcionalidade permaneceu inalterada.

Em relação à alimentação, uma alteração significativa foi a modificação do pino RAW para o pino VCC. A fonte de 5V regulada alimenta todo o sistema, incluindo o módulo Bluetooth. O firmware do microcontrolador mestre foi adaptado para suportar essa comunicação, com dois pinos configurados para transmissão (TX) e recepção (RX) de dados. O pino de transmissão foi ajustado com um divisor de tensão para reduzir o sinal de 5V para 3.3V, já que o módulo Bluetooth opera com sinais de 3.3V. A recepção é direta, pois o microcontrolador pode lidar com o nível de 3.3V.

As placas que compõem o circuito eletrônico do *Hardware II*, conforme ilustrado na Figura 10 (2), foram fabricadas semi-industrialmente, com dimensões de 440 x 370 mm. Elas incluem microcontroladores, a matriz de sensores, conectores para alimentação e comunicação entre as placas, além de um módulo para transmissão de dados via Bluetooth e USB.

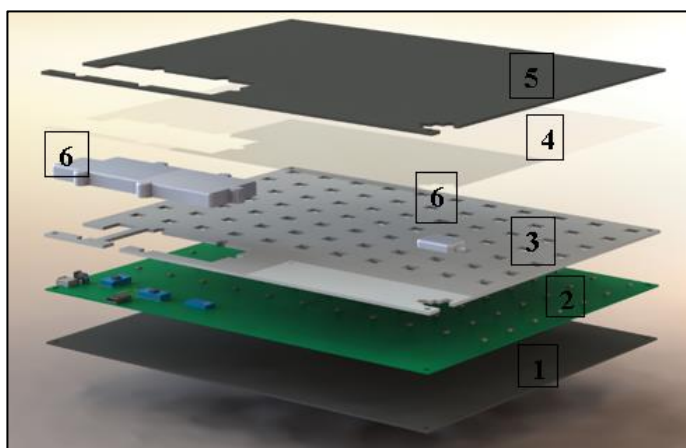
O dispositivo de comunicação Bluetooth opera em modo full-duplex, alternando entre slots para transmissão e recepção de dados, utilizando o esquema FH/TDD (Frequency

Hopping/Time Division Duplex). Em cada segundo, ocorrem 1600 saltos de frequência, com cada slot ocupando 625 μ s.

O processo de aquisição de dados é gerenciado por um microcontrolador mestre localizado no módulo principal. Esse microcontrolador solicita dados dos microcontroladores escravos, armazena os dados adquiridos e os transmite ao computador via USB ou Bluetooth, utilizando o protocolo I2C. Em seguida, os dados são processados por rotinas que quantificam os parâmetros espaço-temporais da marcha.

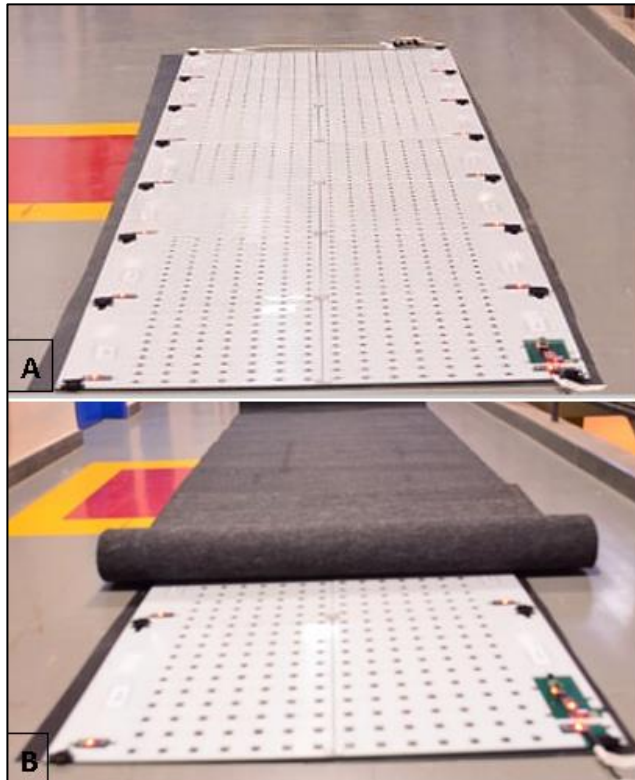
A estrutura eletrônica de cada placa é composta por cinco camadas e dois invólucros, conforme ilustrado na Figura 10. Essa configuração inclui uma superfície de borracha (1) em contato com o solo, uma placa que abriga o circuito eletrônico (2), uma placa de proteção perfurada (3) para salvaguardar os sensores e uma placa transparente (4) para evitar a infiltração de partículas ou poeira. Além disso, um tapete (5) e dois invólucros (6) protegem o bloco de comunicação eletrônica e os conectores. A camada de circuito eletrônico (2) contém microcontroladores com seus respectivos firmwares, o conjunto de sensores, conectores para alimentação externa e interconexão, bem como um módulo para comunicação e transmissão de dados via Bluetooth e USB.

Figura 10 — Imagem representativa da composição da estrutura sanduíche do Hardware II (consulte o texto para explicação). A imagem foi criada pelo autor utilizando o software SolidWorks, versão 2018 (Dassault Systèmes, Vélizy-Villacoublay – França).



A união desses módulos forma uma passarela, cuja função principal é coletar dados enquanto o indivíduo caminha sobre sua superfície e transmiti-los para processamento posterior. A Figura 11 ilustra o protótipo versão II do dispositivo eletrônico de análise da marcha.

Figura 11 – A imagem mostra o Hardware II do sistema de análise da marcha.



4.2 Componentes de *Software*

Os componentes de *software* do sistema de análise de marcha foram implementados na linguagem de programação C# utilizando a plataforma .NET Framework, com armazenamento de dados em um banco de dados SQLite. Essas ferramentas foram empregadas para garantir compatibilidade com a arquitetura do sistema e otimizar o desempenho da aplicação.

4.2.1 Plataforma de Desenvolvimento

4.2.1.1 Plataforma .NET e C#

O sistema foi desenvolvido utilizando o .NET Framework (2018) e a linguagem C#, devido à sua integração com o ambiente Windows e à familiaridade da equipe com essa tecnologia. A interface gráfica foi implementada com Windows Forms/WPF, garantindo uma interação intuitiva para os usuários.

A arquitetura do sistema segue o padrão (*Model-View-Presenter* (MVC), ou outro, se aplicável), visando modularização e facilidade de manutenção. O acesso aos dados foi

estruturado utilizando o padrão DAO (*Data Access Object*), promovendo a separação entre lógica de negócio e persistência de dados.

A comunicação com o banco de dados foi realizada por meio da biblioteca `System.Data.SQLite`¹, obtida via gerenciador de pacotes NuGet². As consultas e manipulações de dados foram otimizadas para garantir eficiência e integridade das informações armazenadas.

4.2.2 Banco de Dados

4.2.2.1 Banco de Dados SQLite

SQLite foi escolhido por sua leveza e por operar sem a necessidade de um servidor dedicado. Diferente de outros Sistema de Gerenciamento de Banco de Dados (SGBDs), ele armazena os dados localmente em um único arquivo, tornando a integração com a aplicação mais simples e eficiente.

A integração com .NET foi realizada por meio da biblioteca `System.Data.SQLite`, disponível via gerenciador de pacotes NuGet. Essa abordagem possibilitou um gerenciamento de dados eficiente dentro do sistema, sem comprometer o desempenho.

4.3 Estrutura e Organização dos Dados no Banco

A arquitetura de dados do sistema foi projetada para assegurar que o fluxo e o armazenamento das informações geradas pelo dispositivo de análise da marcha sejam eficientes e seguros. Utilizando o SGBDs SQLite, a estrutura do banco de dados foi cuidadosamente organizada para suportar a comunicação entre os diferentes componentes do sistema e garantir o processamento adequado dos dados coletados. As classes que compõem o sistema são responsáveis por realizar o armazenamento, a recuperação e o tratamento dessas informações, garantindo que os dados estejam sempre acessíveis e organizados de maneira a atender às necessidades do usuário e à integração com o dispositivo de análise.

1. Classe Usuário

A classe `Usuario` é responsável pela autenticação e gerenciamento de usuários no sistema, garantindo que apenas usuários autorizados acessem os dados e funcionalidades. Ela

¹ Toda documentação do SQLite pode ser acessada pelo site: www.sqlite.org/about.

² Disponível no site: www.nuget.org

armazena informações pessoais e profissionais e implementa métodos para autenticação. A Figura 12 ilustra as propriedades e métodos da classe.

Figura 12 — Diagrama da classe Usuario.



2. Classe Paciente

A classe Paciente armazena informações sobre a pessoa sujeita à análise de marcha e implementa operações CRUD (*Create, Read, Update, Delete*), permitindo o registro, consulta, edição e exclusão dos registros dos pacientes. Suas propriedades estão ilustradas na Figura 13, com o *Id* servindo como índice do objeto, enquanto as demais propriedades armazenam dados pessoais para associar corretamente as leituras de dados ao paciente. Após o *login*, o sistema permite que o usuário registre ou consulte informações dos pacientes, facilitando o gerenciamento completo dos registros.

Figura 13 — Diagrama da classe Paciente.



3. Classe Leitura

A classe *Leitura* registra os dados brutos recebidos do dispositivo de análise, como os tempos de ativação dos sensores e observações relacionadas à análise, associando cada leitura a um paciente e salvando-a no banco de dados para recuperação e análise posteriores. Essa classe foi projetada para identificar e registrar os eventos de varredura do dispositivo, com métodos de acesso ao banco de dados para salvar e recuperar leituras, incluindo os métodos *Get()* e *Save()*.

As propriedades da classe incluem:

- *Id*: identificador do objeto,
- *PacienteId*: identificador do paciente,
- *DataHora*: data e hora de finalização da aquisição de dados,
- *Arquivo*: contém os dados brutos transmitidos pelo dispositivo,
- *Observacoes*: campo de texto livre para inserir observações sobre a leitura.

Uma vez identificado o paciente, o sistema inicia o registro das leituras realizadas pelo dispositivo de análise. A estrutura do diagrama da classe *Leitura* está ilustrada na Figura 14.

Figura 14 — Diagrama da classe *Leitura*.



4. Classe EventoSensor

A classe *EventoSensor* representa cada evento de acionamento registrado pelo dispositivo.

Suas propriedades, ilustradas na Figura 15 incluem:

- *Coordenadas*: que armazenam a posição do sensor,
- *Hora*: que indica o momento do evento,

- *Tipo*: que especifica se o evento é um acionamento ou desacionamento.

Figura 15 — Diagrama da classe EventoSensor.



Essa estrutura permite o registro detalhado de cada evento, facilitando a análise precisa das ativações dos sensores ao longo do tempo.

5. Classe Passo

A classe Passo organiza os eventos de sensor em unidades de "passo" ou "pegada", usando as leituras para identificar o ponto médio de cada pegada e o tempo médio do passo. Suas propriedades, ilustradas na Figura 16, incluem:

- *ListaAcionamentos*: uma lista de instâncias da classe *EventoSensor*, que descrevem os acionamentos e desacionamentos relacionados a uma pegada específica.
- *CoordenadaMedia*: indica o ponto médio da pegada.
- *TempoMedio*: registra a marca temporal média do passo.
- *AcionamentoCalcanhar* e *AcionamentoPontaDoPe*: armazenam, respectivamente, os eventos dos sensores para o calcanhar e a ponta do pé.
- *PassoLado*: identifica se o passo corresponde ao lado direito ou esquerdo do ciclo da marcha.

Figura 16 — Diagrama da classe Passo.



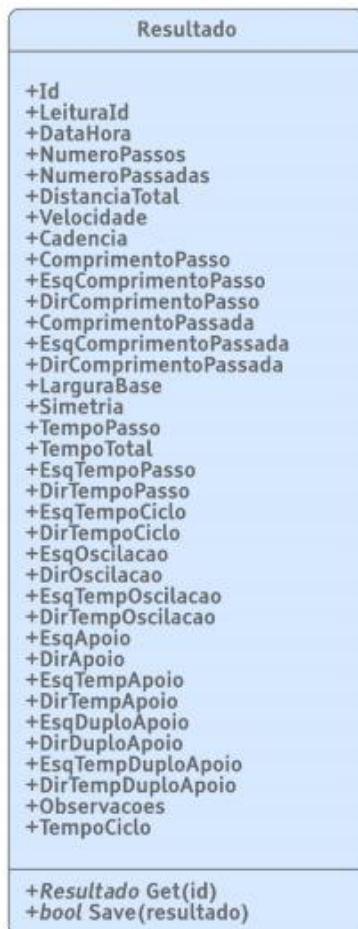
Essa estrutura facilita o agrupamento e análise das ativações dos sensores para gerar informações detalhadas sobre cada passo.

6. Classe Resultado

A Classe Resultado armazena os resultados das análises de marcha e está associada a uma Leitura, da qual os resultados são gerados. Essa classe facilita o acesso aos dados de diagnóstico e permite a geração de relatórios para profissionais de saúde, proporcionando uma visão clara do desempenho do paciente ao caminhar.

Foi implementado o acesso ao banco de dados para salvar e recuperar resultados, permitindo a criação de relatórios futuros. A Figura 17 apresenta a estrutura da classe Resultado. Dentre as propriedades, destaca-se *LeituraId*, que identifica a Leitura associada ao resultado e, indiretamente, permite acessar as informações do paciente através de *PacienteId*.

Figura 17 — Propriedades e métodos da classe Resultado.

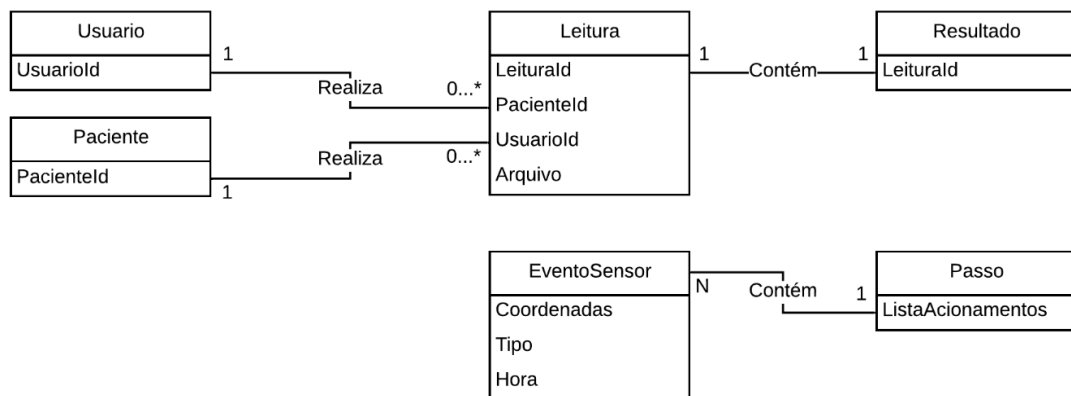


4.3.1.1 Relacionamento Entre as Classes

O modelo entidade-relacionamento simplificado, ilustra as relações entre as classes discutidas nas seções anteriores, está representado na Figura 18. Tanto *Usuário* quanto *Paciente* possuem uma relação de um para muitos (ou nenhum) com a classe *Leitura*, indicando que várias leituras podem estar associadas a um único usuário e paciente. Cada leitura resulta em um único objeto da classe *Resultado*.

A classe *Passo*, por meio de sua lista de acionamentos, mantém uma relação de um para muitos com a classe *EventoSensor*, representando múltiplos eventos associados a cada passo. Essa lista é definida durante o processo de clusterização, descrito na Seção seguinte, onde cada evento registrado na leitura é agrupado e atribuído ao respectivo passo.

Figura 18 — Modelo entidade relacionamento das classes apresentadas (BRITO, 2019).



4.4 Implementação do *Clustering* K-Means e DBSCAN

Neste trabalho, focou-se nos métodos particionais (K-means) e baseados em densidade (DBSCAN), aplicados em conjuntos de dados no \mathbb{R}^2 , com as distâncias entre os pontos i e j definidas pela distância euclidiana, conforme estabelecido na EQ. 3.1. Esses métodos foram escolhidos devido às suas características complementares: o K-Means é eficaz para dados que podem ser agrupados em *clusters* esféricos e de tamanho aproximadamente igual, enquanto o DBSCAN é capaz de identificar *clusters* de formas arbitrárias e detectar ruídos, tornando-o útil para dados com distribuições não uniformes e com presença de *outliers*. Ambas as abordagens foram implementadas considerando as características dos dados descritas na Seção 3.1.

4.4.1 Implementação do *Clustering* K-Means

Como mencionado anteriormente, o K-Means é um método de fácil implementação e com uma grande diversidade de aplicações. Tendo em mente o problema de agrupar pares de coordenadas à pegada (*cluster*) correta e considerando que as formas resultantes dos agrupamentos obtidos são bem definidas (formato de um pé) e bem separadas (MACQUEEN et al., 1967), o K-Means foi escolhido inicialmente pela sua simplicidade e aparente eficiência nas condições indicadas.

A necessidade de escolher o parâmetro k pode ser vista como uma desvantagem da aplicação do método, uma vez que não sabemos de antemão quantos passos o(a) indivíduo desenvolveu sobre o dispositivo de análise da marcha. Nos últimos anos, diversos estudos têm sido realizados sobre a escolha ótima deste parâmetro (LIKAS et al., 2003; HAMERLY, 2004; JAIN, 2010; HAN et al., 2011; TAN, 2018).

Muitos dos métodos sugeridos na literatura partem de um intervalo aproximado de valores de k e utilizam uma técnica analítica para determinar o melhor valor para o parâmetro, comparando os resultados dos agrupamentos obtidos para os diferentes valores de k utilizados. Dado que o padrão das pegadas de um indivíduo saudável durante a marcha normalmente é bem separado e não se sobrepõe, podemos utilizar essa característica para definir o número k ideal.

Partindo-se de um número mínimo $k=3$ (três pegadas constituem um ciclo da marcha, ou dois passos), realiza-se o agrupamento com o método K-Means e avalia-se a menor distância entre os *clusters* resultantes. A cada iteração do algoritmo, o número de *clusters* será ajustado até que a menor distância entre os *clusters* diminua para um valor próximo ao comprimento de um pé, indicando que o agrupamento ideal foi atingido. Essa distância mínima pode então ser comparada a um valor D_{min} , que esteja entre o comprimento de um passo e o comprimento de um pé, e utilizada como indicação de que o agrupamento para o valor k imediatamente anterior é o ideal.

No que se refere à inicialização dos *clusters*, uma das características do K-Means que deve ser levada em consideração é a sua dependência da escolha dos grupos iniciais. Como o algoritmo tende a encontrar mínimos locais na partição dos dados (HAN, 2011), uma escolha aleatória desses grupos iniciais frequentemente leva a resultados não favoráveis (TAN, 2018).

Considerando que os acionamentos dos sensores obtidos do sistema de medição são ordenados temporalmente e que os sensores operam em nível lógico (0 para desativado e 1 para ativado), os dados não apresentam flutuações contínuas de sinal que tipicamente exigiriam o

tratamento de ruído. Em vez disso, a principal preocupação é garantir que os eventos de ativação sejam bem representados no agrupamento. Dessa forma, adotou-se uma condição inicial para os *clusters*, repartindo os eventos igualmente entre os k *clusters* na ordem temporal dos mesmos. Isso garante que os agrupamentos iniciais fiquem normalmente mais próximos do resultado ótimo, se comparados a uma escolha arbitrária de grupos iniciais, já que os passos são bem definidos no intervalo de tempo de cada um. Com a escolha de grupos mais próximos do resultado final, conseqüentemente são necessárias menos iterações do algoritmo para atingir o agrupamento ótimo dos acionamentos.

No que se refere à análise de resultados e métricas de qualidade, para avaliar a qualidade dos agrupamentos obtidos, foi utilizada a métrica da “distância mínima” entre os *clusters*. O valor D_{min} é calculado a partir da menor distância entre dois pontos pertencentes a *clusters* diferentes. Esse valor é então comparado ao comprimento do pé do indivíduo. Se a distância entre os *clusters* for menor que o valor de D_{min} , o agrupamento é considerado ideal. Essa comparação garante que o número de *clusters* determinado reflète com precisão a quantidade de passos do indivíduo, dado o padrão de marcha observado.

Além disso, foi realizada uma análise de sensibilidade para testar diferentes valores de k e verificar a estabilidade dos agrupamentos. O desempenho do método foi avaliado com base em dois critérios principais: a coesão intra-cluster (a proximidade dos pontos dentro de um mesmo cluster) e a separação inter-cluster (distância entre os centros dos *clusters*). A coesão foi medida pela soma das distâncias quadráticas dentro de cada cluster, enquanto a separação foi medida pela distância entre os centróides dos *clusters*. Ambos os critérios ajudaram a validar a qualidade do agrupamento obtido.

Dessa forma, a implementação do algoritmo K-means utilizada neste trabalho é ilustrada no Algoritmo 1. A função *IniciaCluster* efetua a inicialização dos agrupamentos iniciais igualmente distribuídos no tempo, na tentativa de aproximar os grupos de acionamentos das pegadas correspondentes. O agrupamento é repetido até que a menor distância entre os *clusters* seja inferior ao parâmetro D_{min} , indicando que o agrupamento anterior foi o ideal. Ao final da execução, é retornado um vetor que atribui cada acionamento pertencente a D a uma pegada (*cluster*) correspondente.

Algoritmo 1 — Implementação do algoritmo K-Means.

```

input:
  D: Lista de EventoSensor com N elementos
  DMin: Distância mínima aceitável entre clusters
output: Um conjunto de k clusters
1 while k < N do
2   clusters = newclusters;
3   newclusters = IniciaCluster(N; k);
4   Executa o k-means com as novas condições iniciais;
5   if MinDistance(newclusters) < DMin then
6     | return clusters;
7   end
8   k = k + 1;
end

```

Esse processo iterativo permite que o algoritmo K-Means seja aplicado de forma eficiente e com uma boa aproximação para o número de *clusters* ideal. A utilização de uma condição de parada baseada na distância mínima entre os *clusters* é uma característica importante que garante a precisão dos agrupamentos, especialmente para dados temporais como os provenientes de sensores.

4.4.2 Implementação do *Clustering* DBSCAN

O algoritmo DBSCAN (*Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise*), descrito na Seção 3.1.2.2, identifica agrupamentos em um conjunto de dados com base na densidade de pontos dentro de um raio ε . A formação de *clusters* depende de dois parâmetros: ε , que define a vizinhança de cada ponto, e *MinPts*, que estabelece o número mínimo de pontos necessários para caracterizar uma região densa. Se ε for muito pequeno, os pontos serão considerados grupos isolados; por outro lado, um valor muito grande pode resultar na formação de um único cluster. A escolha adequada desses parâmetros influencia diretamente a qualidade do agrupamento gerado pelo algoritmo (TAN, 2018; HAN, 2011).

O DBSCAN classifica os pontos em três categorias: centrais, borda e ruído. Pontos centrais estão em regiões densas e possuem pelo menos *MinPts* vizinhos dentro do raio ε , formando a base do cluster. Pontos de borda encontram-se dentro da vizinhança de um ponto central, mas não possuem vizinhança suficiente para se tornarem centrais. Já os pontos classificados como ruído não possuem densidade suficiente para serem atribuídos a um cluster (ESTER et al., 1996; SEMAAN, 2012).

Embora o DBSCAN apresente dificuldades na detecção de *clusters* com densidades espaciais variáveis (ROY e BHATTACHARYYA, 2005), essa limitação não compromete sua aplicação no sistema de análise da marcha descrito neste trabalho. Isso se deve ao espaçamento uniforme dos sensores e ao tamanho fixo das pegadas registradas, o que garante que as áreas ativadas e os *clusters* resultantes apresentem densidades homogêneas. Essa característica do sistema facilita a aplicação do DBSCAN, pois reduz a necessidade de ajustes complexos nos parâmetros do algoritmo (BRITO, 2019).

Para determinar os parâmetros ϵ e *MinPts*, foram realizadas coletas de dados da marcha de voluntários³, ajustando os parâmetros conforme necessário para garantir um agrupamento preciso das pegadas. No entanto, considerando que a marcha humana apresenta variações individuais (STEVENAGE, 1999; POLLICK et al., 2002; FOSTER et al., 2003; YAM et al., 2004; DUPUIS et al., 2013; YANG et al., 2018), o sistema permite a configuração personalizada desses parâmetros, possibilitando ajustes finos sempre que necessário.

A versão simplificada da implementação do DBSCAN é apresentada no Algoritmo 2. O processo de identificação dos vizinhos de cada ponto é realizado pela função *ObterVizinhos*, que localiza todos os pontos dentro do raio ϵ . Caso o número de vizinhos seja insuficiente, o ponto é classificado como ruído, e a análise continua com o próximo ponto. Se o número de vizinhos for insuficiente, o ponto é classificado como ruído e a análise prossegue para o próximo ponto. Caso contrário, o ponto é marcado como central e a função *ExpandirCluster* é acionada para propagar o agrupamento aos pontos conectados.

Algoritmo 2 — Implementação do algoritmo DBSCAN.

```

input:
  D: Lista de EventoSensor
  Eps
  MinPts
output: Um conjunto de k clusters
1 k = 0;
2 for sensor ∈ D do
3   if sensor.JaVisitado then
4     continue;
5   end
6   sensor.JaVisitado = true;
7   listavizinhos = ObterVizinhos(sensor, Eps);
8   if listavizinhos.Count < MinPts then
9     sensor.Ruido = true;
10  else
11    ExpandirCluster(sensor, listavizinhos, k, Eps, MinPts);
12    k = k + 1;
13  end
14 end

```

³ Equipe de desenvolvimento do Sistema de Análise de Marcha deste estudo.

A função *ExpandirCluster*, responsável pela propagação do agrupamento, está descrita no Algoritmo 3. Ela expande o cluster a partir dos vizinhos do ponto central, incorporando novos pontos ao agrupamento conforme a densidade da região. Ao final da execução do algoritmo, o conjunto de dados *D* é segmentado em *clusters*, enquanto os pontos classificados como ruído são devidamente identificados.

Algoritmo 3 — Função responsável por encontrar os elementos de um cluster a partir de um ponto.

```

1 ExpandirCluster (sensor, listavizinhos, clusterid, Eps, MinPts)
2   sensor.ClusterId ← clusterid;
3   for ponto ∈ listavizinhos do
4     if /ponto.JaVisitado then
5       ponto.JaVisitado ← true;
6       novosvizinhos ← ObterVizinhos (ponto, Eps);
7       if novosvizinhos.Count ≥ MinPts then
8         listavizinhos.AddIfNotExists(novosvizinhos);
9       end
10    end
11    ponto.ClusterId ← clusterid;
12  end
13  return;

```

4.5 Implementação da Interface Gráfica do Usuário

Esta seção descreve a implementação e o funcionamento da Interface Gráfica do Usuário, abordando suas funcionalidades e o fluxo de análise da marcha do paciente. A interface foi desenvolvida para proporcionar uma interação eficiente e acessível, permitindo que o usuário utilize o sistema de análise da marcha de forma prática. A seguir, são apresentadas as etapas de interação, desde a autenticação até a geração de relatórios históricos.

4.5.1 Interface Gráfica do Usuário

A Interface Gráfica do Usuário foi projetada com foco na usabilidade e na organização das funcionalidades. O desenvolvimento foi realizado no ambiente de desenvolvimento integrado Visual Studio® 2018, utilizando a plataforma .NET da Microsoft e a linguagem de programação C#. O framework Windows Forms foi escolhido devido à sua estabilidade e suporte para criação de aplicações desktop.

Para facilitar a navegação, a interface foi estruturada em módulos específicos, permitindo o acesso organizado às funcionalidades do sistema. A seguir, são descritos os principais módulos da GUI e suas respectivas funções.

4.5.1.1 Tela de Autenticação

A interação inicial do usuário com o sistema ocorre por meio da Tela de Autenticação. O acesso é realizado a partir do ícone "GAITWell" (Figura 19), exibido na área de trabalho de um computador ou notebook. Ao iniciar o sistema, o usuário é direcionado para a tela de *login*, onde deve inserir suas credenciais.

Figura 19 — Ícone exibido na área de trabalho: "GAITWell".



A tela de autenticação (Figura 20) contém campos para inserção do nome de usuário e senha, além de um botão de *login* que valida as credenciais. O acesso ao Sistema de Análise de Marcha GAITWell é restrito a usuários previamente cadastrados e autenticados.

Figura 20 — Tela inicial de autenticação do sistema GAITWell.



4.5.2 Navegação pelos Módulos

A GUI foi projetada para oferecer uma navegação rápida e organizada entre os módulos do sistema. Após a autenticação, o usuário é automaticamente redirecionado para a tela principal, onde pode acessar cada módulo de forma estruturada.

O primeiro módulo exibido é a tela Início (Figura 21), que fornece uma visão geral do Sistema de *Software* GAITWell.

Figura 21 — Tela de Início traz informações do sistema de análise da marcha GAITWell.



Nesta tela, são destacadas informações importantes, como a finalidade do sistema, seu público-alvo e alguns dos principais benefícios da tecnologia. No canto superior esquerdo da tela, a versão atual do *software* é exibida, permitindo que o usuário saiba facilmente qual versão está utilizando.

4.5.2.1 Tela de Cadastro de Usuários

A tela de cadastro de usuários (Figura 22) permite a inserção de informações detalhadas sobre o usuário, incluindo dados pessoais, de contato e credenciais de autenticação. Esta foi desenvolvida para garantir um processo de registro eficiente e seguro, atribuindo a cada usuário uma identidade única no sistema, o que assegura a rastreabilidade e a proteção das operações realizadas.

Na tela de cadastro de Usuários, as informações são organizadas de forma a facilitar o preenchimento e a clareza dos dados, dividindo-se nas seguintes seções:

- **Dados Pessoais:** Inclui o nome completo e outras informações de identificação que vinculam o usuário ao sistema, possibilitando um acesso controlado e seguro às funcionalidades.
- **Dados de Contato:** Contém campos para telefone, endereço e e-mail, essenciais para manter uma comunicação eficaz entre o sistema e o usuário quando necessário.
- **Credenciais de Autenticação:** O usuário define suas credenciais de *login*, como nome de usuário e senha, que são protegidas por criptografia, garantindo conformidade com as políticas de segurança de dados.

Figura 22 — Tela de cadastro de novos usuários.

A imagem mostra a interface de usuário para o cadastro de novos usuários. O título da janela é "Gerenciamento de Usuários" e o subtítulo é "Cadastro de Usuário". O formulário contém os seguintes campos:

- Nome: Campo de texto.
- CPF: Campo de texto com máscara.
- Telefone: Campo de texto.
- Profissão: Menu suspenso.
- Órgão Emissor: Campo de texto.
- N° Registro: Campo de texto.
- Estado do Órgão Emissor: Menu suspenso.
- Email: Campo de texto.
- CEP: Campo de texto com máscara.
- Bairro: Campo de texto.
- Endereço: Campo de texto.
- Número: Campo de texto com máscara.
- Complemento: Campo de texto.
- Cidade: Campo de texto.
- Estado: Menu suspenso.
- Login: Campo de texto.
- Senha: Campo de texto.
- Nível de Acesso: Menu suspenso com "Usuário" selecionado.
- Confirmar Senha: Campo de texto.

Na base do formulário, há dois botões: "Salvar" e "Cancelar".

Cada operação de registro de dados de paciente ou análise realizada no sistema é vinculada ao usuário autenticado no momento, permitindo que todos os resultados e informações gerados sejam associados a esse usuário específico. Isso garante uma rastreabilidade eficiente dos dados e das ações executadas, proporcionando um histórico seguro e organizado para cada usuário.

4.5.2.2 Tela de Cadastro de Paciente

A tela de cadastro de pacientes (Figura 23) foi projetada para armazenar informações de identificação e contato dos pacientes, relacionadas a qualquer aquisição de dados de marcha. Esta oferece campos detalhados que garantem o registro completo e seguro das informações necessárias para o acompanhamento.

Figura 23 — Tela de Cadastro e edição de paciente.

Gerenciamento de Paciente

Cadastro de Paciente

Nome

CPF Data de Nascimento Idade

Gênero Estado Civil

Altura (m) Peso (Kg) IMC (Kg/m²)

CEP Endereço Número

Complemento Bairro Cidade

Estado Telefone 1 Telefone 2

Email

Patologia

Dados do(a) responsável

Nome

Parentesco Telefone

Observações

Salvar

Os campos de cadastro são organizados em seções, facilitando a inserção e visualização dos dados, divididos nas seguintes categorias:

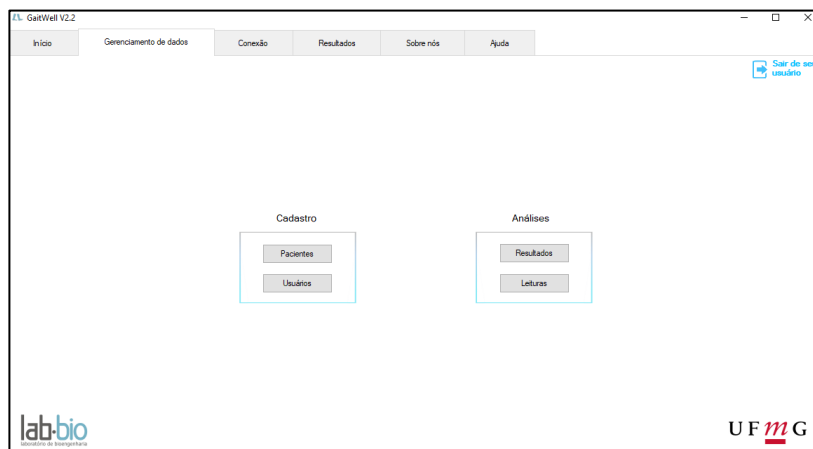
- **Dados Pessoais:** Inclui informações como nome completo, data de nascimento, gênero e condições de saúde que possam impactar a análise da marcha. Esses dados ajudam a contextualizar os resultados e permitir uma interpretação precisa das informações obtidas.
- **Dados de Contato:** Contém campos para endereço, telefone e e-mail, permitindo o contato direto com o paciente, caso necessário.
- **Contato de Acompanhante:** Importante para pacientes que necessitam de acompanhamento durante o teste, como idosos ou pessoas com mobilidade reduzida. Neste campo, é possível registrar o nome e o contato de um responsável, facilitando a comunicação em caso de emergência ou necessidade de orientações.

Após o preenchimento, o sistema gera automaticamente um identificador único para cada paciente. Esse identificador será utilizado em todas as futuras aquisições de dados, permitindo o acompanhamento da marcha e facilitando a análise histórica dos dados. Além disso, cada cadastro é vinculado ao profissional responsável, garantindo uma gestão eficiente e segura dos registros. O sistema assegura que o armazenamento e o uso dessas informações respeitem o sigilo dos pacientes.

4.5.2.3 Tela de Gerenciamento de dados

Na tela de Gerenciamento de Dados (Figura 24), é possível gerenciar as informações dos profissionais e pacientes cadastrados, além dos dados referentes às leituras e resultados obtidos nas análises de marcha. Os dados são organizados conforme a estrutura do banco de dados, garantindo um armazenamento eficiente e acessível para análises posteriores.

Figura 24 —Tela de Gerenciamento de dados dá acesso a informações armazenadas ao banco de dados.



Usuários administradores possuem permissões avançadas, enquanto os usuários comuns têm acesso restrito às informações. A diferenciação de permissões assegura que o sistema mantenha a integridade e a segurança dos dados, respeitando os níveis de acesso de cada usuário.

Além disso, ao gerenciar os dados dos resultados e leituras, o usuário tem a opção de exportá-los para formatos como .xls, facilitando a criação de relatórios personalizáveis para análises clínicas ou para compartilhamento com outros profissionais de saúde.

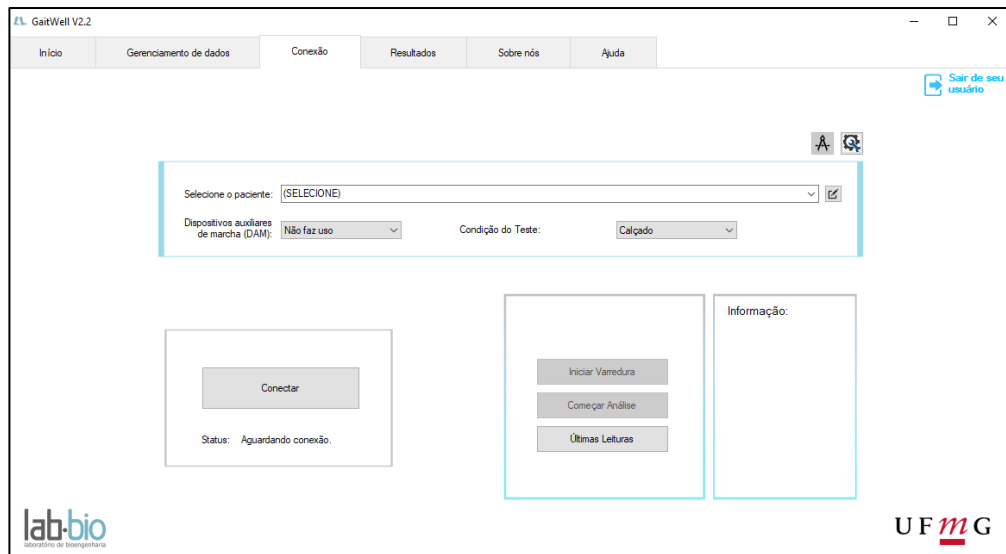
4.5.2.4 Tela de Conexão

A partir da tela Conexão (Figura 25), após a conexão com o sistema, o usuário pode iniciar o teste de marcha em indivíduos. À direita da caixa de seleção, encontra-se um ícone que permite o cadastro de um novo paciente, caso este ainda não esteja registrado. Após selecionar o paciente já cadastrado, o botão “Iniciar Varredura” se ativa, permitindo o início do teste.

Além disso, a tela conta com os seguintes botões de navegação e funcionalidade:

- Iniciar/Finalizar Varredura: Permite iniciar e finalizar o processo de captura dos dados de marcha.
- Começar Análise: Inicia a análise dos dados coletados.
- Últimas Leituras: Exibir os dados das leituras mais recentes.

Figura 25 — Tela de Conexão, permite a comunicação com Hardware e Software. A partir da seleção de paciente.



Os ícones localizados no canto superior direito da tela oferecem acesso às janelas de “Calibração” e “Configuração do Sistema”. O ícone “Configuração” dá acesso à tela “Parâmetros”, onde apenas os desenvolvedores do sistema têm permissão para modificar as configurações do sistema de análise da marcha, de acordo com as necessidades de parametrização ou ajustes específicos para a avaliação.

Além disso, o sistema permite ao usuário configurar o número de módulos envolvidos (estruturas do *hardware*), de modo a corresponder a pelo menos um ciclo de marcha, equivalente a 1,76 m do dispositivo montado (Figura 11). Também é possível monitorar o funcionamento completo do sistema e dos sensores por meio dos ícones de “Configuração e Calibração”. Essas características garantem o acompanhamento eficiente da qualidade dos dados coletados durante a marcha do paciente, possibilitando ajustes no protocolo de teste, quando necessário. O sistema também oferece a opção de gerenciar os dados em modo offline, por meio do banco de dados local.

4.5.2.5 Tela de Resultados

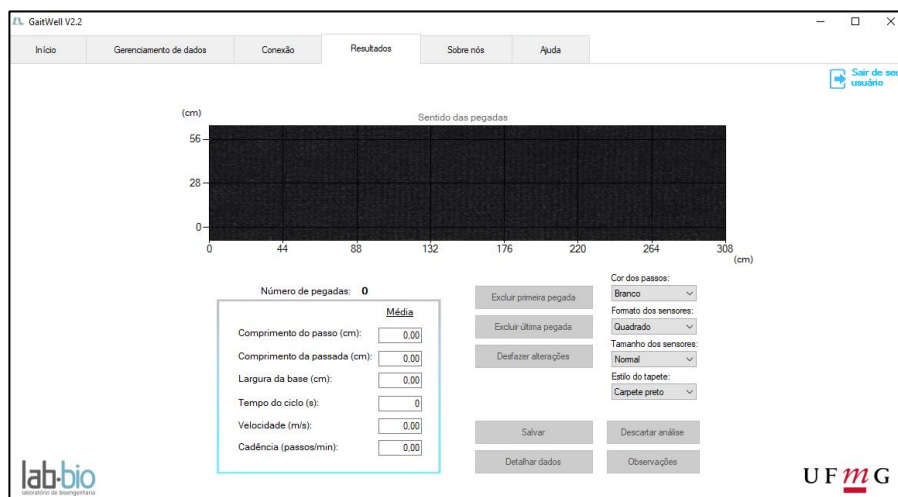
A tela Resultado (Figura 26) exibe um tapete virtual gerado após o processamento dos dados, apresentando as pegadas do indivíduo após o teste de marcha. São apresentados valores numéricos, como o número de pegadas e os valores médios dos parâmetros espaço-temporais, como comprimento do passo, comprimento da passada, velocidade, largura da base, cadência e tempo do ciclo.

Além disso, a tela conta com os seguintes botões de funcionalidade, que são ativados após o processamento dos dados:

- Excluir primeira pegada: Remove a primeira pegada, caso necessário.
- Excluir última pegada: Remove a última pegada em casos de pegadas incompletas.
- Desfazer alterações: Reverte alterações realizadas durante o processo de análise.
- Salvar: Armazena os dados processados.
- Descartar análise: Remove os dados processados, descartando a análise.
- Detalhar dados: Direciona para uma nova janela com informações detalhadas sobre as características espaço-temporais.
- Observações: Permite que o profissional adicione informações relevantes sobre o teste realizado.

A tela também oferece opções para personalização visual, permitindo que o usuário altere a cor do tapete virtual e das pegadas, além da dimensão e formato dos sensores, conforme sua preferência.

Figura 26 — Tela de Resultados dá acesso a resultados processados após a marcha.



4.5.2.6 Tela sobre Nós e de Ajuda

A tela “Sobre Nós” fornece informações sobre os desenvolvedores, enquanto a tela “Ajuda” apresenta detalhes sobre as versões do banco de dados e as atualizações do *software* do Sistema GAITWell, além de oferecer suporte técnico e um mini manual com informações básicas.

A GUI incorpora funções específicas para a análise e o gerenciamento dos dados de marcha coletados, orientando o usuário com instruções claras sobre as opções disponíveis. Após se familiarizar com o funcionamento do sistema, o usuário não necessita de suporte técnico avançado ou de orientações detalhadas.

4.6 Aquisição de Dados do Dispositivo

A aquisição de dados do dispositivo ocorre por meio da comunicação direta com as portas seriais, conforme mencionado na Seção 4.5.2.4 (“Tela de Conexão”). A interface do sistema é programada para exibir as portas disponíveis ao ser iniciada. Após a seleção automática da porta correspondente ao dispositivo conectado, a conexão é estabelecida.

Posteriormente, o sistema executa uma varredura de calibração inicial, informando ao usuário se o funcionamento está correto ou se houve falha na inicialização dos módulos, o que pode indicar problemas técnicos ou a ausência de conexão com o módulo.

Após a conexão bem-sucedida, o usuário deve selecionar o paciente vinculado à análise em andamento por meio de uma caixa de seleção. Com o paciente selecionado e o dispositivo conectado, a interface libera o comando “Iniciar Varredura”, correspondente à transição do estado 1 para o estado 2 (“Finalizar Varredura”). O dispositivo permanece nesse estado até que seja solicitado o término do processo, momento em que ocorre a transição para o estado 3 (“Iniciar Análise”), enviando os dados coletados durante a varredura.

Os dados obtidos durante o teste são armazenados no banco de dados como uma nova entrada do tipo “Leitura”, marcando o início da análise. Nessa etapa, as informações recebidas pela porta serial são convertidas em uma lista de instâncias da classe “EventoSensor”, que será submetida a um processo de clusterização.

4.6.1 Agrupamento dos Acionamentos dos Sensores

A extração dos parâmetros da marcha a partir dos dados obtidos depende fundamentalmente do agrupamento dos acionamentos dos sensores identificados em diferentes pegadas. Esse agrupamento é necessário para reconhecer acionamentos relevantes, como o do sensor correspondente ao calcanhar do pé (indicando o início de um passo) e o da ponta do pé (marcando o fim da fase de apoio do ciclo de marcha).

O agrupamento é realizado por meio de métodos de clusterização, conforme descrito na Seção 4.4, aplicados ao conjunto de pontos cartesianos gerados a partir dos acionamentos dos sensores. Foram implementadas e avaliadas variações dos algoritmos de agrupamento K-Means e DBSCAN para identificar as pegadas com base nos acionamentos dos sensores. Para verificar a eficácia dos resultados, os agrupamentos obtidos são comparados com o resultado ótimo, ou seja, a atribuição correta dos acionamentos às pegadas.

Todos os parâmetros envolvidos nos algoritmos de agrupamento são parametrizáveis no *software* desenvolvido.

4.6.2 Cálculo dos Parâmetros da Marcha

Os acionamentos gerados pela caminhada do indivíduo sobre o dispositivo de análise da marcha são agrupados em pegadas. Com base nesses agrupamentos, é criada uma lista de instâncias da “*ClassePasso*”, contendo um número de elementos igual ao total de pegadas identificadas pelo algoritmo de clusterização. Utilizando os vetores resultantes desse algoritmo, os acionamentos de cada agrupamento são associados à “*ListaAcionamentos*” do respectivo passo.

Alguns eventos essenciais para o cálculo dos parâmetros da marcha são identificados na lista de acionamentos de cada passo, incluindo:

- O acionamento correspondente ao calcanhar e à ponta do pé;
- O primeiro acionamento e o último desacionamento registrados na pegada;
- A posição média e o tempo médio dos sensores ativados durante a pegada.

Para distinguir os membros direito e esquerdo, as pegadas são classificadas como esquerda ou direita. Essa separação é feita considerando o sentido da caminhada e a posição média de duas pegadas consecutivas na direção perpendicular à progressão da marcha. A

primeira pegada identificada será classificada como direita se estiver mais à direita quando a caminhada ocorre no sentido crescente das coordenadas das linhas dos sensores. Caso contrário, será classificada como esquerda. A partir da primeira pegada, a alternância entre direita e esquerda ocorre sucessivamente.

Após essa organização, a lista de pegadas é convertida em uma lista de instâncias da “*ClassePasso*” e utilizada na “*ClasseResultado*” (Figura 17). Essa classe é responsável por extrair as características da marcha, conforme descrito na Seção 2.2.1, e preencher suas propriedades com os valores obtidos a partir da análise dos dados. Os parâmetros obtidos após o processamento dos dados são descritos a seguir:

Número de Passos: Corresponde ao total de eventos de contato inicial dos pés durante a caminhada. Como o primeiro contato inicial não tem um passo anterior, o número efetivo de transições entre passos é dado por $n-1$.

Número de Passadas: Corresponde ao número total de ciclos completos da marcha, sendo equivalente à metade do número total de passos ($n/2$) para uma marcha bípede normal.

Comprimento do Passo (m): Distância linear entre os contatos iniciais sucessivos dos calcanhares dos pés opostos no plano de progressão.

Tempo do Passo (s): Intervalo de tempo entre os contatos iniciais consecutivos dos pés opostos.

Comprimento da Passada (m): Distância linear entre dois contatos iniciais consecutivos do mesmo pé no plano de progressão.

Tempo do Ciclo (s): Tempo decorrido entre dois contatos iniciais consecutivos do mesmo pé.

Tempo de Apoio (s): Intervalo de tempo durante o qual um pé permanece em contato com o solo, desde o contato inicial até o toe-off.

Tempo de Balanço (s): Intervalo entre o toe-off de um pé e o próximo contato inicial do mesmo pé.

Cadência (passos/min): Número de passos realizados por minuto, obtido dividindo-se o número total de passos pelo tempo total (s) da caminhada e multiplicando por 60.

Velocidade de Marcha (m/s): Relação entre a distância total percorrida e o tempo total gasto na caminhada.

Velocidade do Ciclo (m/s): Relação entre o comprimento da passada e o tempo do ciclo.

Tempo Total (s): Determinado pelo intervalo de tempo entre o primeiro contato do pé e o toe-off.

Distância Total (m): Distância linear entre o primeiro contato do pé e o último contato do pé, considerando o tempo da ativação inicial do sensor e o último contato de toe-off com a superfície do dispositivo, identificado pelo momento em que o sensor é acionado pela última vez.

Base de Apoio (m): Distância perpendicular ao plano de progressão entre os contatos iniciais dos pés opostos. O valor final é obtido pela média da base de apoio ao longo dos passos.

4.6.2.1 Exibição e Manipulação dos Resultados

Após o cálculo dos parâmetros da marcha, a análise completa é exibida para o usuário na “Tela de resultados”, acompanhada de uma imagem no tapete virtual do sistema, que ilustra o mapeamento das pegadas obtidas a partir dos acionamentos dos sensores no dispositivo. Para essa exibição, foi utilizado o componente *Chart*⁴ do *Windows Forms*. Sendo especificadas as coordenadas dos sensores ativos escalados para as proporções definidas nas propriedades *Chart:AxisfXouY g:Interval*.

Caso ocorra contato incompleto no primeiro e/ou no último passo, uma funcionalidade foi implementada para remover essas pegadas (Figura 26) da análise final. A Figura 27 ilustra um exemplo de contato completo (pé direito) e contato incompleto (pé esquerdo), considerando as extremidades do dispositivo de análise.

Figura 27 — Exemplo de contato completo e contato incompleto considerando as extremidades do dispositivo de análise da marcha.



Essa funcionalidade permite desconsiderar as pegadas das regiões extremas da análise (primeira e última), removendo eventuais contatos incompletos. Além disso, garante que a leitura contenha pelo menos um ciclo de marcha completo, correspondente a uma passada direita ou esquerda, para que os cálculos dos parâmetros da marcha possam ser realizados.

⁴ Pertencente ao Assembly System.Windows.Forms.DataVisualization.dll e com documentação disponível em <https://docs.microsoft.com>

Dessa forma, o usuário poderá descartar pegadas da análise conforme necessário, garantindo a integridade dos dados analisados.

PARTE II - Confiabilidade e Validade na Captura dos Parâmetros Espaço-Temporais da Marcha

4.7 Procedimento Experimental

Esta seção aborda a confiabilidade e a validação em indivíduos saudáveis por meio da análise padrão da marcha. Nossa hipótese é que o sistema de análise da marcha GAITWell será confiável e válido para medidas temporais e espaciais em indivíduos maiores de 18 anos de idade.

4.7.1 Delineamento do Estudo

Foi conduzido um estudo metodológico no Laboratório de Análise de Movimento (LAM) da Escola de Educação Física, Fisioterapia e Terapia Ocupacional da Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG) – Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil. Este estudo teve o objetivo de testar a validade de critério e a confiabilidade teste-reteste do sistema de análise da marcha GAITWell na quantificação dos parâmetros espaço-temporais em uma amostra de indivíduos acima de 18 anos.

O estudo incluiu a análise de variáveis espaço-temporais da marcha, como: comprimento da passada, comprimento do passo, velocidade do ciclo, cadência, tempo do ciclo, tempo do passo, tempo de apoio simples, tempo de duplo apoio, tempo de balanço e largura da base.

4.7.1.1 Amostra

A amostra foi constituída por voluntários recrutados na comunidade a partir de divulgação eletrônica, redes sociais e grupos de pesquisa de Belo Horizonte, de acordo com os seguintes critérios de inclusão: (1) idade superior a 18 anos, de ambos os sexos; (2) capacidade de deambular sem ajuda ou auxílio mecânico; (3) capacidade de compreender comandos verbais; e (4) assinatura do Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE). Foram

excluídos indivíduos que apresentassem alterações ortopédicas ou neurológicas, deformidades de membro inferior ou doenças cardíacas que impedissem caminhar repetidamente sobre o sistema.

4.7.1.2 Cálculo Amostral

O tamanho da amostra foi estimado com base em diferentes parâmetros, conforme a natureza das análises conduzidas no estudo. Para a avaliação de confiabilidade teste-reteste, foi utilizado o Coeficiente de Correlação Intraclasse (ICC), considerando uma hipótese nula de ICC igual a 0,4, um nível de significância (α) de 0,05, um poder estatístico ($1 - \beta$) de 80% e duas réplicas por participante. De acordo com as tabelas de Waters et al. (1988), o número mínimo necessário de participantes para detectar um ICC de 0,7 foi de 25 indivíduos.

Para a análise de validade concorrente, foram seguidas as recomendações do *Consensus-based Standards for the Selection of Health Measurement Instruments* (COSMIN) (Mokkink et al., 2010), que sugere uma amostra ideal de 100 participantes para garantir resultados confiáveis e generalizáveis. Entretanto, considerando limitações práticas e baseando-se em estudos semelhantes, foi definido um tamanho amostral mínimo de 22 participantes para esta análise específica (WANG, et al., 2019).

4.7.1.3 Aspectos Éticos

Este estudo foi aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa da UFMG, parecer nº CAAE 95186518.0.0000.5149 (Anexo A). Os objetivos e procedimentos do estudo foram explicados aos participantes, que, ao concordarem com a participação voluntária, assinaram o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE) (APÊND. A).

4.7.1.4 Procedimentos para Análise da Marcha

Os indivíduos foram avaliados individualmente. Antes da avaliação, eles responderam a um questionário disponibilizado online (APÊND. B), que serviu como anamnese para esclarecer o estado físico, a atividade ocupacional e o perfil de cada participante, além de verificar os critérios de inclusão. Em seguida, foram coletados dados clínicos, antropométricos e sociodemográficos por meio de entrevista direta.

4.7.1.5 Instrumentação

Na análise, foram utilizados dois sistemas: (1) o Sistema de Análise de Movimento Qualisys sincronizado com plataformas de força, considerado padrão-ouro, e (2) o Sistema de Análise da Marcha GAITWell, desenvolvido no Laboratório de Bioengenharia da UFMG. Os dados foram coletados simultaneamente para a análise.

1. Sistemas de Análise de Movimento - *Qualisys*

A análise quantitativa da marcha foi realizada utilizando o sistema Qualisys – Pro-Reflex MCU (QUALISYS MEDICAL AB, Gothenburg, Suécia), sincronizado com plataformas de força AMTI® (modelo OR6-6). O sistema de fotogrametria baseado em vídeo permite reconstruções tridimensionais (3D) de marcadores passivos refletivos, posicionados em proeminências ósseas específicas, utilizando emissão e captação de luz infravermelha. As imagens em duas dimensões (2D) são captadas por sete câmeras e, por meio de triangulação, convertidas em coordenadas 3D. O modelo biomecânico é gerado a partir de marcadores fixados nas proeminências ósseas e marcas de rastreamento em cada segmento, com pelo menos três marcas por segmento para identificar o tamanho dos segmentos e os centros de rotação das articulações.

Para determinar os eventos do ciclo da marcha, foram usadas duas plataformas de força AMTI® embutidas em uma passarela. A passada completa foi caracterizada pelo contato do calcanhar na primeira plataforma até o contato do mesmo calcanhar na segunda plataforma (0 a 100%). A sincronização com o sistema Qualisys foi realizada por meio de um sistema de aquisição analógico com 16 canais. A calibração, realizada antes de cada coleta, seguiu o protocolo descrito no APÊND. C, utilizando uma estrutura metálica em forma de "L" sobre a plataforma para indicar os eixos de referência x (médio-lateral) e y (ântero-posterior), e uma batuta invertida de 751 mm para varredura da área durante 60 segundos. Os parâmetros de erro aceitáveis foram 30 mm para predição e 10 mm de erro residual, com desvio padrão abaixo de 10 mm. A frequência de captação foi de 120 Hz para calibração e coleta.

A calibração simultânea das plataformas e do sistema Qualisys alinhou as coordenadas do sistema com as das plataformas de força. Os dados cinemáticos e cinéticos foram captados pelo *software* Qualisys Track Manager 1.16.015 (QTM) e processados no Visual3D™® (C-Motion, Inc., Rockville, MD, USA).

Foram utilizados marcadores passivos esféricos de 8 mm de diâmetro, revestidos com fita retrorrefletiva. A fixação dos marcadores foi feita de duas formas: (1) sistema de marcas

anatômicas, com fixação direta na pele utilizando fita dupla-face; e (2) sistema de marcas técnicas, com quatro marcadores fixados em uma faixa de neoprene presa ao segmento inferior por velcro. Para representar os membros inferiores, foi adotado o protocolo Helen Hayes Marker (KADABA et al., 1991; WU et al., 2002; ANDRADE, 2002). As marcas de rastreamento foram colocadas nas proeminências ósseas (côndilos lateral e medial, maléolos lateral e medial), e *clusters* de neoprene com quatro marcadores reflexivos foram fixados ao redor do terço médio das pernas. Nos pés, quatro marcas de rastreamento foram aplicadas nas proeminências ósseas (cabeças dos metatarsos e extremidade distal do calcâneo).

Optou-se por marcadores passivos devido à sua facilidade de manuseio e à sua adequação ao ambiente de coleta.

2. Sistema de Análise da Marcha GAITWell

O GAITWell é um sistema desenvolvido para quantificar automaticamente os parâmetros espaciais e temporais da marcha humana. Ele é composto por um *hardware*, responsável pela coleta dos dados, e um *software*, que processa essas informações. Entre os parâmetros analisados estão o comprimento do passo, número de passos, largura da base de suporte, tempo total, cadência e velocidade.

O *Hardware* do GAITWell é formado por uma matriz de sensores distribuídos em módulos, cada um equipado com um microcontrolador e firmware próprio. Quando o sistema é ativado pela interface gráfica do usuário (GUI), ele inicia uma varredura matricial dos sensores, que são acionados automaticamente sempre que o pé do indivíduo entra em contato com a superfície. Os dados coletados são organizados em vetores contendo "n" elementos, os quais registram informações do ciclo da marcha para posterior processamento.

Durante a coleta, o sistema armazena uma sequência de vetores representando os sensores ativados. Cada dado é marcado com um timestamp e enviado ao microcontrolador mestre, que transmite as informações via comunicação serial para o computador-GUI. O *software* processa esses dados e gera os resultados da análise.

O dispositivo GAITWell é composto por duas colunas de módulos, sendo que cada módulo possui dimensões de 440 × 370 mm e uma área sensorizada de 280 mm. Para este estudo, foi utilizado *Hardware II* (ver Seção 4.1), configurada com duas colunas de quatro módulos, resultando em uma passarela com 1,76 m de comprimento e 74 cm de largura.

4.7.2 Procedimentos

Inicialmente, os indivíduos foram informados sobre os objetivos do estudo e convidados a assinar o TCLE (APÊND. A), previamente aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa (COEP) da UFMG. Em seguida, foram submetidos a uma avaliação inicial (APÊND. B) para coleta de dados de identificação, caracterização e verificação dos critérios de inclusão e exclusão. A medida de altura e massa corporal de cada participante foi realizada conforme o protocolo de avaliação inicial no dia do teste (APÊND. C).

Para a obtenção das variáveis da marcha, o indivíduo foi solicitado a usar bermuda e blusa, preferencialmente de cor escura, para evitar interferência da claridade na coleta de dados. Além disso, o indivíduo foi orientado, por meio de contato telefônico prévio, a não usar creme na pele das pernas e pés no dia do teste, para melhor fixação dos marcadores reflexivos, e a comparecer com calçado de uso habitual, pois o teste seria realizado descalço.

A calibração do sistema QUALISYS sincronizado com a plataforma de força foi realizada conforme descrito (APÊND. D). Após a calibração do sistema de análise de movimento e das plataformas (1 e 2), o sistema de análise da marcha GAITWell foi montado e calibrado sobre as mesmas, seguindo o protocolo de teste (APÊND. E), e em seguida as plataformas foram taradas. A Figura 28 apresenta a disposição do sistema de análise da marcha GAITWell sobre as plataformas de força 1 e 2 (51 cm x 51 cm cada), com um espaço de aproximadamente 51 cm entre elas. Observa-se nas vistas representadas nas Figura 28(A e B) que as plataformas de força foram organizadas de forma a permitir a coleta de um ciclo da marcha do indivíduo, com o sistema GAITWell posicionado sobre elas, possibilitando a realização simultânea do teste. A Figura 28C mostra a sobreposição final dos equipamentos para o teste, e a Figura 28D, a vista panorâmica.

A Figura 29 ilustra a área do LAM onde os dados foram coletados para análise. Esse posicionamento permitiu a coleta simultânea de dados para determinar os eventos do ciclo de marcha, como o contato inicial dos pés na primeira plataforma, o apoio dos dedos e o contato subsequente na segunda plataforma.

Após a calibração do sistema GAITWell, o indivíduo foi solicitado a posicionar-se em pé para a aplicação das marcas passivas reflexivas, posicionadas com base na palpação das estruturas ósseas de referência do membro inferior e fixadas com fita dupla-face.

Figura 28(A-D) — Vista panorâmica da área de teste, mostrando a configuração das câmeras e a passarela eletrônica GAITWell® posicionada sobre uma plataforma de madeira com duas plataformas de força embutidas. A imagem também ilustra a captura do ciclo da marcha pelas câmeras do sistema Qualisys, com ambos os pés em contato com o Hardware GAITWell® nas plataformas de força. A imagem foi criada pelo autor utilizando o software SolidWorks, versão 2018 (Dassault Systèmes, Vélizy-Villacoublay – França).

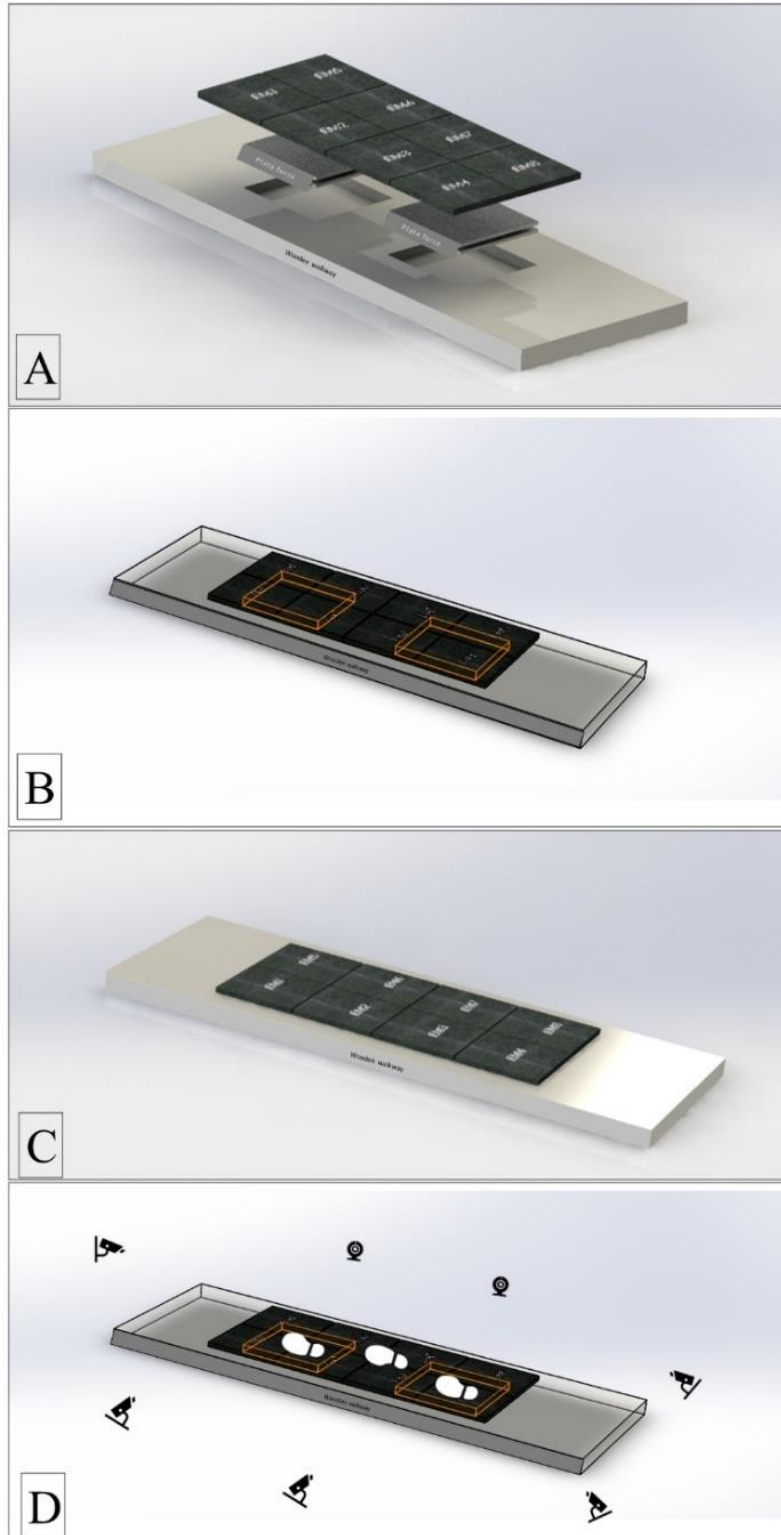
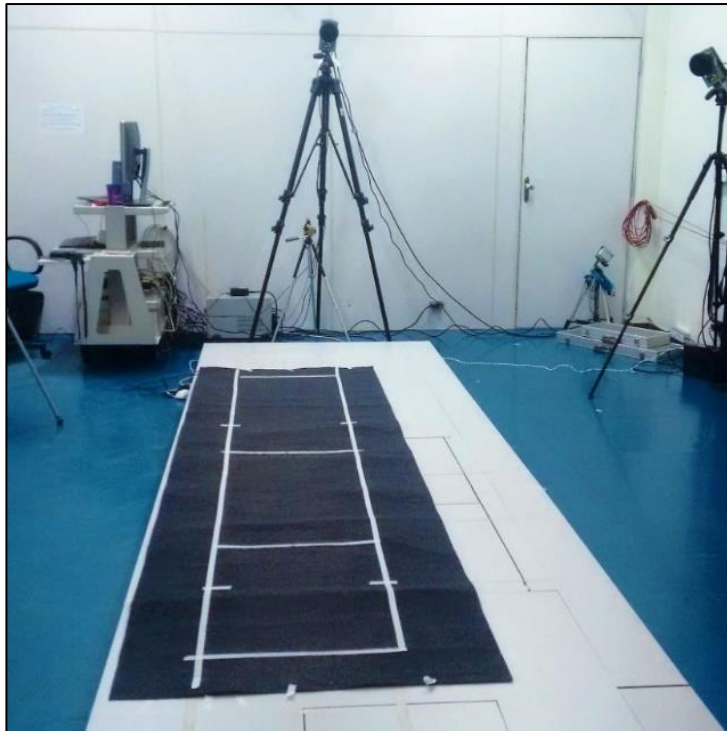


Figura 29 — Vista panorâmica do Laboratório LAM, indicando o Sistema Qualisys e o GAITWell preparados para o teste. Fonte: Autor.



Para o posicionamento das marcas, foi considerada uma modificação realizada por Helen Hayes Marker, conforme descrito por Kadaba et al. (1991), Wu et al. (2002) e Andrade (2002), com variações entre autores na “Análise Dinâmica da Marcha Humana”. Assim, foi adotado o protocolo de colocação (Figura 30) de marcadores passivos reflexivos nas condições estática e dinâmica, conforme descrito no protocolo de colocação de marcadores (APÊND. F). A aplicação foi realizada pelo mesmo pesquisador, previamente treinado, em todas as coletas.

Figura 30 — Protocolo de colocação de marcadores passivos reflexivos na situação estática e dinâmica, definindo os segmentos perna e pé. Fonte: Autor.

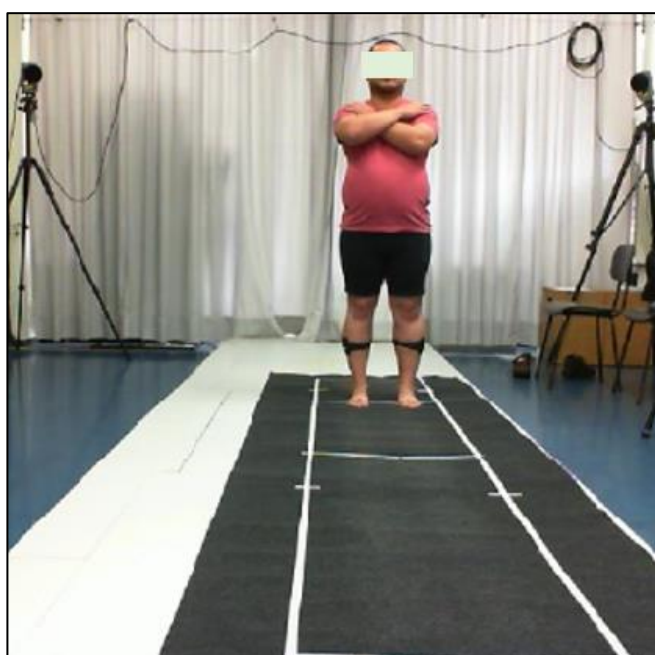


Foram utilizadas marcas reflexivas nas pernas (côndilos lateral e medial, maléolos lateral e medial) e pés (cabeças do primeiro, segundo e quinto metatarsos e extremidade distal do calcâneo), além de marcas técnicas no terço médio das pernas direita e esquerda. Dessa forma, as marcas definiram os segmentos das pernas e dos pés.

Em seguida, os participantes foram instruídos a caminhar descalços, em uma velocidade auto-selecionada e confortável ao longo da passarela. Foi permitido um período de prática para familiarização com os procedimentos, pois era essencial que o primeiro contato do pé ocorresse na primeira plataforma e o segundo contato do mesmo pé na segunda plataforma de força sob o sistema GAITWell, para delimitação do ciclo da marcha. Durante a coleta, os participantes iniciaram a caminhada 2 metros antes da primeira plataforma de força e terminaram 2 metros após a segunda plataforma, com o objetivo de descartar as fases inicial de aceleração e final de desaceleração da marcha.

Foi realizada uma filmagem estática do participante (Figura 31) para que o sistema reconhecesse as marcas; as filmagens subsequentes foram dinâmicas (Figura 32B e C). Os indivíduos foram solicitados a caminhar sobre o sistema de análise da marcha GAITWell, posicionado sobre as plataformas de força 1 e 2, dispostas em uma passarela de nove metros de comprimento, em velocidade habitual, para familiarização com o ambiente, conforme mostrado na Figura 32A.

Figura 31 — Voluntário em posição ortostática sobre a região central da plataforma de força 1.
Fonte: Autor

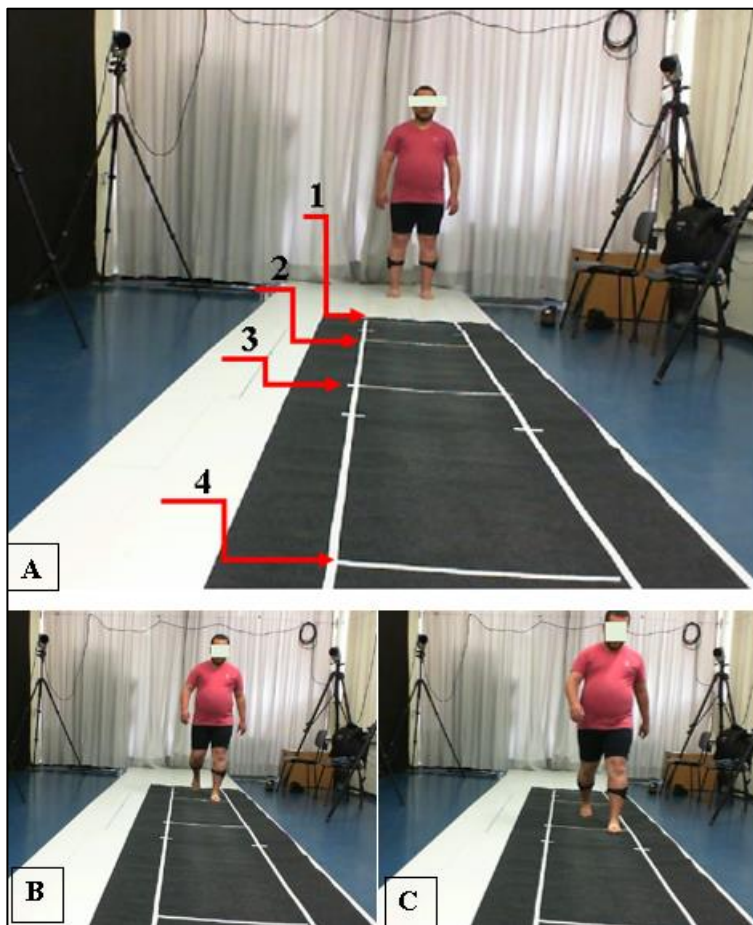


Em seguida, foram realizadas cinco caminhadas descalças — tentativas apropriadas, nas quais o indivíduo deveria pisar apenas com um dos pés na plataforma de força — em velocidade habitual. A ordem de realização das coletas foi dada com o seguinte comando ao indivíduo para a condição de velocidade habitual:

“Por favor, quando eu disser ‘já’, você vai caminhar na velocidade mais próxima de sua marcha natural ao longo da passarela.”

Todos os comandos foram dados pelo mesmo avaliador em todas as coletas. Entre as coletas, foi permitido repouso caso o indivíduo necessitasse, e um pesquisador permaneceu ao seu lado para proporcionar segurança. Após cada coleta, a qualidade dos dados foi verificada, e os dados foram armazenados para análise. O tempo médio de permanência de cada participante no LAM foi de aproximadamente 90 minutos.

Figura 32(A-C) — Na imagem "A", são mostrados: em "1" e "4", a região de início e término do sistema GAITWell; e em "2" e "3", as regiões centrais das plataformas de força 1 e 2. Também em "A", o participante está posicionado para iniciar a coleta dinâmica. Nas imagens "B" e "C", são registrados os momentos em que o participante pisa próximo da região central das plataformas de força 1 e 2. Fonte: Autor.

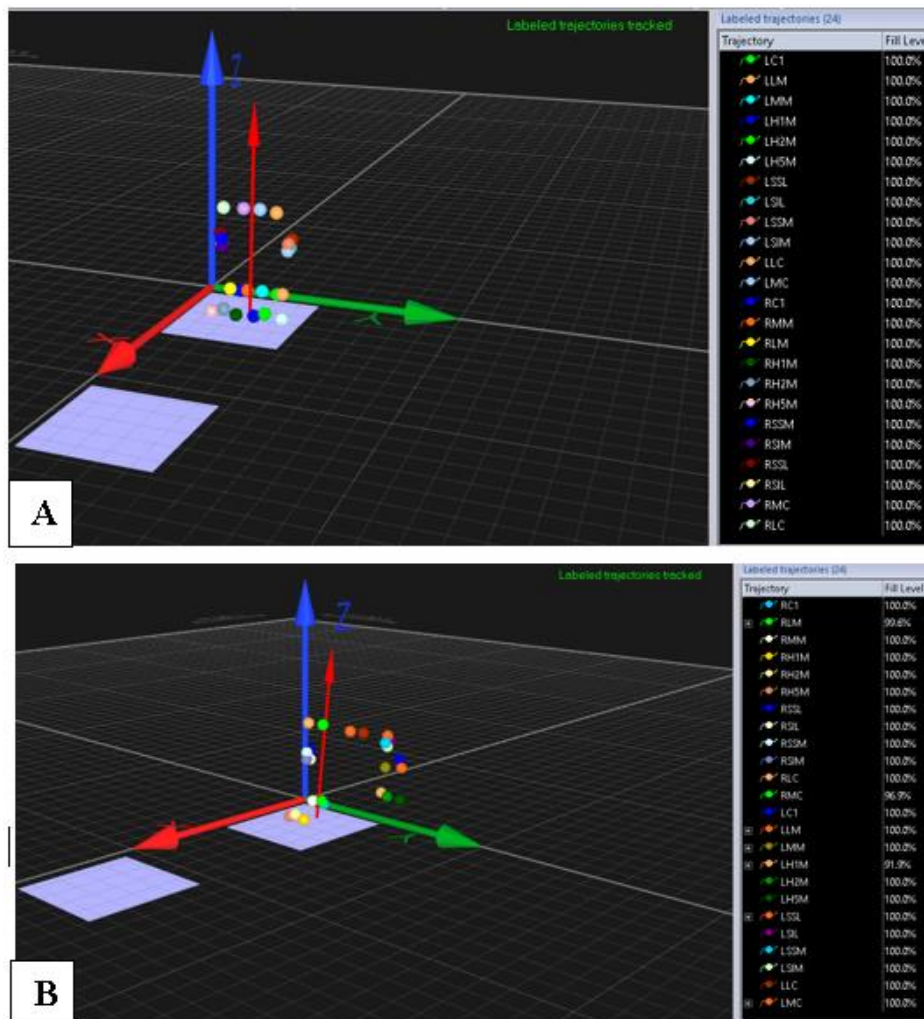


4.7.3 Processamento, Redução e Análise dos Dados

4.7.3.1 Sistema Qualisys

Os dados foram captados e processados por meio do *software* de aquisição Qualisys Track Manager 1.16.015, onde as marcas foram nomeadas conforme o APÊND. G e as trajetórias foram estabelecidas. Foram excluídos os ciclos que apresentaram algum artefato, como queda dos marcadores, má qualidade do sinal ou ausência de pisada adequada na plataforma de força. Para cada indivíduo, foi criado um modelo de identificação automática das marcas (Figura 33 A e B), a ser utilizado nos processamentos subsequentes para padronizar o processamento dos dados.

Figura 33(A e B) — Visualização do modelo de identificação automática das marcas, com coleta estática em "A" e coleta dinâmica em "B". Nesta figura, observa-se a porcentagem de marcadores visualizados ao longo do teste e os vetores de forças por plataforma. Fonte: Autor.



Em seguida, os dados foram exportados para o software *Visual 3D Movement Analysis Software* (C-Motion, Inc., Rockville, MD, USA), onde foi realizada uma filtragem passa-baixa *Butterworth* de 4ª ordem com frequência de corte de 6 Hz para reduzir ruídos decorrentes da movimentação dos marcadores. Inicialmente, construiu-se o modelo biomecânico dos segmentos corporais com base na posição dos marcadores anatômicos, conforme descrito anteriormente, e aplicou-se esse modelo aos arquivos dinâmicos. Após a montagem do modelo e delimitação do ciclo da marcha pelo contato com as plataformas, as trajetórias dos marcadores foram interpoladas e filtradas. Os parâmetros espaciais e temporais da marcha, como velocidade (m/s), comprimento da passada (m), e duração das fases de apoio e oscilação (s), foram obtidos diretamente pelo *Visual 3D*.

A partir da análise dos vídeos, registraram-se os momentos, em milissegundos (ms), nos quais ocorreram os eventos de contato inicial 1, retirada dos dedos e contato inicial 2 em cada ciclo da marcha. Esses eventos foram usados para determinar as variáveis espaço-temporais deste estudo, incluindo os tempos de duração da fase de apoio, fase de balanço e ciclo total da marcha. A fase de apoio foi calculada subtraindo-se o momento da retirada dos dedos do contato inicial 1, enquanto a fase de balanço foi calculada subtraindo-se o contato inicial 2 da retirada dos dedos. O ciclo total da marcha foi determinado pela diferença entre o contato inicial 2 e o contato inicial 1.

4.7.3.2 Sistema GAITWell

No sistema de análise da marcha GAITWell, os dados coletados do ciclo da marcha do indivíduo são processados automaticamente e armazenados em um banco de dados local. Todas as etapas do processo, desde a aquisição, processamento e geração dos resultados dos dados provenientes da marcha sobre o dispositivo, podem ser acessadas, consultadas e extraídas a qualquer momento.

Os valores encontrados para o comprimento da passada, comprimento do passo e largura da base, em metros, e para a duração das fases de apoio, balanço e do ciclo total da marcha, em milissegundos, foram exportados em formato de arquivo ".xls" (Excel). As médias dos valores de cada variável foram calculadas e utilizadas para comparação por meio do coeficiente de correlação intraclassa (ICC) e da correlação de Pearson entre as variáveis da marcha obtidas pelo sistema GAITWell, conforme descrito na Seção 4.7.4.

4.7.4 Análise Estatística

As análises estatísticas foram realizadas para avaliar a confiabilidade teste-reteste e a validade concorrente do sistema GAITWell em relação ao sistema Qualisys. As características descritivas da amostra e dos parâmetros espaço-temporais da marcha foram apresentadas por meio de medidas de tendência central (média e mediana) e dispersão (desvio padrão e intervalos interquartílicos).

Para a validade concorrente, os dados coletados na primeira visita foram analisados utilizando o coeficiente de correlação de Pearson para comparar as variáveis espaço-temporais obtidas pelos dois sistemas. Os coeficientes foram interpretados da seguinte forma: insignificante (0,0 a 0,30), baixo (0,30 a 0,50), moderado (0,50 a 0,70), alto (0,70 a 0,90) e muito alto (0,90 a 1,0) (TRAN et al., 2013). Hipotetizou-se que as variáveis apresentariam correlações positivas moderadas a altas.

Para a confiabilidade teste-reteste, foi calculado o ICC2,1 com um modelo de efeitos aleatórios bidirecional (MAHESH KUMAR et al., 2016), utilizando dados coletados em duas visitas. Os valores do ICC foram classificados como: pobre (<0,50), moderado (0,50 a 0,75), bom (0,76 a 0,90) e excelente (>0,90) (KOO, 2016; MAHESH KUMAR et al., 2016). Além disso, o erro padrão da média (SEM) (WEIR, 2005), uma métrica da repetibilidade da medição, foi calculado usando o desvio padrão combinado entre as visitas e o ICC, conforme a fórmula (EQ.4.1):

$$SEM = SD_{pooled} \times \sqrt{(1 - ICC)} \quad EQ. 41$$

Para variáveis cuja confiabilidade não atingiu níveis aceitáveis, foram utilizados gráficos de Bland-Altman para avaliar o viés de medição (WEIR, 2005). Resultados mais confiáveis mostraram um viés médio próximo de zero e limites de concordância de 95% mais estreitos (GIAVARINA, 2015). Todas as análises estatísticas foram realizadas com um nível de significância de 0,05, utilizando o *software SPSS Statistics for Windows*, versão 29.0 (IBM Corp., Armonk, NY, EUA).

5 RESULTADOS

Este estudo envolveu o desenvolvimento de diversas etapas para garantir que os resultados refletissem com precisão a composição do sistema de análise da marcha GAITWell.

Os resultados foram divididos em duas partes. Na Parte I, apresentamos os resultados do desenvolvimento de um sistema para controle, aquisição e tratamento de dados específicos, incluindo a criação de uma infraestrutura completa para gerenciar todo o processo de coleta. Na Parte II, os resultados de um estudo metodológico serão apresentados, com foco em testar a confiabilidade teste-reteste e a validade de critério do sistema de medição da marcha GAITWell para quantificar os parâmetros espaço-temporais.

Parte I – Desenvolvimento de um Sistema Integrado para Controle, Aquisição e Processamento de Dados no Sistema de Análise da Marcha GAITWell

5.1 Funcionalidades Relacionadas à Infraestrutura e ao Fluxo de Aquisição e Tratamento de Dados

O fluxo de aquisição e tratamento de dados do sistema de análise da marcha abrangeu todo o processo de coleta, processamento, armazenamento e análise das informações capturadas durante a avaliação da marcha. Cada etapa foi projetada para garantir a aquisição precisa e o processamento adequado dos dados, possibilitando uma interpretação clara e confiável.

5.2 Desenvolvimento do *Hardware* II

O *Hardware* II foi desenvolvido com os mesmos critérios estabelecidos para o *Hardware* I conforme descrito na Seção 2.3.3, diferenciando-se pela inclusão de um módulo Bluetooth para comunicação e transmissão de dados. Esse componente integra a instrumentação do sistema utilizado na captura dos parâmetros espaço-temporais da marcha, sendo aplicado em testes de reprodutibilidade e validação com uma amostra de indivíduos (≥ 18 anos).

Durante os testes de funcionalidade, o *Hardware* II apresentou resultados compatíveis com as expectativas. O módulo Bluetooth implementado para a comunicação serial demonstrou estabilidade e confiabilidade, garantindo a execução precisa dos comandos. Os testes de transmissão de dados indicaram uma taxa de erro insignificante ($< 1\%$), confirmando a eficiência do sistema na comunicação sem fio.

5.2 Funcionalidade do Sistema GAITWell

O sistema GAITWell foi desenvolvido para obter e quantificar os parâmetros da marcha humana por meio do mapeamento das pegadas capturadas pelos sensores ao longo da caminhada do indivíduo sobre o dispositivo.

5.2.1 Funcionalidades dos Módulos do Sistema

O *software* implementado oferece funcionalidades como gerenciamento, controle e aquisição de dados da análise da marcha. Todas as leituras são armazenadas em um banco de dados local e podem ser acessadas na tela “Gerenciamento de Dados – Leituras”.

O sistema também conta com um módulo de visualização dos resultados, que ilustra as pegadas mapeadas e exibe os parâmetros da marcha, acessíveis e exportáveis pela tela “Resultados”. Há ainda um módulo de cadastro de usuários, incluindo *login* único. Após o *login*, o usuário pode acessar a tela de cadastro de “Pacientes” e demais funcionalidades do sistema.

5.2.2 Sistema de comunicação entre dispositivos

A implementação do sistema de comunicação permitiu a integração entre o *software* e o *hardware* do dispositivo, garantindo interação e controle eficientes, além da troca precisa de dados para a análise da marcha. A comunicação ocorre por meio de uma conexão serial entre o *software* e os módulos de *hardware*.

A conexão é estabelecida ao acionar o botão “Conectar” na tela de conexão (Figura 34). O sistema identifica a porta correta e inicia uma leitura de calibração para testar a inicialização dos módulos. O comando 'C' é enviado para sincronizar e ativar os módulos do dispositivo, e o microcontrolador mestre retorna a lista dos módulos inicializados corretamente. Caso sensores sejam acionados nessa etapa, o sistema exibe uma mensagem informando suas coordenadas para verificação, pois isso pode indicar falha técnica.

Concluída a calibração, o status “Pronto” é exibido, indicando que o sistema está apto para a aquisição de dados. O usuário seleciona o paciente cadastrado e aciona o botão “Iniciar Varredura”, que altera seu texto para “Finalizar Varredura”. O comando 'C' é reenviado, ativando a varredura dos sensores, que registram acionamentos conforme o paciente caminha. Ao término da caminhada, o usuário pode encerrar a varredura pressionando novamente o botão (“Finalizar Varredura”), enviando o comando 'P' para finalizar o processo e receber os eventos

registrados. Esses eventos são enviados via porta serial e armazenados no banco de dados, incluindo sensores acionados, data, hora da leitura e posição sequencial dos módulos.

Após a leitura, o botão “Começar Análise” é habilitado para agrupar os acionamentos em pegadas e extrair os parâmetros da marcha. Todas as leituras realizadas podem ser acessadas pelo botão “Últimas Leituras” (Figura 34) ou pela tela “Gerenciamento de Dados”, que exibe uma pré-visualização dos sensores acionados na leitura selecionada (Figura 35). O usuário pode filtrar leituras por nome, CPF e intervalo de datas, além de inserir observações e excluir registros, conforme necessário.

Figura 34 — Tela de Conexão do Sistema GAITWell. Fonte: Autor.

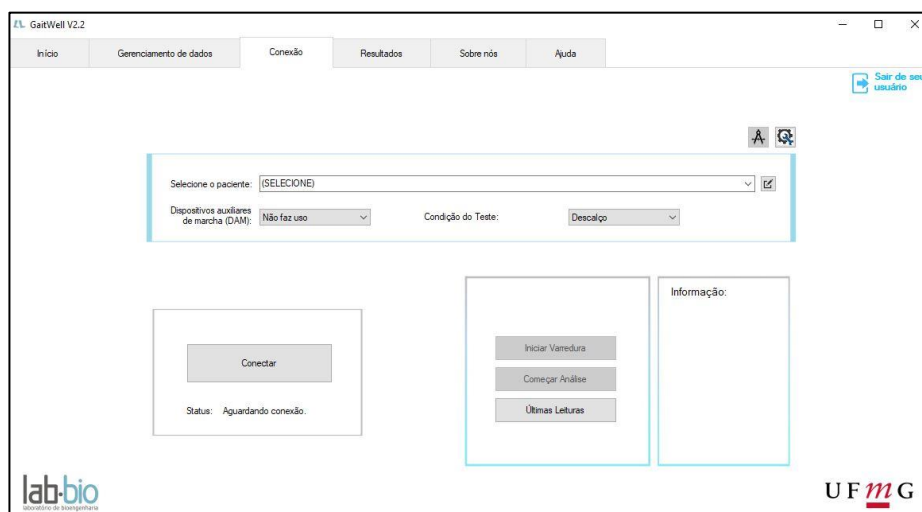


Figura 35 — Tela de Leitura: Tela de exibição das leituras efetuadas no sistema GAITWell após a filtragem. Fonte: Autor.

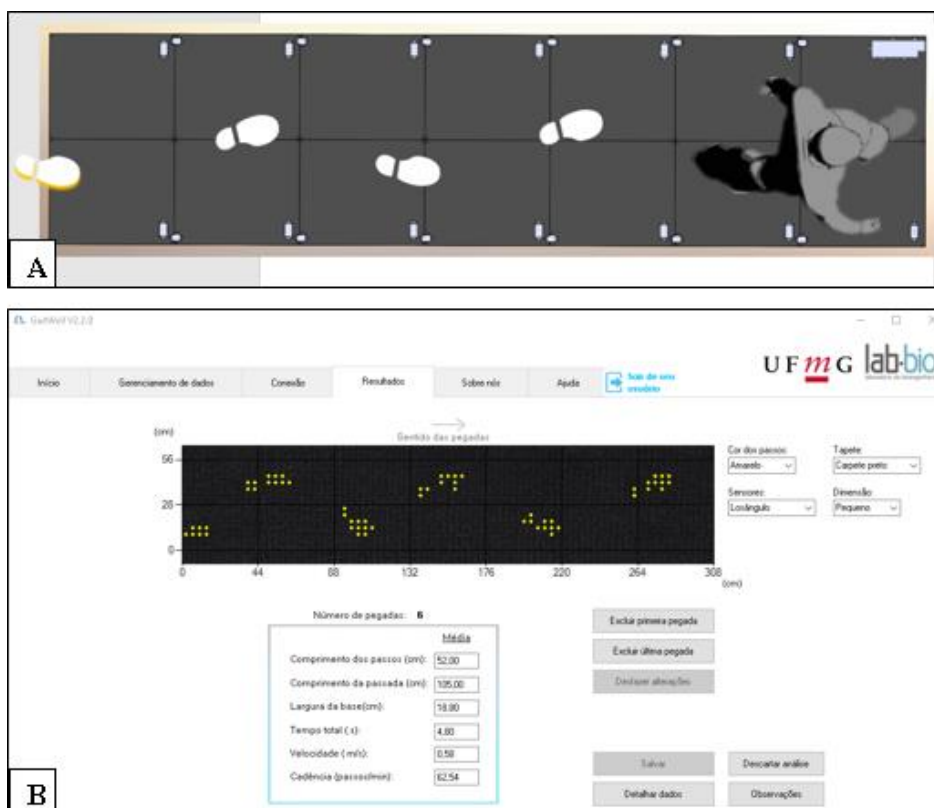
Nome do Paciente	CPF do Paciente	Código do Paciente	Dispositivo Auxiliar da Marcha	Condição de Teste	Visita	Teste	Data e Hora (Leitura)	Num. Pegadas
Wellingtonia Domingos Dias	111.000.000-40	GW-00000	Não faz uso	Calçado	1	1	15/02/2019 1	0
Wellingtonia Domingos Dias	111.000.000-40	GW-00000	Não faz uso	Calçado	1	1	15/02/2019 1	
Wellingtonia Domingos Dias	111.000.000-40	GW-00000	Não faz uso	Calçado	1	1	15/02/2019 1	
Wellingtonia Domingos Dias	111.000.000-40	GW-00000	Não faz uso	Calçado	1	1	15/02/2019 1	
Wellingtonia Domingos Dias	111.000.000-40	GW-00000	Não faz uso	Calçado	1	1	15/02/2019 1	
Wellingtonia Domingos Dias	111.000.000-40	GW-00000	Não faz uso	Calçado	1	1	15/02/2019 1	
Wellingtonia Domingos Dias	111.000.000-40	GW-00000	Não faz uso	Calçado	1	1	15/02/2019 1	
Wellingtonia Domingos Dias	111.000.000-40	GW-00000	Não faz uso	Calçado	1	1	15/02/2019 1	
Wellingtonia Domingos Dias	111.000.000-40	GW-00000	Não faz uso	Calçado	1	1	15/02/2019 1	
Wellingtonia Domingos Dias	111.000.000-40	GW-00000	Não faz uso	Calçado	1	1	15/02/2019 1	
Wellingtonia Domingos Dias	111.000.000-40	GW-00000	Não faz uso	Calçado	1	1	15/02/2019 1	
Wellingtonia Domingos Dias	111.000.000-40	GW-00000	Não faz uso	Calçado	1	1	15/02/2019 1	
Wellingtonia Domingos Dias	111.000.000-40	GW-00000	Não faz uso	Calçado	1	1	15/02/2019 0	
Wellingtonia Domingos Dias	111.000.000-40	GW-00000	Não faz uso	Calçado	1	1	15/02/2019 0	
Wellingtonia Domingos Dias	111.000.000-40	GW-00000	Não faz uso	Calçado	1	1	14/02/2019 1	
Wellingtonia Domingos Dias	111.000.000-40	GW-00000	Não faz uso	Calçado	1	1	14/02/2019 1	

O filtro “Leituras Válidas” exibe apenas registros adequados para a extração dos parâmetros da marcha. O ícone “Gerar Análise” (Figura 35) permite processar a leitura selecionada, agrupando os acionamentos em pegadas e extraíndo os parâmetros da marcha para avaliação do desempenho do paciente. Essa estruturação melhora a clareza do processo, garantindo uma experiência mais intuitiva para o usuário.

5.2.3 Visualização de Resultados

A tela de visualização dos resultados da análise (Figura 36A-B) exibe um gráfico de pontos representando as pegadas do indivíduo (Figura 36A), processadas pelo algoritmo de clusterização a partir dos sensores acionados. Além da visualização gráfica, a interface exibe os valores médios de parâmetros essenciais da marcha, como comprimento do passo e da passada, largura da base, velocidade, cadência e tempo total.

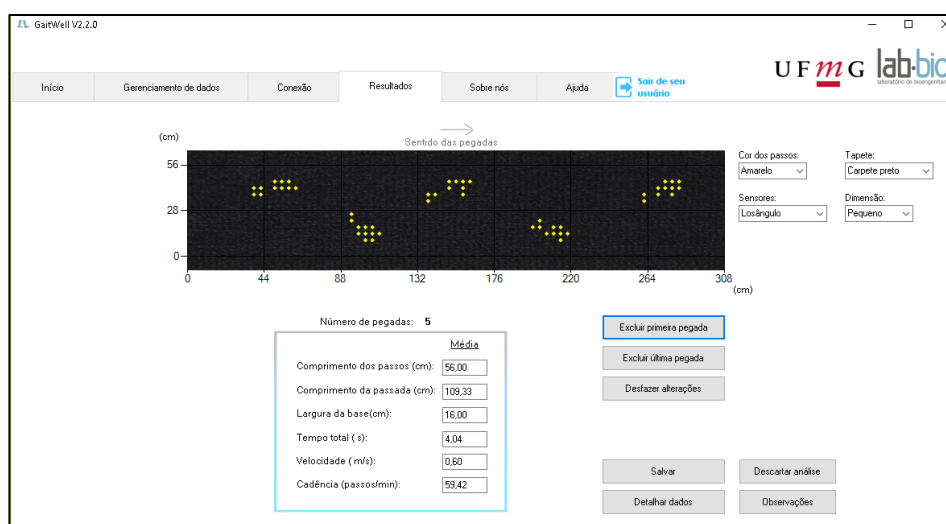
Figura 36(A e B) — (A) Representação da pegada no momento em que o calcanhar do paciente não atingiu os limites de contorno do hardware. (B) Exibição dos resultados das características espaço-temporais e imagem do mapeamento do ciclo da marcha. Fonte: Autor.



O *software* possui uma funcionalidade interativa que permite a exclusão de pegadas incompletas, como a primeira ou a última, caso o contato com a superfície não tenha sido registrado corretamente. Após a exclusão, o gráfico é automaticamente ajustado e os parâmetros são recalculados, garantindo a atualização das informações em tempo real.

Os botões “Excluir primeira pegada” e “Excluir última pegada” removem, respectivamente, a pegada inicial ou final, com base no sentido da caminhada indicado acima do gráfico do tapete virtual. O resultado é exibido com a nova imagem das pegadas e os parâmetros espaço-temporais recalculados, conforme ilustrado na Figura 37.

Figura 37 — Exibição do resultado da análise reestruturada após a exclusão da primeira pegada com contato incompleto. Fonte: Autor.



Ao acionar o botão “Detalhar dados” na tela *Resultado* (Figura 37), é possível acessar uma visão completa dos parâmetros da marcha analisados pelo sistema (Figura 38). Na tela *Resultados Detalhados*, são apresentados os dados pormenorizados da análise da marcha do indivíduo, incluindo separadamente os valores dos parâmetros para os membros direito e esquerdo, além da média entre eles.

Nessa tela, também são exibidos os parâmetros espaço-temporais da marcha, os dados antropométricos do indivíduo, a data e hora da realização do teste e o profissional responsável pela execução. Além disso, há a opção de imprimir o relatório por meio do botão “Imprimir Relatório”.

Figura 38 — Tela de Dados Detalhados. Exibição pormenorizados dos dados da análise da marcha do indivíduo. Fonte: Autor.

Resultados detalhados
15/02/2019 17:11

Participante: 6
Idade: 35 Faz uso de DAM: Não
IMC: 21,72 Gênero: Feminino
Profissional: Iury Cardoso Brito

Imprimir Relatório

Número de passos:	4	Índice de simetria (%):	-8,01
Número de passadas:	3	Velocidade (m/s):	0,60
Distância total (m):	2,44	Cadência (passos/min):	59,42

	Média	Esquerdo	Direito		Esquerdo	Direito
Comprimento dos passos (cm):	58,00	58,00	54,00	Oscilação(%):	37,68	40,00
Comprimento da passada (cm):	109,33	112,00	104,00	Tempo de oscilação (s):	0,59	0,58
Largura da base(cm):	16,00			Apoio (%):	40,00	37,68
Tempo do passo (s):	0,79	0,87	0,70	Tempo de apoio (s):	0,58	0,59
Tempo do ciclo (s):	1,530667	1,57	1,45	Duplo apoio (%):	21,38	18,24
Tempo Total (s):	4,04			Tempo de duplo apoio (s):	0,31	0,29

5.2.4 Tela Gerenciamento de dados

Todas as análises realizadas no sistema podem ser consultadas por meio da tela de *Gerenciamento de Dados* (Figura 39).

Figura 39 — Tela Gerenciamento de Dados. Fonte: Autor.

GaitWell V2.2

Início Gerenciamento de dados Conexão Resultados Sobre nós Ajuda

Sair de seu usuário

Cadastro

- Pacientes
- Usuários

Análises

- Resultados
- Leturas

lab-bio laboratório de investigação

UFMG

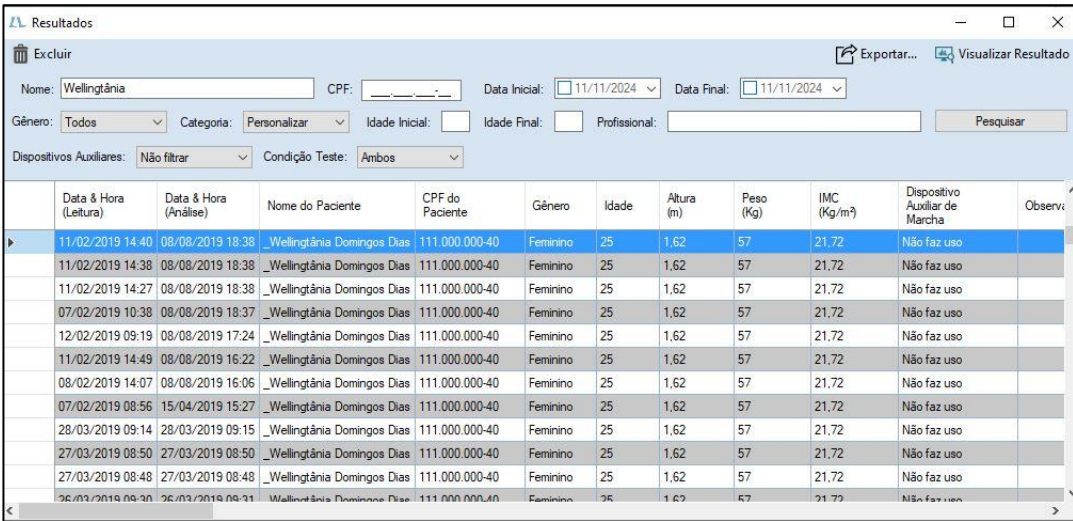
Ao selecionar o botão “Resultados”, o usuário é direcionado para a tela de consulta de Resultados, onde uma tabela exibe os dados analisados (Figura 40). Nessa tabela, é possível aplicar filtros pré-configurados para refinar os resultados conforme necessário.

Após selecionar os registros de interesse, o usuário pode:

- Visualizar os resultados clicando no ícone “Visualizar Resultado”.
- Exportar os dados em formato .txt ou .xlsx, utilizando o ícone “Exportar”, localizado no canto superior da tela.

Na tela de *Exportação de Dados*, o usuário pode selecionar parâmetros específicos para exportação e estudo. Além disso, na tela *Gerenciamento de Dados*, o botão “Leitura” direciona o usuário para a tela *Leituras* (Figura 35), onde é possível visualizar os testes realizados e aplicar filtros adicionais.

Figura 40 — Tela Gerenciamento de Dados (Resultados): consulta dos resultados analisados, com opções para visualização e exportação. Fonte: Autor.



The screenshot shows a window titled 'Resultados' with a search and filter interface at the top. Below the filters is a table with the following columns: Data & Hora (Leitura), Data & Hora (Análise), Nome do Paciente, CPF do Paciente, Gênero, Idade, Altura (m), Peso (Kg), IMC (Kg/m²), Dispositivo Auxiliar de Marcha, and Observação. The table contains 14 rows of data for a patient named 'Wellington Domingos Dias'.

Data & Hora (Leitura)	Data & Hora (Análise)	Nome do Paciente	CPF do Paciente	Gênero	Idade	Altura (m)	Peso (Kg)	IMC (Kg/m²)	Dispositivo Auxiliar de Marcha	Observação
11/02/2019 14:40	08/08/2019 18:38	_Wellington Domingos Dias	111.000.000-40	Feminino	25	1,62	57	21,72	Não faz uso	
11/02/2019 14:38	08/08/2019 18:38	_Wellington Domingos Dias	111.000.000-40	Feminino	25	1,62	57	21,72	Não faz uso	
11/02/2019 14:27	08/08/2019 18:38	_Wellington Domingos Dias	111.000.000-40	Feminino	25	1,62	57	21,72	Não faz uso	
07/02/2019 10:38	08/08/2019 18:37	_Wellington Domingos Dias	111.000.000-40	Feminino	25	1,62	57	21,72	Não faz uso	
12/02/2019 09:19	08/08/2019 17:24	_Wellington Domingos Dias	111.000.000-40	Feminino	25	1,62	57	21,72	Não faz uso	
11/02/2019 14:49	08/08/2019 16:22	_Wellington Domingos Dias	111.000.000-40	Feminino	25	1,62	57	21,72	Não faz uso	
08/02/2019 14:07	08/08/2019 16:06	_Wellington Domingos Dias	111.000.000-40	Feminino	25	1,62	57	21,72	Não faz uso	
07/02/2019 08:56	15/04/2019 15:27	_Wellington Domingos Dias	111.000.000-40	Feminino	25	1,62	57	21,72	Não faz uso	
28/03/2019 09:14	28/03/2019 09:15	_Wellington Domingos Dias	111.000.000-40	Feminino	25	1,62	57	21,72	Não faz uso	
27/03/2019 08:50	27/03/2019 08:50	_Wellington Domingos Dias	111.000.000-40	Feminino	25	1,62	57	21,72	Não faz uso	
27/03/2019 08:48	27/03/2019 08:48	_Wellington Domingos Dias	111.000.000-40	Feminino	25	1,62	57	21,72	Não faz uso	
26/03/2019 08:30	26/03/2019 08:31	_Wellington Domingos Dias	111.000.000-40	Feminino	25	1,62	57	21,72	Não faz uso	

A tela *Gerenciamento de Dados* também inclui funcionalidades para o gerenciamento de usuários e pacientes cadastrados no sistema. Ao clicar nos respectivos botões, o usuário é direcionado para as telas: *Usuários* (Figura 41) e *Pacientes* (Figura 42).

Essas telas oferecem filtros avançados que permitem, por exemplo, verificar quais profissionais de uma clínica *Y* atenderam o paciente *X* em datas e horários específicos.

Figura 41 — Tela de Usuários cadastrados no sistema. Fonte: Autor.



The screenshot shows a window titled 'Usuários' with a search and filter interface at the top. Below the filters is a table with the following columns: Nome, CPF, Profissão, Número de Registro, Órgão Emissor, Estado do Órgão Emissor, Telefone, Email, Login, Endereço, Número, Complemento, Bairro, Cidade, Estado, and Data de Cadastro. The table contains one row of data for a user named 'Wely'.

Nome	CPF	Profissão	Número de Registro	Órgão Emissor	Estado do Órgão Emissor	Telefone	Email	Login	Endereço	Número	Complemento	Bairro	Cidade	Estado	Data de Cadastro
Wely	111.111.111-11	Fisioterapeuta	11200-F	CREFITO	Minas Gerais	(31)9999-9999	ddd@gmail.com	wely	X	0	Casa A	Y			19/05/2020 18:27

Figura 42 — Tela de Pacientes cadastrados no sistema. Fonte: Autor.

Nome	Código	CPF	Idade	Sexo	Altura (m)	Peso (kg)	IMC (kg/m ²)	Observações	Telefone	Email	Nome do(a) Acompanhante	Grau do Ac
xxx.YYY	GW-00153	111.111.111-11	48	Masculino	1.75	82	26.78		(31)9999-9999	hhhhh@gmail.com		Não m

Os dados cadastrados na tela de Usuários e Pacientes (Figura 22 e 23) seguem padrões de fichas de cadastro amplamente utilizadas em clínicas médicas.

A interface gráfica do sistema GAITWell foi projetada para gerenciar eficientemente todas as informações de entrada e saída, cobrindo desde a extração, aquisição, tratamento e processamento dos dados até a exibição dos resultados. O banco de dados integrado permite acesso tanto aos dados brutos das leituras realizadas durante a caminhada do paciente sobre a superfície do dispositivo quanto aos resultados gerados na análise do ciclo da marcha. Além disso, a interface facilita a filtragem e a exportação dos dados para análises adicionais, mantendo um design intuitivo e de fácil manuseio.

5.3 Resultados obtidos na implementação do *clustering* k-means e DBSCAN

Esta seção apresenta os resultados da aplicação das técnicas de *clustering* k-means e DBSCAN no sistema de análise de marcha, com o objetivo de identificar e agrupar as pegadas durante a caminhada, destacando as características espaço-temporais envolvidas.

A clusterização é amplamente utilizada no agrupamento de dados biomecânicos. Neste estudo, aplicamos essa técnica para identificar pegadas humanas a partir dos dados capturados pelos sensores do *hardware* enquanto o indivíduo caminha sobre o dispositivo.

Inicialmente, foi implementado o algoritmo k-means, configurado para processar os dados gerados pelos acionamentos discretos dos sensores (níveis lógicos 0 e 1) ao longo da caminhada. Esses acionamentos permitiram mapear os pontos de contato dos sensores, facilitando a identificação das pegadas e das fases do ciclo da marcha.

Em seguida, aplicou-se o DBSCAN para aprimorar o agrupamento, proporcionando uma segmentação mais precisa dos dados extraídos. Com essa abordagem, foi possível obter resultados mais detalhados, refinando a análise das características espaço-temporais da marcha e gerando *clusters* com maior robustez e precisão.

5.3.1 Processamento dos Dados

No processamento dos dados, a distância euclidiana entre sensores adjacentes é utilizada como métrica para medir a separação entre os pontos. A escolha dessa métrica, conforme descrito na Seção 3.1.2, baseia-se na natureza bidimensional do problema e demonstrou-se eficaz na segmentação dos dados para a aplicação das técnicas de *clustering*.

A escolha da distância euclidiana se deve ao fato de que essa métrica reflete a proximidade entre os pontos capturados pelos sensores, o que ajuda a distinguir pegadas consecutivas durante a caminhada. Alternativas como a distância de Manhattan poderiam afetar a segmentação ao não considerar a relação espacial entre os sensores.

Além disso, para garantir uma segmentação eficiente, os dados foram previamente normalizados, ajustando a escala das coordenadas antes da aplicação dos algoritmos de *clustering*. Esse pré-processamento evitou que discrepâncias nos valores influenciassem a definição dos *clusters*.

5.3.2 Clustering K-Means

Na seção 4.4.1, sobre a implementação do k-means, foi mencionada a heurística utilizada para determinar o valor ideal para o parâmetro k (número de *clusters*), com base na distância mínima entre os *clusters*. Este processo começa com um valor inicial de $k = 3$, realizando o agrupamento e analisando a distância mínima entre os centroides dos *clusters* resultantes. O valor de k é então incrementado, e um novo agrupamento é gerado. A premissa é que, em determinado momento, uma das pegadas será dividida em dois *clusters*, provocando uma mudança significativa na distância mínima entre os centroides. A escolha do valor de k é validada observando-se, além da distância mínima, a compactação e a separação dos *clusters*, garantindo que os agrupamentos sejam coesos e bem diferenciados. A compactação refere-se à proximidade dos pontos dentro de cada cluster, enquanto a separação diz respeito à distância entre os centroides de *clusters* diferentes. Quanto maior a compactação e a separação, mais eficaz é o agrupamento.

A Figura 43 ilustra os *clusters* formados para diferentes valores de k , variando de 3 a 6, de cima para baixo. A análise visual e quantitativa dos *clusters* formados permite identificar o valor de k que melhor representa os dados. O número ideal de *clusters* é aquele em que a distância mínima entre os centroides apresenta uma variação substancial, indicando uma mudança relevante na estrutura dos dados. Essa mudança na distância mínima é um indicador

de que a organização dos dados está se ajustando para refletir melhor a complexidade dos padrões de marcha dos indivíduos.

Conforme esperado, nas iterações do algoritmo (Figura 43), o valor de k alcançou o valor ideal para a leitura em questão, formando cinco grupos que correspondem às cinco pegadas do indivíduo. Quando o valor de k foi incrementado para 6, uma das pegadas foi dividida em dois clusters, o que resultou em uma queda brusca na distância mínima entre clusters, de 58,16 cm para 16,48 cm, conforme mostrado na Tabela 1. Qualquer valor para o parâmetro D_{min} situado entre esses limites seria adequado para identificar corretamente o número de passos do indivíduo.

Figura 43 — Agrupamento dos pontos utilizando k-means para diferentes valores de k . Cada cor representa um cluster, e os “xis” correspondem aos centróides dos clusters. Fonte: Autor.

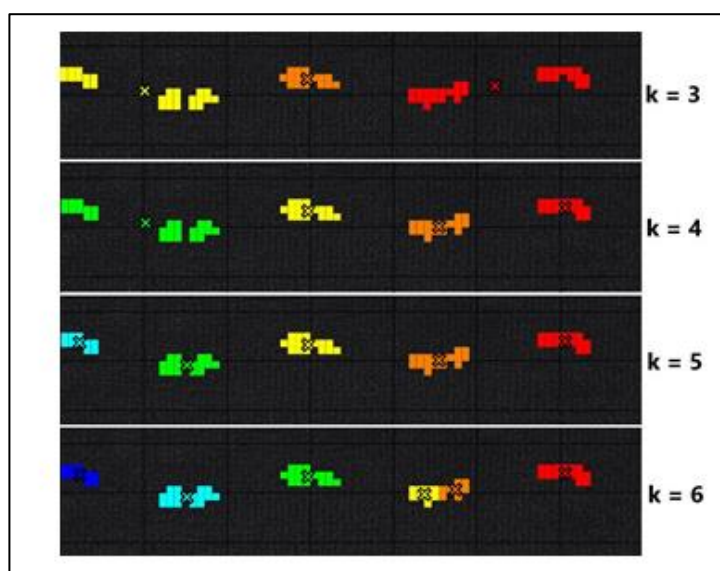


Tabela 1 — Menor distância entre *clusters* formados em função do número de grupos (k-means).

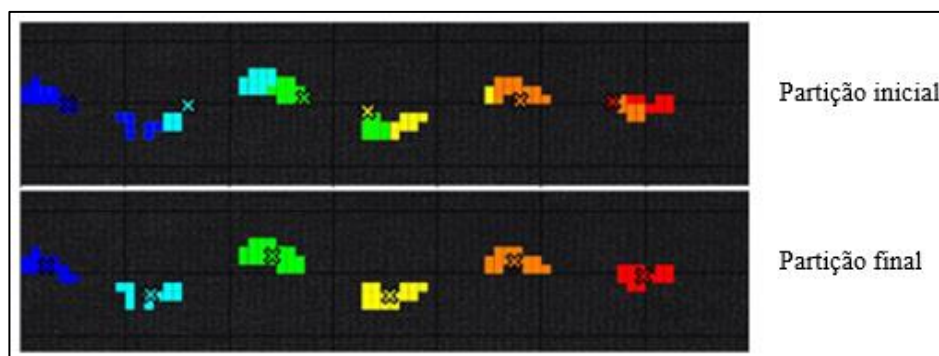
Parâmetro k	Menor Distância (cm)
3	86,80
4	67,52
5	58,16
6	16,48

A redução na distância mínima, causada pela primeira divisão incorreta de uma pegada em dois *clusters*, reflete uma alteração na forma como o algoritmo percebe a estrutura dos dados. Inicialmente, a distância mínima é próxima ao comprimento do passo do indivíduo, mas

ao dividir uma pegada em dois *clusters*, cada um representa metade do comprimento do pé, resultando em uma distância reduzida entre os centroides. Dessa forma, o valor ideal para D_{min} geralmente está situado entre essas duas grandezas. Para os testes de validação, adotou-se o valor padrão de 28 cm para esse parâmetro, o que refletiu uma separação adequada entre os *clusters*, garantindo uma análise precisa da marcha.

Uma consideração importante ao usar o algoritmo k-means é sua dependência das condições iniciais. A seleção aleatória dos grupos iniciais pode levar a resultados inconsistentes (TAN, 2018). Para mitigar essa limitação, neste estudo, optou-se por uma partição inicial (Figura 44) baseada na distribuição temporal dos pontos, assegurando que elementos próximos fossem agrupados nos mesmos *clusters* e reduzindo o número de iterações necessárias para convergir à partição final. Como resultado, o algoritmo convergiu rapidamente, levando apenas três iterações para encontrar a solução final (Figura 44).

Figura 44 — Partição inicial e final dos sensores, mostrando a distribuição dos pontos antes e após o agrupamento. Fonte: Autor.

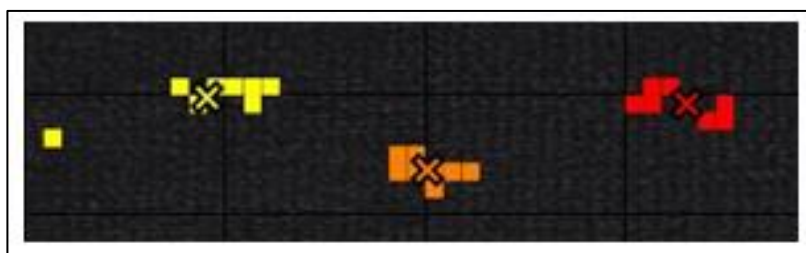


Embora o k-means tenha mostrado bom desempenho neste contexto, ele possui limitações ao lidar com *clusters* de formas não convexas (HAN, PEI, KAMBER, 2011; TAN, 2018), como ocorre frequentemente nas pegadas humanas. O algoritmo também é sensível a ruídos (HAN, PEI, KAMBER, 2011). Por exemplo, quando um indivíduo pisa nas extremidades das placas durante o teste, pontos de dados irregulares podem ser gerados, deslocando o centróide do cluster e comprometendo a precisão na identificação das extremidades do pé (Figura 45). Como muitos parâmetros da marcha dependem da localização exata do calcanhar e da ponta do pé, a identificação precisa dessas regiões é fundamental para a acurácia do sistema.

O impacto desses *outliers* nos dados é um fator crítico, pois pode distorcer a separação entre os *clusters* e reduzir a precisão da análise da marcha. No entanto, como parte da mitigação

de ruídos, um pré-processamento rigoroso dos dados foi realizado, o que incluiu a filtragem de valores atípicos para garantir que os *clusters* gerados fossem representativos dos padrões reais da marcha.

Figura 45 — Efeito de ruídos nos acionamentos sobre o agrupamento k-means, destacando o impacto de pontos de dados nas extremidades das placas. Fonte: Autor.



Os resultados deste estudo contrastam com os de Xianjun et al. (2015), que também utilizaram o k-means para análise de pressão plantar e para a identificação do pé direito e esquerdo. Em seu trabalho, o algoritmo foi ajustado para processar dados de pressão plantar em tempo real, calculando parâmetros de marcha com base no tempo de início e término de cada passada. De forma semelhante, Ball et al. (2012) exploraram o uso do k-means para identificar indivíduos por meio da marcha, utilizando dados capturados pelo Kinect e particionando amostras em *clusters* conforme a proximidade dos pontos médios.

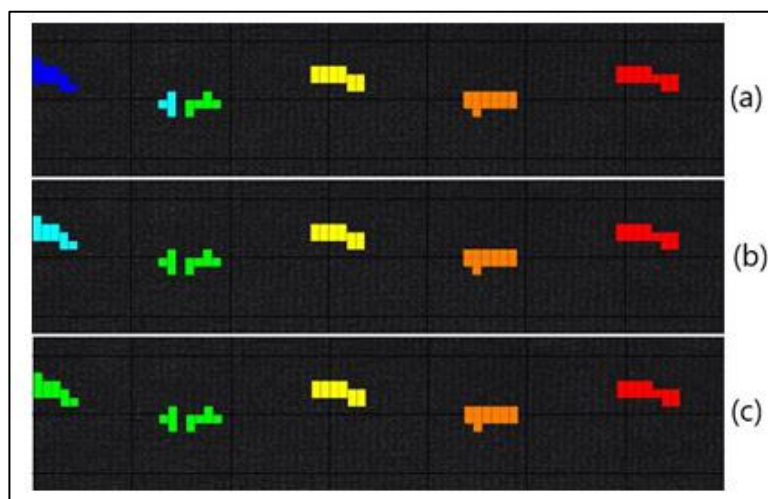
Neste estudo, o k-means foi aplicado para identificar e agrupar pegadas. Embora o k-means seja eficaz para *clusters* simples e bem definidos, sua aplicação em dados complexos ou ruidosos deve ser realizada com cautela. A análise da compactação e separação dos *clusters* e a distância mínima entre os centroides fornecem uma medida quantitativa da qualidade do agrupamento, permitindo uma escolha mais robusta do número de *clusters*. Além disso, a mitigação de *outliers* e o pré-processamento dos dados foram fundamentais para garantir a confiabilidade dos resultados, permitindo a interpretação precisa dos padrões de marcha.

5.3.3 Clustering DBSCAN

Com o método DBSCAN implementado, foi necessário definir valores padrão para os parâmetros *Eps* e *MinPts*. Ajustes foram realizados para observar o efeito dessas alterações nos *clusters*, possibilitando a identificação de valores adequados para a maioria dos testes. A Figura 46 ilustra como a variação do parâmetro *Eps* afeta os grupos identificados. Esse parâmetro representa a distância euclidiana entre sensores adjacentes, e sua escolha define a quantidade

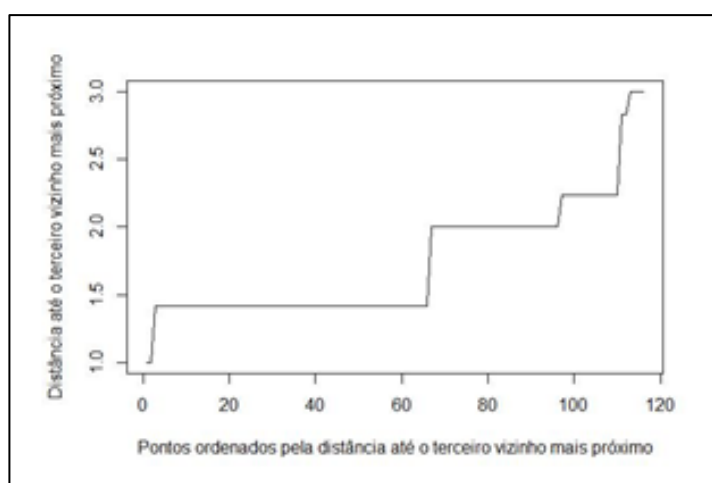
de *clusters* detectados pelo algoritmo. Assim, o valor de *Eps* foi determinado analisando as distâncias dos pontos até o k-ésimo vizinho mais próximo.

Figura 46 — Efeito da alteração do parâmetro *Eps*: (a) *Eps* = 2; (b) *Eps* = 4; (c) *Eps* = 11. Fonte: Autor.



A Figura 47 mostra o gráfico⁵ das distâncias até o terceiro vizinho mais próximo, no qual o eixo y apresenta as distâncias. O valor de *Eps* é escolhido de forma que pontos com distância inferior a esse valor sejam classificados como centrais (TAN, 2018), considerando $MinPts=3$.

Figura 47 — Distâncias dos pontos até o terceiro vizinho mais próximo. Fonte: Autor.



⁵ 2Gráficos de distância elaborados utilizando o ambiente computacional R na versão 3.5.1, mais informações em <https://www.r-project.org/>

Nos testes realizados, os valores $Eps=4$ e $MinPts=3$ mostraram-se eficazes, sendo configurados como padrão na aplicação. Com esses parâmetros definidos, é possível observar o impacto do DBSCAN na detecção de ruídos. A Figura 48 apresenta o gráfico das distâncias dos pontos com a presença de ruídos (conforme ilustrado na Figura 45), destacando o efeito desses ruídos no agrupamento. Finalmente, o agrupamento resultante do DBSCAN é mostrado na Figura 49, onde o símbolo "x" branco representa os pontos identificados como ruído e excluídos da análise.

Figura 48 — Distância dos pontos até o 3.º vizinho mais próximo na presença de ruído (FIG. 5.12).
Fonte: Autor.

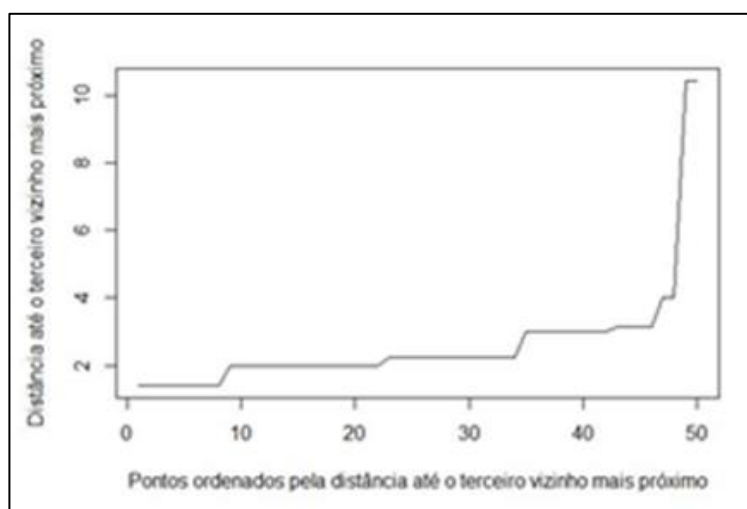
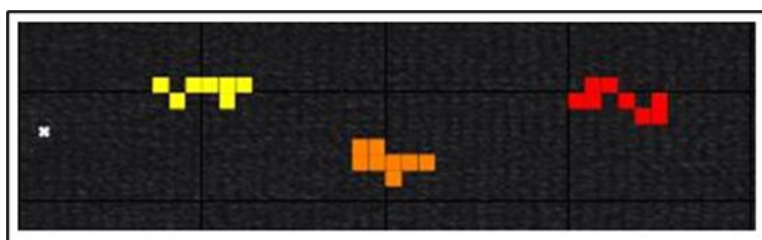


Figura 49 — Identificação de ruídos nos acionamentos utilizando o método DBSCAN, onde o "xis" na cor branca configura o ruído identificado. Fonte: Autor.



O algoritmo DBSCAN mostrou-se robusto na identificação de pegadas e na eliminação de ruídos causados por acionamentos indesejados, aprimorando a extração dos parâmetros da marcha. Sua superioridade em relação ao k-means foi comprovada em testes com indivíduos, demonstrando raramente a necessidade de ajustes nos parâmetros para uma partição ideal das pegadas, especialmente em situações de contato incompleto. Para quantificar essa diferença, foi

calculado o índice de Silhueta, onde o DBSCAN obteve médias superiores ao k-means em 18% dos casos, indicando maior coerência nos agrupamentos.

Os resultados obtidos com as implementações no *software* GAITWell, utilizando os métodos k-means e DBSCAN, estão em consonância com os estudos de Wang et al. (2019). No estudo mencionado, foi utilizado um algoritmo para extrair características da marcha, lidando com o ruído da imagem original por meio de técnicas como transformação linear, filtro médio no domínio do tempo e filtro de valor máximo. Após o tratamento do ruído, o estudo determina a posição dos pés nas imagens utilizando os algoritmos DBSCAN e k-means. Com base nas imagens posicionadas, os parâmetros das características da pressão plantar foram extraídos.

Em nosso estudo, após avaliar o desempenho do k-means, decidimos focar na implementação do DBSCAN para o desenvolvimento de um sistema de controle, aquisição e tratamento de dados específico para o “Sistema de Análise de Marcha GAITWell”. Isso se deu devido à maior eficiência do DBSCAN na identificação de pegadas e na eliminação de ruídos, considerando os acionamentos discretos dos sensores que operam em nível lógico 0 e 1.

Apesar das vantagens do DBSCAN, ele pode apresentar limitações em cenários onde a densidade dos acionamentos varia significativamente. Isso pode resultar em falsos positivos ou dificultar a separação das pegadas em padrões de marcha irregulares, como nos casos de pacientes com distúrbios motores. Para contornar essas limitações, foi implementada uma tela de configuração para ajuste dos parâmetros do sistema (*Eps* e *MinPts*). O acesso a essa configuração está desabilitado para o usuário. Em estudos futuros, será possível explorar ajustes automáticos desses parâmetros, visando a otimização adaptativa do método conforme diferentes perfis de pacientes. Além disso, testes adicionais poderiam comparar o DBSCAN com outras técnicas de aprendizado de máquina, como *clustering* avançado e redes neurais, avaliando a viabilidade de métodos híbridos que combinem as vantagens do DBSCAN com abordagens supervisionadas.

5.3.4 Extração dos Parâmetros da Marcha

Com base nos conceitos apresentados na Seção 4.4 a 4.6 foi possível extrair dados referentes à marcha do indivíduo a partir das pegadas identificadas pelo processo de *clustering*. Os resultados estão ilustrados nas Figuras 37 e 38 e serão utilizados para exemplificar esses parâmetros.

Nas imagens, o número de passos detectados corresponde ao total de pegadas menos um, resultando em quatro passos, considerando o primeiro contato do calcanhar no dispositivo.

O primeiro passo inicia-se no contato inicial (toque de calcanhar) da primeira pegada e termina no contato da segunda, que dá início ao próximo passo. Já o número de passadas é sempre um a menos que o número de passos, pois a primeira passada termina com o contato da terceira pegada. Uma passada possui três pegadas, ou dois passos, um direito e outro esquerdo ou virse-versa, dependendo do pé de referência que iniciou a caminhada.

Alguns pontos-chave de cada pegada foram levantados e enumerados no sentido da caminhada (da esquerda para a direita) na Tabela 2. Para o cálculo da distância total, apenas as informações da ponta do pé da última pegada foram utilizadas. Ademais, ressalta-se que a progressão do indivíduo ocorreu no sentido crescente da coordenada x, tendo como referência um sistema de coordenadas fixo com origem no módulo principal do dispositivo (localizado na região inferior esquerda do tapete virtual, conforme ilustrado na Figura 36).

Tabela 2 — Relação de dados estratégicos de cada pegada do resultado apresentado na Figura 36.

Pegada	Coordenadas (x, y)(cm)		Tempos de contato (ms)		Lado
	Calcanhar	Ponta do pé	Primeiro	Último	
1	36, 38	NA	8285	9353	Esquerdo
2	92, 22	NA	9238	10108	Direito
3	136, 34	NA	9895	10785	Esquerdo
4	196, 16	NA	10688	11575	Direito
5	260, 34	280,42	11427	12324	Esquerdo

O tempo total foi calculado como a diferença entre o último contato da última pegada (11.427 ms) e o primeiro contato da primeira (8.285 ms), resultando em 3.142 ms ($\approx 3,14$ s). A distância total foi determinada pela distância euclidiana entre o calcanhar da primeira pegada e a ponta do pé da última, obtendo-se 2,60 m.

O comprimento do passo foi calculado como a média dos comprimentos dos passos (direito e esquerdo), resultando em 56 cm, enquanto o comprimento da passada foi de 109 cm, obtido pela média das três passadas consecutivas. A largura da base foi avaliada como a média das distâncias entre passos consecutivos na coordenada y, resultando em 16 cm. O tempo médio do passo foi de 0,79 s, enquanto o tempo médio do ciclo de marcha foi de 1,51 s.

Considerando que um passo se inicia com um lado de referência (por exemplo, o direito), e o mesmo ocorre para a passada, os tempos e comprimentos de passos e passadas foram analisados separadamente para cada lado (direito ou esquerdo). A cadência foi calculada

com base no número de passos por segundo e convertida para passos por minuto, resultando em 76 passos/min. Já a velocidade do ciclo foi determinada pela razão entre o comprimento da passada e o tempo do ciclo, obtendo-se 0,72 m/s.

De acordo com a Figura 1, um ciclo completo de marcha, seja do lado direito ou esquerdo, inclui as fases de apoio duplo, apoio simples e balanço. A fase de apoio tem início no contato do pé com o solo e se estende até sua saída completa, correspondendo a aproximadamente 60% do ciclo da marcha. Ela é subdividida em apoio simples, quando apenas um pé está em contato com o solo, e apoio duplo, quando ambos os pés tocam o solo simultaneamente.

A fase de balanço ocorre quando o pé está no ar, entre a saída do solo e o próximo contato do calcanhar, representando cerca de 40% do ciclo da marcha. O apoio duplo ocorre duas vezes durante um ciclo: primeiro, quando o calcanhar da perna que avança toca o solo enquanto a perna de trás ainda está apoiada; e novamente, antes que a perna de trás perca o contato com o solo. Em indivíduos saudáveis, o apoio duplo corresponde a aproximadamente 20-30% do ciclo, podendo aumentar em pessoas com dificuldades de equilíbrio ou marcha mais lenta.

Os tempos das fases da marcha para ambos os pés estão em conformidade com os padrões descritos por Whittle (1996) e Barbosa (2011). No contato inicial do pé esquerdo, o pé direito ainda está no solo, resultando em um período de apoio duplo entre esse contato e a descolagem do antepé direito. Durante a fase de balanço do lado direito, apenas o pé esquerdo permanece apoiado, caracterizando um período de apoio simples. Esse período termina com o contato inicial do pé direito, seguido de outro momento de apoio duplo até a descolagem do antepé esquerdo. O apoio simples direito corresponde à fase de balanço do membro esquerdo, e o ciclo se completa com o próximo contato inicial à esquerda.

Os resultados deste estudo estão alinhados com os métodos de Ye et al. (2017), que utilizam *clustering* supervisionado para otimizar a identificação dos parâmetros de marcha, permitindo uma avaliação clínica mais precisa. Neste estudo, a aplicação dos algoritmos de *clustering* não supervisionado (k-means e DBSCAN) demonstrou eficácia na extração de dados, na identificação de pegadas e na segmentação das fases do ciclo da marcha, contribuindo para futuras pesquisas e o desenvolvimento de dispositivos de análise de marcha.

Segundo Jain et al. (1999), diversos fatores devem ser considerados na aplicação de algoritmos de *clustering*, como a representação dos dados, a similaridade entre eles e a avaliação da qualidade dos resultados. Esses fatores, aliados aos parâmetros de ajuste inicial, influenciam diretamente a eficácia dos algoritmos.

Neste estudo, a metodologia consistiu na extração de dados e na aplicação de um algoritmo de *clustering* para o agrupamento dos dados dos sensores discretos, permitindo a identificação das pegadas de um indivíduo ao caminhar sobre o dispositivo eletrônico GAITWell. Para a identificação dos agrupamentos, foi estabelecido um critério inicial considerando dois passos consecutivos como referência para a parametrização e segmentação das pegadas. Esse processo não apenas permitiu a identificação das pegadas e das fases do ciclo da marcha, mas também possibilitou o processamento e a análise das informações extraídas.

Dessa forma, o uso de algoritmos de *clustering* (k-means e DBSCAN) mostrou-se uma abordagem promissora para a identificação de pegadas, considerando que a análise de marcha exige critérios precisos para a seleção e classificação de dados. Esse método pode contribuir para pesquisas futuras e para o aprimoramento de técnicas de extração, classificação e processamento de dados na análise de marcha, inclusive em dispositivos equipados com diferentes sensores para monitoramento do movimento. Além disso, esses algoritmos demonstraram eficiência na segmentação e localização dos dados, proporcionando resultados consistentes.

PARTE II – Análise de Confiabilidade e Validade do sistema de análise de marcha GAITWell

5.4 Resultado da Análise Estatística de Dados

5.4.1 Resultados da Análise Metodológica

Participaram do estudo 38 adultos saudáveis, incluindo 18 (47,4%) mulheres, com idade média de 33,2 anos (DP = 13,0) e IMC de 26,6 kg/m² (DP = 5,4). Desses, apenas 29 retornaram para a segunda visita, incluindo 15 (50%) mulheres, com idade média de 33,0 anos (DP = 13,4) e IMC de 27,3 kg/m² (DP = 5,6). Os dados antropométricos dos indivíduos testados encontram-se descritos no APÊND. H.

A Tabela 3 descreve a média e o desvio padrão das variáveis da marcha obtidas pelo GAITWell e pelo sistema Qualisys durante a primeira visita. A maioria das correlações variou de moderada a muito alta. A velocidade da marcha ($r = 0,971$, $p < 0,001$) e a base de suporte ($r = 0,914$, $p < 0,001$) apresentaram as correlações mais fortes. A única exceção foi o comprimento do passo, que teve uma correlação baixa, porém significativa, com o sistema Qualisys ($r = 0,360$, $p < 0,05$).

Tabela 3 — Média, desvio padrão e correlação das variáveis da marcha entre os sistemas GAITWell e Qualisys durante a primeira visita (n = 38).

Variáveis da marcha	GAITWell N=38 Média (DP)	Qualisys N=38 Média (DP)	r
Velocidade da marcha (m/s)	0.89 (0.16)	0.89 (0.15)	0.971 ¹
Comprimento da passada (cm)	112.9 (7.5)	109.1 (16.0)	0.360 ²
Tempo do ciclo da marcha (s)	1.30 (0.19)	1.25 (0.21)	0.762 ¹
Comprimento do passo direito (cm)	56.1 (4.4)	56.60 (3.9)	0.672 ¹
Tempo do passo direito (s)	0.71 (0.11)	0.63 (0.10)	0.796 ¹
Comprimento do passo esquerdo (cm)	56.8 (3.9)	56.70 (3.9)	0.803 ¹
Tempo do passo esquerdo (s)	0.59 (0.11)	0.65 (0.10)	0.829 ¹
Tempo de apoio (s)	0.77 (0.11)	0.81 (0.13)	0.980 ¹
Tempo de balanço (s)	0.53 (0.08)	0.48 (0.06)	0.876 ¹
Cadência direita (passos/min)	104.9 (18.1)	96.1 (13.7)	0.826 ¹
Cadência esquerda (passos/min)	87.2 (12.8)	94.6 (13.9)	0.808 ¹
Base de suporte (cm)	11.4 (5.0)	11.80 (4.0)	0.914 ¹

DP: Desvio Padrão, m: metros, s: segundos; passos/min: passos por minuto; r coeficiente de correlação; ¹ <.001, ² <.05

A média, os desvios padrão e os resultados de confiabilidade teste-reteste do sistema GAITWell estão descritos na Tabela 4. A confiabilidade das variáveis velocidade da marcha ($CCI_{2,1} = 0,864$, $p < 0,001$), comprimento do passo ($CCI_{2,1} = 0,818$, $p = 0,001$), tempo do ciclo ($CCI_{2,1} = 0,847$, $p = 0,001$), comprimento do passo esquerdo ($CCI_{2,1} = 0,764$, $p = 0,001$), tempo do passo direito ($CCI_{2,1} = 0,821$, $p = 0,001$), tempo de apoio ($CCI_{2,1} = 0,837$, $p = 0,001$) e tempo de balanço ($CCI_{2,1} = 0,767$, $p = 0,001$) atingiu um bom nível de concordância. No entanto, foi observada confiabilidade moderada para o comprimento do passo direito ($CCI_{2,1} = 0,650$, $p = 0,004$) e para o tempo do passo esquerdo ($CCI_{2,1} = 0,691$, $p = 0,001$). Por outro lado, o tempo de duplo apoio ($CCI_{2,1} = -0,344$, $p = 0,965$), a cadência dos passos direito ($CCI_{2,1} = -0,528$, $p = 0,859$) e esquerdo ($CCI_{2,1} = -0,091$, $p = 0,588$), bem como a base de suporte ($CCI_{2,1} = -0,639$, $p = 0,891$), apresentaram confiabilidade insuficiente, não atingindo significância estatística.

Tabela 4 — Confiabilidade teste-reteste do sistema GAITWell (N=29).

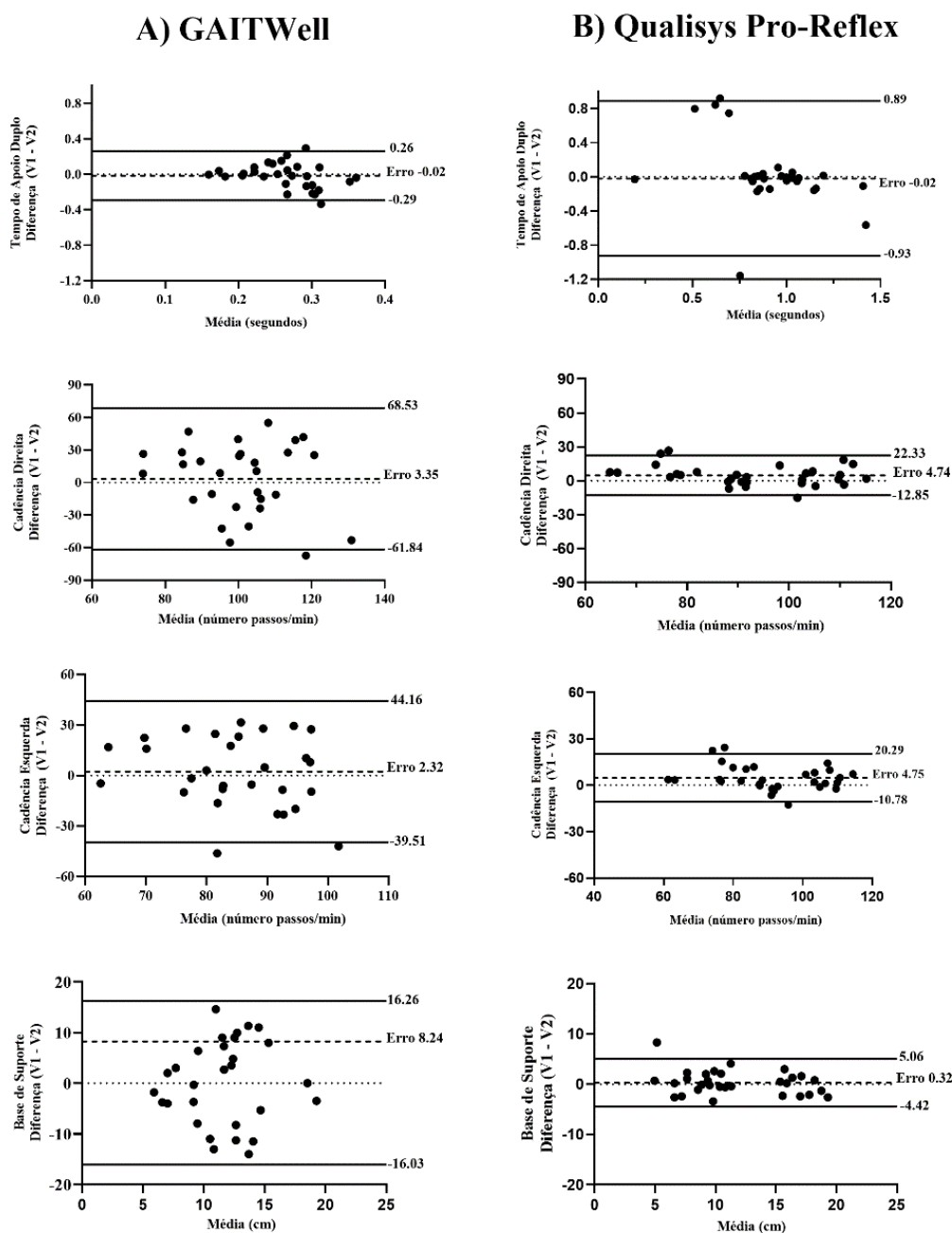
Variáveis da marcha	Visit 1 Média (DP)	Visit 2 Média (DP)	Visita 1 vs. Visita 2		SEM
			CCI _{2,1} (95% IC)	P-value	
Velocidade da marcha (m/s)	0.88 (0.15)	0.83 (0.16)	0.864 (0.675-0.940)	0.001	0.022
Comprimento da passada (cm)	113.3 (6.9)	111.6 (7.3)	0.818 (0.616-0.914)	0.001	0.013
Tempo de ciclo da marcha (s)	1.31 (0.20)	1.39 (0.27)	0.847 (0.645-0.931)	0.001	0.037
Comprimento do passo direito (cm)	56.6 (4.2)	56.2 (3.9)	0.650 (0.250-0.836)	0.004	0.014
Hora do passo direito (s)	0.71 (0.12)	0.75 (0.15)	0.821 (0.614-0.916)	0.001	0.024
Comprimento do passo esquerdo (cm)	56.7 (3.5)	55.4 (4.0)	0.764 (0.494-0.889)	0.001	0.009
Tempo do passo esquerdo (s)	0.60 (0.11)	0.64 (0.15)	0.691 (0.357-0.853)	0.001	0.041
Tempo de apoio (s)	0.77 (0.13)	0.81 (0.19)	0.837 (0.648-0.924)	0.001	0.026
Tempo de balanço (s)	0.54 (0.08)	0.58 (0.10)	0.767 (0.490-0.892)	0.001	0.022
Tempo de apoio duplo (s)	0.26 (0.07)	0.27 (0.10)	-0.344 (-0.644-0.032)	0.965	0.115
Cadência direita (passos/min)	102.6 (19.2)	99.3 (23.4)	-0.528 (-0.241-0.298)	0.859	32.58
Cadência esquerda (passos/min)	86.1 (13.1)	83.8 (16.3)	-0.091 (-1.39-0.495)	0.588	16.03
Base de suporte (cm)	11.7 (5.4)	11.6 (5.1)	-0.639 (-2.74-0.253)	0.891	8.53

A Figura 50 apresenta gráficos de Bland-Altman que avaliam a concordância entre os parâmetros da marcha medidos pelos sistemas GAITWell e Qualisys Pro-Reflex durante as visitas 1 (V1) e 2 (V2). Os dados descritivos do sistema Qualisys para V2 não são apresentados. Para o comprimento do passo, tempo do ciclo e tempo de apoio, ambos os sistemas demonstraram excelente concordância, com viés mínimo e limites de concordância estreitos. O GAITWell apresentou limites de concordância ligeiramente mais amplos em comparação ao Qualisys, mas com viés semelhante.

Embora o sistema GAITWell tenha demonstrado validade por meio de correlações significativas com o sistema Qualisys Pro-Reflex, considerado padrão ouro por sua sincronização com plataformas de força, foram identificadas limitações na confiabilidade de variáveis-chave da marcha. Especificamente, observou-se baixa confiabilidade para o tempo de suporte duplo, cadência e base de suporte. A precisão nessas variáveis é importante para a análise detalhada da marcha, uma vez que a capacidade do sistema de avaliar com exatidão a estabilidade, o equilíbrio e a simetria é diretamente comprometida pela inconsistência nesses parâmetros. Dessa forma, melhorar a capacidade do GAITWell em fornecer dados consistentes

nesses aspectos é necessário para seu uso eficaz na avaliação da mobilidade e no monitoramento de reabilitação.

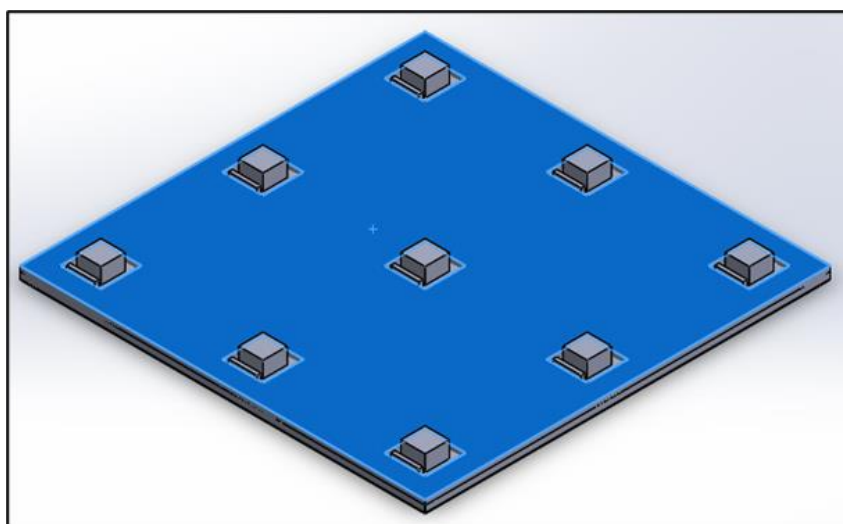
Figura 50 — Análise de Bland-Altman para velocidade da marcha, comprimento do passo, tempo do ciclo e tempo de apoio, demonstrando a confiabilidade entre as visitas 1 (V1) e 2 (V2) para o sistema GAITWell. As variáveis correspondentes do sistema Qualisys estão incluídas para comparação visual.



Apesar dessas limitações, o sistema ainda é promissor e implementável. Alguns pontos de aprimoramento foram identificados, especialmente em relação à resolução do hardware.

Atualmente, a matriz de sensores possui resolução de 4 cm x 4 cm (Figura 51), o que representa a distância máxima entre sensores para detectar o contato seguro do pé. Essa resolução, porém, compromete a precisão de variáveis importantes, como o tempo de apoio duplo e a largura da base de suporte, já que pequenos movimentos periféricos podem passar despercebidos. Adicionalmente, essa configuração causa dificuldades na detecção precisa de eventos críticos, como o contato inicial do calcanhar (heel strike) e a elevação do dedo (toe-off), ambos essenciais para uma análise confiável. A variabilidade e o espaçamento entre sensores introduzem erros de medição, reduzindo a precisão dos parâmetros espaço-temporais.

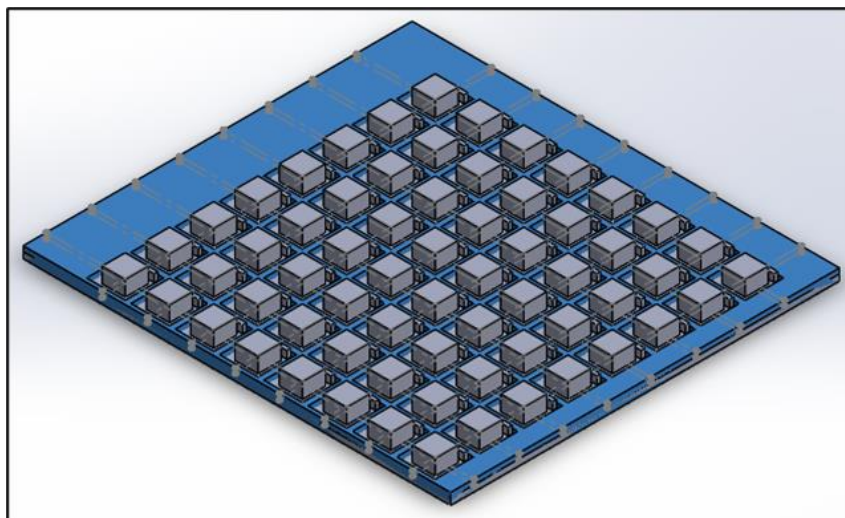
Figura 51 — Resolução do sensor de 4 cm x 4 cm. A imagem foi criada pelo autor utilizando o software SolidWorks, versão 2018 (Dassault Systèmes, Vélizy-Villacoublay – França).



Estudos preliminares sugerem que aumentar a resolução para 1,2 cm x 1,2 cm (Figura 52) pode reduzir em até 70% os erros na detecção de eventos de contato, melhorando significativamente a definição das pegadas. Essa modificação aprimoraria o desempenho do algoritmo de clustering DBSCAN, utilizado para extrair informações dos sensores e filtrar ruídos, otimizando a segmentação dos dados de marcha.

O processo de aquisição, classificação e processamento de dados também se beneficiaria da resolução aprimorada, pois sensores mais próximos gerariam menor espaço vazio, resultando em uma imagem mais detalhada do pé e em dados de pós-processamento mais confiáveis. Esses aprimoramentos posicionam potencialmente o GAITWell como uma alternativa competitiva e acessível, especialmente em contextos de reabilitação e análise clínica, onde o uso de sistemas mais caros, como o Qualisys, pode não ser viável.

Figura 52 — Resolução do sensor de 1,2 cm x 1,2 cm. A imagem foi criada pelo autor utilizando o software SolidWorks, versão 2018 (Dassault Systèmes, Vélizy-Villacoublay – França).



Apesar dessas melhorias, nossos achados indicam que alcançar alta confiabilidade ainda é um desafio, mesmo para sistemas considerados padrão-ouro. Os gráficos de Bland-Altman (Figura 50) mostraram que o sistema GAITWell apresentou, em geral, um viés mínimo para o tempo de suporte duplo e a base de suporte, sugerindo que essas medições estão razoavelmente alinhadas com os valores de referência. No entanto, foram observadas discrepâncias em comparação com os dados da visita 2 no sistema Qualisys (não apresentados aqui). Especificamente, o sistema Qualisys exibiu maior viés e limites de concordância mais amplos para o tempo de suporte duplo em relação ao sistema GAITWell. Essa observação indica que a variabilidade de medição é um problema mais amplo na análise de marcha, não limitado apenas ao sistema GAITWell. Ainda assim, aumentar a confiabilidade do sistema GAITWell continua sendo uma preocupação central. Melhorar a resolução dos sensores e abordar as limitações do sistema são cruciais para garantir medições consistentes e precisas em todos os parâmetros da marcha, o que será fundamental para a eficácia do sistema na avaliação da mobilidade e no monitoramento do progresso de reabilitação.

Nosso estudo está alinhado com pesquisas anteriores sobre sistemas de análise de marcha em tapetes, incluindo as avaliações iniciais do sistema GAITRite feitas por Menz et al. (2004), que observaram desafios de confiabilidade na base de suporte e nos ângulos de rotação dos pés, apesar dos altos coeficientes de correlação intraclasse. Cutlip et al. (2000) não encontraram concordância no comprimento do passo entre o GAITRite e um sistema de vídeo. Bilney et al. (2003) relataram um baixo CCI para o tempo de suporte duplo ao comparar o GAITRite com palmilhas de pé. Van Bloemendaal et al. (2019) desenvolveram um sistema

baseado em câmeras de baixo custo e observaram uma boa concordância com o GAITRite para vários parâmetros, mas uma baixa concordância para o tempo de suporte duplo. Embora esses autores tenham usado sistemas de referência diferentes, notaram que a variabilidade na detecção dos eventos de contato do calcanhar e do *toe-off*, bem como as diferenças de sensibilidade e resolução, podem afetar as medições espaciais. Isso corrobora nossos achados e fortalece nossos resultados. Esses estudos ilustram os potenciais desafios para se obter medições confiáveis e precisas da marcha em diferentes sistemas, ressaltando a necessidade de testes rigorosos e aprimoramento contínuo nas fases iniciais de desenvolvimento dos sistemas.

Por fim, a baixa correlação observada no comprimento do passo ($r = 0,360$, $p < 0,05$) entre o GAITWell e o Qualisys deve-se em parte às diferenças metodológicas: o GAITWell utiliza sensores discretos com espaçamento de $4,0 \times 4,0$ cm e o algoritmo de *clustering* DBSCAN, que, embora eficiente na extração e filtragem de dados, pode ser afetado pela resolução do sensor. Em contraste, o Qualisys usa plataformas de força para captar forças de reação do solo (GRF), resultando em medições mais precisas. No entanto, foi observada uma forte correlação nos comprimentos dos passos direito ($r = 0,672$, $p < 0,001$) e esquerdo ($r = 0,803$, $p < 0,001$), o que indica que, apesar das limitações, o GAITWell oferece uma alternativa viável para medições espaciais.

5.4.2 Resultados da Análise Metrológica

A análise metrológica comparou os sistemas GAITWell (GW) e Qualisys (QL) na medição do comprimento da passada e do tempo do ciclo para três ensaios do indivíduo Z, evidenciando diferenças sistemáticas entre eles. Conforme apresentado na Tabela 5, o GW apresentou um range menor para o comprimento da passada (8,00 cm) em comparação ao QL (12,03 cm), indicando uma menor capacidade de detectar variações sutis. Essa limitação pode estar associada à resolução dos sensores discretos do GW ($4 \text{ cm} \times 4 \text{ cm}$), que restringe a identificação de pequenas mudanças.

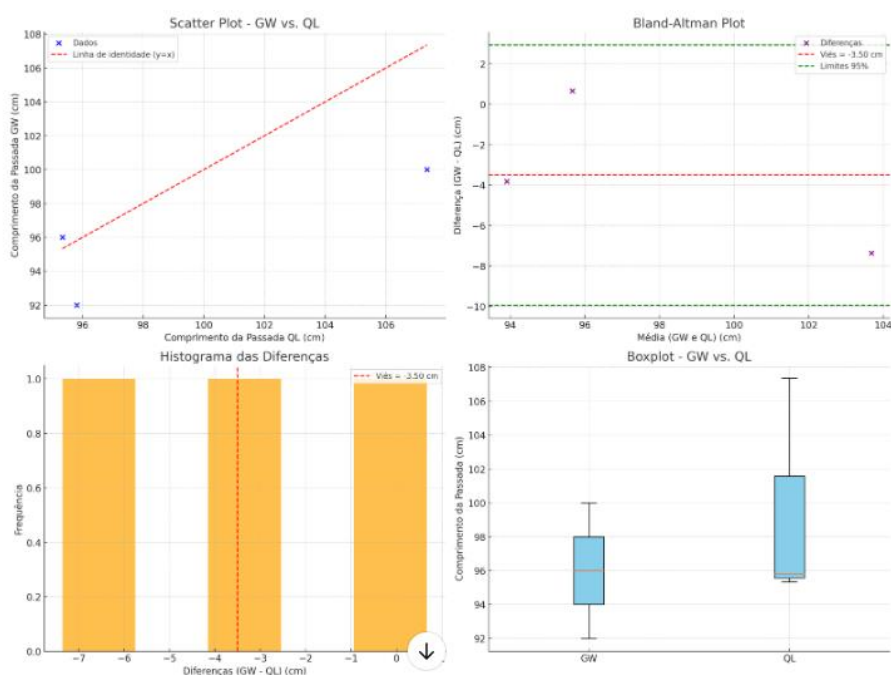
Os resultados indicam que o GW apresentou um viés médio de -3,50 cm, sugerindo uma subestimação sistemática do comprimento da passada em relação ao QL. O erro absoluto médio foi de 3,95 cm, enquanto o erro absoluto percentual médio foi de 3,84%, demonstrando uma discrepância consistente entre as medições dos dois sistemas. A maior diferença foi observada na primeira passada (-7,36 cm), com um erro percentual de 6,85%, enquanto a menor foi de 0,67 cm, correspondendo a um erro percentual de 0,70%.

Tabela 5 — O range, viés, erro absoluto médio e o erro absoluto percentual médio para o comprimento da passada (Cpa).

Cpa GW (cm)	Cpa QL (cm)	Diferença (GW - QL) (cm)	Erro Absoluto (cm)	Erro Absoluto (%)
100,00	107,36	-7,36	-7,36	6,85
92,00	95,81	-3,81	-3,81	3,98
96,00	95,33	0,67	0,67	0,70
Viés = $[(-0,12) + (0,04) + (+0,02)]/3 = -0,02 = \mathbf{0,02\ s}$ Erro Absoluto Médio = $(0,12 + (-0,04) + (-0,02))/3 = \mathbf{0,06\ s}$ Erro Absoluto Percentual Médio = $(8,39 + 2,82 + 1,48)/3 = \mathbf{4,23\%}$				
Range: <ul style="list-style-type: none"> • GW: 1,46 - 1,31 = 0,15 s • QL: 1,43 - 1,35 = 0,08 s 				

A Figura 53 apresenta diferentes abordagens gráficas para avaliar a concordância entre os sistemas. O gráfico de dispersão ilustra a relação entre os valores medidos, enquanto o gráfico de Bland-Altman destaca o viés e os limites de concordância. O histograma e o boxplot mostram a distribuição dos dados, reforçando que, apesar da precisão do GW na detecção das pegadas, sua capacidade de capturar variações sutis no comprimento da passada é limitada. Essa restrição pode impactar aplicações que demandam maior detalhamento dos parâmetros espaciais da marcha.

Figura 53 — Gráficos de dispersão, Bland-Altman, histograma e boxplot comparando os comprimentos da passada medidos pelos sistemas GW e QL durante a visita 1.



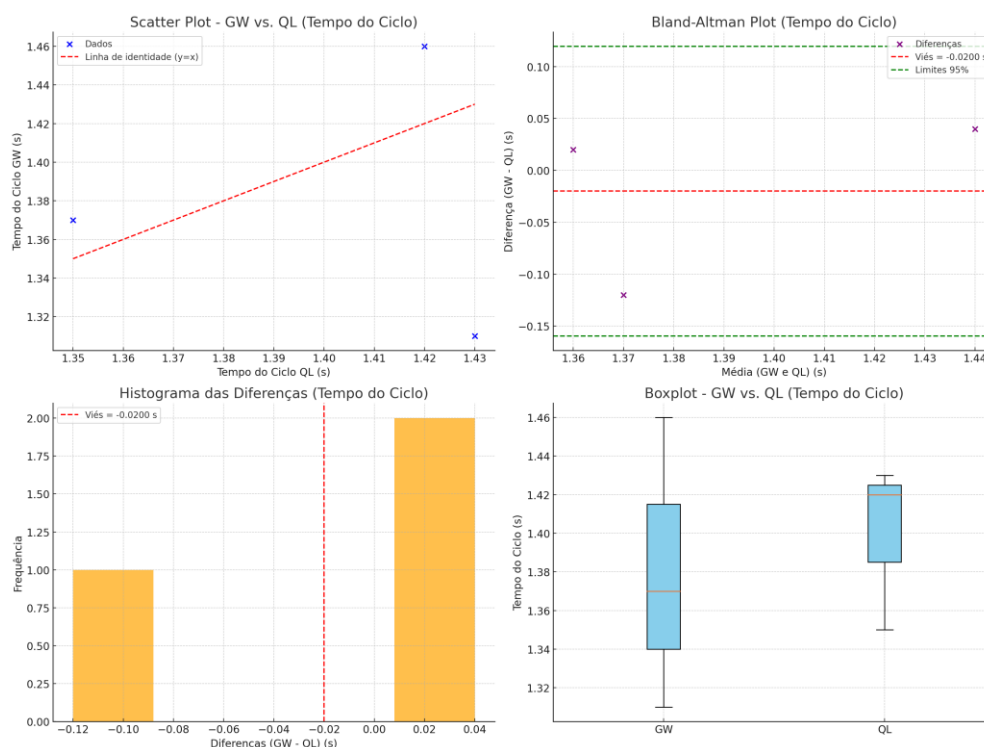
Para o tempo do ciclo, a Tabela 6 mostra que o GW apresentou um range superior (0,15 s) ao do QL (0,08 s), sugerindo maior variação entre as medições. O viés médio foi de -0,02 s, indicando uma leve subestimação do GW em relação ao QL. O erro absoluto médio foi de 0,06 s, e o erro absoluto percentual médio, de 4,23%, demonstrando que os valores obtidos pelos dois sistemas são relativamente próximos. No entanto, a análise de correlação apontou um coeficiente próximo de zero ($R \approx 0$), sugerindo a ausência de uma relação linear forte entre as medições. Além disso, o teste t pareado ($t = -0,397$; $p = 0,729$) confirmou que não houve diferença estatisticamente significativa entre os sistemas, indicando que ambos produzem resultados similares para essa variável.

Tabela 6 — O range, viés, erro absoluto médio e o erro absoluto percentual médio para o tempo do ciclo (tc).

tc(s) GW	tc(s) QL	Diferença (GW - QL) (s)	Erro Absoluto (s)	Erro Absoluto (%)
1,31	1,43	-0,12	0,12	8,39
1,46	1,42	0,04	0,04	2,82
1,37	1,35	0,02	0,02	1,18
Viés = $[(-0,12) + (0,04) + (+0,02)]/3 = -0,02 = \mathbf{0,02\ s}$ Erro Absoluto Médio = $(0,12 + (-0,04) + (-0,02))/3 = \mathbf{0,06\ s}$ Erro Absoluto Percentual Médio = $(8,39 + 2,82 + 1,18)/3 = \mathbf{4,23\%}$				
Range: <ul style="list-style-type: none"> • GW: $1,46 - 1,31 = \mathbf{0,15\ s}$ • QL: $1,43 - 1,35 = \mathbf{0,08\ s}$ 				

A Figura 54 reforça esses achados, apresentando gráficos de dispersão, Bland-Altman, histograma e boxplot para a comparação dos tempos do ciclo medidos pelos sistemas GW e QL. O gráfico de dispersão ilustra a distribuição dos pontos de medição, enquanto o gráfico de Bland-Altman destaca os limites de concordância. O histograma e o boxplot evidenciam a maior amplitude do GW em comparação ao QL. Esses resultados indicam que, apesar da leve subestimação do GW, os valores obtidos são compatíveis, sugerindo que o sistema pode ser uma alternativa viável para medições do tempo do ciclo. No entanto, sua precisão na detecção de variações no comprimento da passada ainda representa um desafio.

Figura 54 Gráficos de dispersão, Bland-Altman, histograma e boxplot comparando os comprimentos da passada medidos pelos sistemas GW e QL durante a visita 1.



A Tabela 7 apresenta os coeficientes de correlação de Pearson (r) entre os sistemas GAITWell (GW) e Qualisys (QL) para as variáveis comprimento da passada e tempo do ciclo, permitindo avaliar a relação linear entre as medições realizadas por ambos os métodos.

Tabela 7 — coeficientes de correlação de Pearson (r) entre os sistemas GAITWell (GW) e Qualisys (QL) para as variáveis comprimento da passada e tempo do ciclo.

Variáveis da marcha	GW Média (DP)	QL Média (DP)	Visita 1			SEM	Erro Sist. (%)
			ICC2,1 (95%)	Pearson r	t-Student (p-valor)		
Comprimento da passada (cm)	96.00 (4,00)	99.50 (6,81)	0,90 (0,85-0,95)	0,88	0,067	1,88 (-12,24 - +5,24)	3,52%
Tempo de ciclo (s)	1.38 (0.08)	1.40 (0.04)	0,85 (0,80-0,89)	0,92	0,039	.039 (-0,07 - +0,03)	1,43%

O coeficiente de correlação para o comprimento da passada foi de 0,88, indicando uma correlação forte e positiva, o que significa que as medições do GW acompanham de maneira consistente as do QL. O intervalo de confiança de 95% para o coeficiente de correlação

intraclasse (ICC) variou entre 0,85 e 0,95, reforçando essa associação significativa. Além disso, o erro sistemático foi de 3,52%, apontando uma leve subestimação do GW em relação ao QL. O teste t de Student ($p = 0,067$) não indicou uma diferença estatisticamente significativa entre os métodos para essa variável, sugerindo que o GW apresenta boa confiabilidade na medição do comprimento da passada.

Para o tempo do ciclo, o coeficiente de correlação de Pearson foi de 0,92, demonstrando uma relação ainda mais forte e positiva entre as medições dos dois sistemas. O intervalo de confiança para o ICC variou entre 0,80 e 0,89, confirmando essa elevada concordância. O erro sistemático foi de apenas 1,43%, o que sugere uma alta precisão do GW nessa variável. No entanto, o teste t de Student ($p = 0,039$) indicou uma diferença estatisticamente significativa entre os métodos, embora pequena.

De maneira geral, os elevados coeficientes de correlação ($r > 0,85$) indicam que os sistemas apresentam um alto grau de concordância, com pequenas variações individuais. O GW demonstrou boa confiabilidade na medição do comprimento da passada e alta precisão na medição do tempo do ciclo, sendo uma alternativa viável ao QL para análises espaço-temporais da marcha.

5.4.3 Análise dos resultados à luz dos objetivos do estudo

Os resultados demonstram que os objetivos geral e específicos foram atingidos, com avanços significativos em cada área analisada.

1. Implementação do Sistema para Controle, Aquisição e Tratamento de Dados

A implementação do sistema GAITWell atendeu ao primeiro objetivo específico, estabelecendo uma plataforma eficaz para o controle e tratamento de dados da marcha humana, incluindo a captura de acionamentos de sensores que operam em níveis lógicos. Além disso, o sistema foi projetado para ser escalável, permitindo a integração de novos sensores e dispositivos, garantindo flexibilidade para futuros aprimoramentos. Durante o desenvolvimento, também foi considerada a capacidade de lidar com diferentes fontes de dados.

2. Aplicação de Métodos de *Clustering* para Padrões de Marcha

O algoritmo DBSCAN demonstrou eficácia na categorização das pegadas e na identificação de padrões específicos com base nos dados dos sensores. O *clustering* permitiu

segmentar pontos de contato e identificar padrões individuais, atendendo ao segundo objetivo específico ao proporcionar uma análise precisa das características da marcha.

3. Implementação do Banco de Dados

O banco de dados foi implementado com sucesso para o armazenamento e gestão dos dados coletados, permitindo consultas e análises de longo prazo. Esse componente fornece a base necessária para avaliações consistentes e comparação de padrões de marcha, atendendo ao terceiro objetivo. Outro ponto relevante foi a segurança dos dados. O banco de dados foi projetado com protocolos de segurança para garantir a proteção de informações sensíveis, como os dados clínicos dos pacientes, seguindo as melhores práticas de conformidade com normas de privacidade.

4. Interface Gráfica para Profissionais de Saúde

A interface gráfica foi testada pelos desenvolvedores, garantindo acesso estruturado aos dados e à análise. No entanto, os profissionais de saúde ainda precisam avaliá-la para validar a usabilidade e confirmar a facilidade de uso. Testes futuros com usuários finais serão fundamentais para refinar a experiência e otimizar sua eficiência na prática clínica.

Esses avanços destacam o GAITWell como uma tecnologia inovadora para análise da marcha, consolidando-o como uma ferramenta promissora para o monitoramento e estudo clínico da marcha humana. Atualmente, o sistema se encontra entre os níveis 5 e 6 na escala de Maturidade Tecnológica (TRL). No TRL 5, o sistema foi validado em um ambiente laboratorial relevante, demonstrando funcionalidade e confiabilidade. Já no TRL 6, foram realizados testes em ambientes simulados que reproduzem condições reais de uso. No entanto, para avançar para estágios mais elevados, como a implantação clínica ou a aplicação comercial, são necessárias validações adicionais, especialmente em cenários clínicos reais e com populações diversas. Esse panorama ressalta o potencial do GAITWell, ao mesmo tempo que evidencia os aprimoramentos necessários para sua adoção em larga escala.

5.4.4 Limitações em nosso estudo

Embora tenhamos avaliado a validade do sistema GAITWell em comparação com o Qualisys Pro-Reflex, um sistema consolidado de rastreamento de movimento, uma análise comparativa com outros tapetes sensorizados amplamente reconhecidos, como o GAITRite (VALLABHAJOSULA et al., 2019) e o Zeno Walkway (SABO et al., 2022), poderia fornecer

uma compreensão mais abrangente do desempenho do GAITWell em diferentes abordagens de medição. Estudos futuros podem explorar essas comparações para avaliar melhor sua acurácia e aplicabilidade clínica.

Além disso, a amostra do estudo foi composta exclusivamente por adultos jovens saudáveis, o que limita a generalização dos resultados para populações mais amplas, incluindo idosos, indivíduos com distúrbios neuromusculares ou outras condições que afetam a marcha. A inclusão de grupos mais diversos em pesquisas futuras permitirá validar a aplicabilidade do sistema em diferentes perfis clínicos e funcionais.

Outro ponto a ser considerado é a ausência de uma validação abrangente em ambientes clínicos reais. Embora o GAITWell tenha demonstrado robustez em condições controladas, sua eficácia e viabilidade em contextos com infraestrutura limitada, como clínicas de reabilitação com poucos recursos ou lares de idosos, ainda precisam ser avaliadas. Fatores como a adaptação dos profissionais ao sistema, a integração com fluxos clínicos estabelecidos e possíveis limitações técnicas no uso contínuo devem ser analisados em estudos futuros para garantir sua implementação eficiente na prática clínica.

6 CONCLUSÃO

Este trabalho apresenta os resultados preliminares do desenvolvimento de um sistema para análise e reconhecimento de padrões de marcha humana, utilizando algoritmos de *clustering*. O sistema GAITWell, que adota esses algoritmos, identifica de maneira eficaz as pegadas humanas a partir de sensores discretos operando em níveis binários, em contraste com tecnologias contínuas, como os sensores de pressão. O algoritmo DBSCAN, em particular, demonstrou alta precisão na segmentação dos pontos de contato, mesmo diante de ruídos e variações, permitindo o reconhecimento preciso dos padrões de marcha. A interface gráfica centraliza e organiza os dados coletados, armazenando-os em um banco de dados acessível para consultas clínicas e de pesquisa. Além disso, os *softwares* integrados possibilitou a coleta de dados, a realização de agrupamentos automáticos e o cálculo de parâmetros espaço-temporais.

Embora o sistema GAITWell mostre grande potencial para aprimorar a análise de marcha tanto na pesquisa quanto na prática clínica, especialmente na captura das variáveis espaço-temporais da marcha, ele enfrenta desafios significativos em termos de confiabilidade. O sistema não apresentou consistência nas principais variáveis da marcha, o que aponta para a necessidade urgente de aprimoramento. Os resultados preliminares sugerem que a melhoria na resolução dos sensores pode corrigir esses problemas e melhorar a precisão das medições. No

entanto, além da resolução dos sensores, outras melhorias técnicas, como calibração mais precisa, implementação de algoritmos de filtragem avançados e otimização no processamento de dados, são fundamentais para aumentar a confiabilidade do sistema.

Em comparação com as técnicas tradicionais de análise de marcha, que geralmente dependem de sistemas complexos e demorados, o GAITWell se destaca por suprir esses desafios, tornando a coleta de dados mais rápida e precisa. Sua capacidade de fornecer resultados mais ágeis, sem comprometer a precisão, representa um avanço significativo na análise da marcha. Além disso, o design portátil e modular do GAITWell o torna uma ferramenta acessível e valiosa, especialmente em países de baixa e média renda, facilitando a análise eficaz da marcha e o planejamento de reabilitação. O sistema pode ser particularmente útil em clínicas de reabilitação, lares de idosos e instituições de saúde com recursos limitados, proporcionando uma alternativa acessível para a análise da marcha e o monitoramento do progresso dos pacientes. Em comparação com outras soluções no mercado, o GAITWell se apresenta como uma opção mais econômica, sem comprometer a qualidade dos dados e análises, o que o torna uma excelente escolha em ambientes com limitações financeiras.

Os próximos passos devem se concentrar na melhoria da confiabilidade do sistema, especialmente através do aprimoramento da resolução dos sensores, calibração avançada e aprimoramento dos algoritmos de processamento de dados. Esses ajustes são fundamentais para maximizar o potencial do GAITWell na melhoria do cuidado com os pacientes e no avanço da pesquisa em análise de marcha. Além disso, é importante considerar a integração do sistema com outras tecnologias de saúde, como dispositivos de monitoramento remoto, para expandir ainda mais sua aplicabilidade tanto na clínica quanto na pesquisa.

7 PROPOSTA DE ESTUDOS FUTUROS E EXPANSÃO DO SISTEMA GAITWELL

Para consolidar e expandir a aplicabilidade do sistema de análise de marcha GAITWell, propõe-se um plano de desenvolvimento abrangente, que inclui a evolução do *hardware*, integração com sistemas em nuvem e novos estudos clínicos. Este plano tem como objetivo criar uma solução robusta, segura e acessível para profissionais de saúde em todo o mundo, priorizando precisão, confiabilidade e flexibilidade. A seguir, detalham-se as principais propostas:

1. Aprimoramento do *Hardware*

1.1 Robustez e Design

Desenvolvimento de um design aprimorado que combine resistência estrutural com componentes de alta precisão, assegurando durabilidade e confiabilidade em ambientes exigentes.

1.2 Sensor Binário

Criação de um sensor binário robusto, capaz de suportar cargas distribuídas maiores sem comprometer a precisão na detecção dos parâmetros da marcha. Esse aprimoramento garantirá maior resistência mecânica e durabilidade em ambientes clínicos e laboratoriais.

1.3 Aumento da Resolução Espacial

A nova versão do *hardware* contará com maior densidade de sensores, reduzindo a distância entre eles para proporcionar medições mais detalhadas de parâmetros como comprimento de passos e tempos de apoio. Essa melhoria visa uma detecção mais precisa de disfunções na marcha.

2. Evolução do *Software*

2.1 Plataforma Desktop para Análise Avançada

Desenvolvimento de um *software* desktop com ferramentas avançadas de análise, permitindo a geração de relatórios personalizados. O sistema será integrado a um banco de dados em nuvem para sincronização em tempo real e acesso remoto.

2.2 Aplicativos Web e *Mobile*

Criação de aplicativos para dispositivos móveis e um WebApp, permitindo a coleta de dados offline com sincronização automática quando conectado à internet. Essa funcionalidade ampliará a flexibilidade no uso do sistema em diferentes contextos clínicos.

2.3 Integração Global e Sincronização em Nuvem

Expansão para uma plataforma conectada a um servidor central, garantindo acesso remoto e compartilhamento seguro de dados entre profissionais da saúde, favorecendo a colaboração multidisciplinar.

3. Inteligência Artificial e Análise de Dados

3.1 Reconhecimento de Padrões e Análise Preditiva

Desenvolvimento de algoritmos de machine learning e *clustering* para aprimorar a detecção de anomalias na marcha, permitindo diagnósticos precoces. O modelo será treinado com um conjunto de dados extenso para minimizar falsos positivos e negativos.

4. Estudos Clínicos e Validação

4.1 Estudos Clínicos com Populações Diversas

Realização de estudos clínicos em populações variadas para adaptar o sistema a diferentes perfis demográficos e clínicos. Pretende-se estabelecer parcerias com instituições de pesquisa para ampliar a base de validação e otimizar a aplicabilidade do GAITWell em contextos como reabilitação e esportes.

5. Estratégia Comercial e Segurança

5.1 Análise de Mercado e Viabilidade Comercial

Estudo detalhado do mercado para definir estratégias de comercialização, avaliação de custo-benefício e identificação de potenciais parcerias para viabilizar a adoção do sistema em larga escala.

5.2 Segurança e Conformidade com Regulamentações

Implementação de protocolos de segurança avançados, incluindo criptografia e autenticação robusta, garantindo conformidade com normas como LGPD e HIPAA. O gerenciamento de consentimento e armazenamento seguro dos dados será uma prioridade para assegurar a privacidade e confiança dos usuários.

Essa proposta visa o aprimoramento contínuo do GAITWell, tornando-o uma solução inovadora e comercialmente viável para análise de marcha em diversos cenários clínicos e de pesquisa.

8 REFERÊNCIAS

AMINIAN K; GRAMIGER, J; MOREL, P; NJAFI, B. *Body movement monitoring device*. Depositante: Ecole Polytechnique Federal de Lausanne (EPFL), Ecole Polytechnique, Palaiseau. EP1511418B1. Publicação:08/04/2009. Concessão: 08/04/2009.

ANDRADE, L.M. Análise de marcha: protocolo experimental a partir de variáveis cinemáticas e antro- métricas. Campinas: Depto Educação Motora/ Faculdade de Educação Física / Unicamp; 2002.

ANSARI, M. Y.; AHMAD, A.; KHAN, S. S.; BHUSHAN, G.; MAINUDDIN. Spatiotemporal Clustering: A Review. *Artif Intell Rev*, 2020, 53, 2381–2423, <https://doi.org/10.1007/s10462-019-09736-1>.

APPLEGATE K, BASSETT C, SMITH K. *The gait of an obese vs. a non-obese college aged male*. *Moti on Analysis Projects*, 2004. Disponível em: URL: <http://www.umich.edu/mvs/330/w99/obesity/main.html>.

ARAÚJO, AGN, ANDRADE, LM, BARROS, RML de. Sistema para análise cinemática da marcha humana baseado em videogrametria *System for kinematical analysis of the human gait based on videogrammetry*. *Fisioterapia e Pesquisa*, v. 11, n. 1, p. 3-10, 2005.

ARTHUR, David; VASSILVITSKII, Sergei. k-means++: the advantages of careful seeding, p 1027–1035. Society for Industrial and Applied Mathematics, 2007.

AVELAR, G.P. and NALDI, M. C. “Comparação entre abordagens escaláveis para o processamento de conjuntos de dados textuais,” *Revista de Informática Teórica e Aplicada*, vol. 24, no. 1, pp. 121–149, 2017.

BALL, A., RYE, D., RAMOS, F., & VELONAKI, M. Unsupervised clustering of people from ‘skeleton’ data. In *2012 7th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)* (pp. 225-226). IEEE. 2012.

BARBOSA, Corália Patrícia de Freitas Martins. Modelação biomecânica do corpo humano: aplicação na análise da marcha. 2011. Tese de Doutorado.

BARELA, Ana Maria Forti; DUARTE, Marcos. Utilização da plataforma de força para aquisição de dados cinéticos durante a marcha humana. *Brazilian Journal of Motor Behavior*, v. 6, n. 1, 2011.

BARROS, MFS; OLIVEIRA, EM; OLIVEIRA, L; JUNIOR, MAA; SANTANDREA, RS, MARTINS, SAM; SILVA, TA; PEREIRA, EB. Sistema para automação de método para análise dos parâmetros cinemáticos quantitativos de marcha humana. Depositante: Universidade Federal de São João Del Rei. BR102017008238-5. Depósito 20/04/2017 Publicação:06/11/2018.

BEAUCHAMP, M.; KIRKWOOD, R.; COOPER, C.; BROWN, M.; NEWBOLD, K. B.; SCOTT, D.; BEAUCHAMP, M.; FANG, Q.; GARDNER, P.; KUSPINAR, A.; et al. Monitoring Mobility in Older Adults Using a Global Positioning System (GPS) Smartwatch and Accel-erometer: A Validation Study. *PLoS One*, 2023, 18, <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0296159>.

DE BRUIN, E. D.; HARTMANN, A.; UEBELHART, D.; MURER, K.; ZIJLSTRA, W. Wearable Systems for Monitoring Mobility-Related Activities in Older People: A Systematic Review. *Clin Rehabil* 2008, 22, 878–895, <https://doi.org/10.1177/0269215508090675>.

BASSANI, Daniella Demossi et al. Análise cinemática da marcha em pacientes portadores da doença de Alzheimer. *Fisioterapia Brasil*, v. 18, n. 3, p. 306-312, 2017.

BENSOUSSAN L, Viton J, BAROTSIS N, DELARQUE A. Evaluation of patients with gait abnormalities in physical and rehabilitation medicine settings. *Journal of Rehabilitation Medicine*. 2008;40(7):497–507.

BILNEY, B.; MORRIS, M.; WEBSTER, K. Concurrent related validity of the GAITRite walkway system for quantification of the spatial and temporal parameters of gait. *Gait & posture*, 2003, 17, 68–74. [https://doi.org/10.1016/s0966-6362\(02\)00053-x](https://doi.org/10.1016/s0966-6362(02)00053-x).

BTS S.p.A. BTS GaitLab. 2017. Disponível em: <<http://www.btsbioengineering.com/products/integrated-solutions/bts-gaitlab>>. <https://www.btsbioengineering.com>.

BILNEY, Belinda; MORRIS, Meg; WEBSTER, Kate. *Concurrent related validity of the GAITRite® walkway system for quantification of the spatial and temporal parameters of gait.* *Gait & posture*, v. 17, n. 1, p. 68-74, 2003.

BLUMETTI, Francesco Camara et al. Marcha normal e patológica, publicado em Ortopedia e Traumatologia - 5ed: Principios e Prática, Sizínio K. Hebert, Tarcísio E. P. de Barros Filho, Renato Xavier, Arlindo G. Pardini Jr. Parte I, 5º ed., Porto Alegre, Artmed, 2017.

BOONCHOO, T., AO, X., LIU, Y., ZHAO, W., ZHUANG, F., & HE, Q. (2019). *Grid-based DBSCAN: Indexing and inference.* *Pattern Recognition*, 90, 271–284. doi:10.1016/j.patcog.2019.01.034

BORGHESE, N.; BIANCHI, L.; LACQUANITI, F. - Kinematic Determinants of Human Locomotion. *Journal of Physiology*. Vol. 494. n.º 3 (1996). p. 863-869.

BRITO, IC. “Sistema para aquisição e tratamento de dados para o dispositivo de análise da marcha humana GAITWell”. Universidade Federal de Minas Gerais. Escola de Engenharia. Curso de Engenharia de Controle e Automação p. 1–47, 2019.

BRUXEL, Yuri. Sistema para análise de impacto na marcha humana. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Escola de Engenharia. Curso de Engenharia Elétrica, p.1–86, 2010. Disponível em: <<http://hdl.handle.net/10183/61788>>.

BUNC, V; DLOUHA, R - Energy Cost of Treadmill Walking. *Journal of Sports Medicine and Physical Fitness*. Vol. 37. n.º 2 (1997). p. 103-109.

BTS GAITLAB. 2019. Disponível em: <https://www.btsbioengineering.com>.

CALDAS, R.; MUNDt, M.; POTTHAST, W.; BUARQUE de LIMA NETO, F.; MARKERT, B. A Systematic Review of Gait Analysis Methods Based on Inertial Sensors and Adaptive Algorithms. *Gait Posture* 2017, 57, 204–210, <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2017.06.019>.

CASTRO, M. A. T. A. Agrupamento-Clustering”. Projeto de Licenciatura. Instituto Superior de Engenharia do Porto, p. 6-7, 2003.

CERDA, A. L. Evaluación del paciente con trastorno de la marcha. *Revista Hospital Clínico Universidad de Chile*. 2010;21(4):326–36.

CERNY, Kay. A clinical method of quantitative gait analysis: suggestion from the field. *Physical Therapy*, v. 63, n. 7, p. 1125-1126, 1983.

CHAO, E.Y.; LAUGHMAN, R.K.; SCHNEIDER, E. y STAUFFER, R.N. Normative data of knee joint motion and ground reaction forces in adult level walking. En: *Journal of Biomechanics*. No. 16 (1983); p. 219-233.

CHAU T. A review of analytical techniques for gait data. part 1: Fuzzy, statistical and fractal methods, *Gait and Posture* 2001.

CHEN, S.; LACH, J.; LO, B.; YANG, G. Z. Toward Pervasive Gait Analysis With Wearable Sensors: A Systematic Review. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, 20(6), 1521–1537. <https://doi.org/10.1109/JBHI.2016.2608720>.

CHEN, YE WANG et al. A fast clustering algorithm based on pruning unnecessary distance computations in DBSCAN for high-dimensional data. *Pattern Recognition*, v. 83, p. 375-387, 2018.

CHO KH1, LEE HJ, LEE WH. Test-retest reliability of the GAITRite walkway system for the spatio-temporal gait parameters while dual-tasking in post-stroke patients. *Disabil Rehabil*. 2015;37(6):512-6.

CIFUENTES, Christian; MARTÍNEZ, Fabio; ROMERO, Eduardo. Análisis teórico y computacional de la marcha normal y patológica: una revisión. *Revista Med*, v. 18, n. 2, p. 182-196, 2010

COELHO, Marina Segismundo; PATRIZZI, Lislei Joerge; OLIVEIRA, Ana Paula Rocha de. Impacto das alterações motoras nas atividades de vida diária na Doença de Parkinson. *Revista Neurociência*, v. 14, n. 4, p. 178-81, 2006.

CREA, Simona; DONATI, Marco; DE ROSSI, Stefano; ODDO, Calogero; VITIELLO, Nicola. A Wireless Flexible Sensorized Insole for Gait Analysis. *Sensors*, v. 14, n. 1, p. 1073 1093, 2014.

CROUSE, J .; WALL, JC; MARBLE, AE Medição dos parâmetros temporais e espaciais da marcha usando um sistema baseado em microcomputador. *Revista de engenharia biomédica* , v. 9, n. 1, p. 64-68, 1987.

CUTLIP, R. G.; MANCINELLI, C.; HUBER, F.; DIPASQUALE, J. Evaluation of an instrumented walkway for measurement of the kinematic parameters of gait. *Gait & Posture*, 2000, 12, 134–138, [https://doi.org/10.1016/s0966-6362\(00\)00062-x](https://doi.org/10.1016/s0966-6362(00)00062-x).

CUTLER, RG. Video-based gait recognition. Depositante: Microsoft Corporation. US7330566B2. Publicação: 30/06/2003. Concessão: 30/06/2003.

DeVITA P, HORTOVAGYI, T. *Age causes a redistribution of joint torques and powers during gait*. *J Appl Physiol* (1985). 2000;88(5):1804-11.

DIAS, WD. “Desenvolvimento de um sistema de medição táctil para mapeamento plantar e quantificação dos parâmetros espaço-temporais da marcha humana,” p. 1-120, 2017. Dissertação de Mestrado, Escola de Engenharia, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, Brasil. Disponível em: <https://repositorio.ufmg.br/handle/1843/BUOS-AVDLQS>.

DIAS, WD; BRITO, I C; CAPANEMA, IO; SESSELMANN, M; MAIA, AAT. Dispositivo para quantificação dos parâmetros espaço-temporais da marcha humana. Depositante: Universidade Federal de Minas Gerais. BR 102017028502-2 A2. Depósito: 28/12/2017 Publicação: 16/07/2019. Concessão: 26/12/2023.

DÍAZ, S.; STEPHENSON, J.B.; LABRADOR, M.A. Use of Wearable Sensor Technology in Gait, Balance, and Range of Motion Analysis. *Applied Sciences*, 2020, 10, 234. <https://doi.org/10.3390/app10010234>.

DOMMASCH, H. S.; BRANDELL, B. R.; MURRAY, E. B. Investigation into techniques of gait analysis. *Journal of the Biological Photographic Association*, v. 40, n. 3, p. 106-116, 1972.

DUPUIS, Y. SAVATIER, X. and VASSEUR, P. "Feature subset selection applied to model-free gait recognition," *Image and vision computing*, vol. 31, no. 8, pp. 580–591, 2013.

DUTTON, Mark. *Fisioterapia ortopédica: exame, avaliação e intervenção*. Artmed Editora, 2009.

EBELING, WH Carl; EBELING, Amara. Pedometer effective for both walking and running. Depositante: WH Carl Ebeling Ebeling; WH Carl. US6145389A. Publicado: 14/11/2000. Concessão: 14/11/2000.

ESQUENAZI, A, HIRAI, B. Gait analysis in stroke and head injury. In: Graik RL, Oatis A. *Gait analysis: theory and application*. St. Louis: Mosby-Year Book, 1995, pp. 412-20.

ESTER, M.; KRIEGEL, H.P; SANDER, J.; XU, X. et al., "A density-based algorithm for discovering *clusters* in large spatial databases with noise.," in *Kdd*, vol. 96, pp. 226–231, 1996.

FALOPPA F, ALBERTONI WM. *Guia de ortopedia e traumatologia da Unifesp-EPM*. São Paulo: Manole; 2008.

FARINATTI, Paulo de Tarso Veras. Flexibilidade e esporte: uma revisão da literatura. *Revista Paulista de Educação Física*, v. 14, n. 1, p. 85-96, 2000.

FIGLIOLINO, JAM; MORAIS, TB; BERBEL, AM; DALCORSO, S. Análise da influência do exercício físico em idosos com relação ao equilíbrio, a marcha e atividade de vida diária. *Rev Bras Geriatr Gerontol*. 2009; 12(2):227-38.

FISH, Deanna J.; NIELSEN, Jean-Paul. *Clinical Assessment of Human Gait*. PO: *Journal of Prosthetics and Orthotics*, v. 5, n. 2, p. 39, 1993.

FOSTER, J. P. NISON, M. S. and PRUGEL-BENNETT, A. "Automatic gait recognition using area-based metrics," *Pattern Recognition Letters*, vol. 24, no. 14, pp. 2489–2497, 2003.

GAGE, JR. An overview of normal walking. En: *Instr. Course Lect. No. 39* (1990); p. 291-303.

GAITRITE, 2019. Disponível em: <https://www.GAITRite.com/gait-analysis-walkways>.

GALÁN, Severino F. Comparative Evaluation of Region Query Strategies for DBSCAN Clustering. *Information Sciences*, 2019.

GAN, Junhao; TAO, Yufei. DBSCAN revisited: Mis-claim, un-fixability, and approximation. In: *Proceedings of the 2015 ACM SIGMOD international conference on management of data*. 2015. p. 519-530.

GERVÁSIO, F.M. et al. Marcha de Idosas e Risco de Quedas. *Movimenta*, v.5, n.1, p.40 - 54, 2012.

GIAVARINA, D. Understanding Bland Altman analysis. *Biochemia Medica*, 2015, 25, 141-151, <https://doi.org/10.11613/BM.2015.015>.

GHOUSSAYNI, S.; STEVENS, C.; DURHAM, S.; EWINS, D. Assessment and validation of a simple automated method for the detection of gait events and intervals. *Gait & Posture*, n. 20, p. 266-272, 2004.

GOMES, Gisele de Cássia et al. Gait performance of the elderly under dual-task conditions: Review of instruments employed and kinematic parameters. *Revista Brasileira de Geriatria e Gerontologia*, v. 19, n. 1, p. 165-182, 2016.

GONÇALVES, Giovanna Barros; LEITE, Marco Antônio Araujo; PEREIRA, João Santos. Influência das distintas modalidades de reabilitação sobre as disfunções motoras decorrentes da Doença de Parkinson. *Revista Brasileira de Neurologia*, v. 47, n. 2, p. 22-30, 2011.

GONZÁLEZ, Iván; FONTECHA, Jesús; HERVÁS, Ramón; BRAVO, José. An Ambulatory System for Gait Monitoring Based on Wireless Sensorized Insoles. *Sensors*, v. 15, n. 7, p. 16589-16613, 2015. Disponível em: <<http://www.mdpi.com/14248220/15/7/16589/>>. Acesso em: 16 mar. 2016.

HACKNEY, Madeleine et al. Effects of Tango on functional Mobility in Parkinson's disease: a preliminary study. *Journal of Neurologic Physical Therapy*, v. 31, p. 173- 9, 2007.

HARDY, Susan E. et al. Melhoria na velocidade usual da marcha prevê melhor sobrevivência em adultos mais velhos. *Journal of the American Geriatrics Society*, v. 55, n. 11, p. 1727-1734, 2007.

HAMERLY, G. and ELKAN, C. "Learning the k in k-means," in *Advances in neural information processing systems*, pp. 281–288, 2004.

HAN, J. PEI, J. and KAMBER, M. *Data mining: concepts and techniques*. Elsevier, 2011.

HANSELMAN D, Littlefield B. *Matlab 6: curso completo*. São Paulo: Pearson, 2003, 676p).

HEBERT, S. *Ortopedia e traumatologia: princípios e práticas*. 2 ed. Porto Alegre: Artmed, 1998.

HENNING, Egon Erich et al. *Hallux valgus e aprimoramento de técnica cirúrgica reparadora*. 1974.

HENRIQUES G et al. Velocidade da marcha: A interferência da redução progressiva nas amplitudes da articulação coxofemoral na velocidade da marcha. *Fitness & Performance Journal*. 2003; 2: 183-90.

HERRAN Alvaro Muro-de-la, GARCIA-ZAPIRAIN Begonya, and MENDEZ-ZORRILLA Amaia. Gait analysis methods: An overview of wearable and non-wearable systems, highlighting clinical applications. *Sensors*, 14(2):3362–3394, 2014.).

KINETEC: INFINI-T, 2019. Disponível em:<https://kinetec.com.br>.

INMAN, V.T.; RALSTON, H.J.; TODD, F. *Locomoção Humana*. In: ROSE, J.; GAMBLE, J.G. *Marcha Humana*. 2 ed. São Paulo. Premier, 1998. P. 1-22.

ISHIDA, R. S. Nomenclatura em análise de marcha. In: SAAD, M; BATISTELLA, L. R. Análise de marcha – Manual do CAMO-SBMFR. São Paulo: Lemos – Editorial, 1997, pp. 17-24.

IUNES, D. H. et al. A influência postural do salto alto em mulheres adultas: análise por biofotogrametria computadorizada. *Brazilian Journal of Physical Therapy*, v. 12, p. 454-459, 2008.

JACOBS, D.; FARID, L.; FERRÉ, S.; HERRAEZ, K.; GRACIES, J.-M.; HUTIN, E. Evaluation of the Validity and Reliability of Connected Insoles to Measure Gait Parameters in Healthy Adults. *Sensors (Basel)*, 2021, 21, 6543. <https://doi.org/10.3390/s21196543>.

JAIN, A. K., DUBES, R. C. Algorithms for Clustering Data. Prentice-Hall advanced reference series. PrenticeHall, Inc., Upper Saddle River, NJ. 1988.

JAIN, A. K.; Murty, M. N.; Flynn, P. J. Data Clustering: A Review. *ACM Computing Surveys*, Vol. 31, No. 3, September 1999.

JAIN, Anil K. Data clustering: 50 years beyond K-means. *Pattern recognition letters*, 2010, 31.8: 651-666.

KADABA, M. P.; RAMAKRISHNAN, H. K.; WOOTTEN, M. E. Measurement of Lower Extremity Kinematics during Level Walking. *Journal of Orthopaedic Research*, 1990, 8, 383–392, <https://doi.org/10.1002/jor.1100080310>.

Kanatli U, Yetkin H, Cila E. Footprint and radiographic analysis of the feet. *J Pediatr Orthop*. 2001; 21(2): 225-28.

KANG, H.G., DINGWELL, J.B., 2008. Separating the effects of age and walking speed on gait variability. *Gait and Posture* 27, 572–577.

KIRKWOOD, R.N.; ARAÚJO, P.A.; DIAS, C.S. Gait biomechanics in elderly fallers and non fallers: a literature review. *R. bras. Ci e Mov*. 2006; 14(4): 103-110.

KIRKWOOD, R. R., de ARAÚJO, P. A., & DIAS, C. S. (2008). Biomecânica da marcha em idosos caídores e não caídores: uma revisão da literatura. *Revista Brasileira de Ciência e Movimento*, 14(4), 103-110.

KOVACS, CR. Aged-related changes in gait and obstacle avoidance capabilities in older adults: a review. *J Appl Gerontol*. 2005;24(1):21-34.

KOO T k., LI MY. A Guideline of Selecting and Reporting Intraclass Correlation Coefficients for Reliability Research. *J Chiropr Med*. 2016; 15 (2): 155-163. doi:10.1016/j.jcm.2016.02.012.

KÖSEL, S., EGENSERGER, R., SCHNOPP, N. M., & GRAEBER, M. B. (1997). The “common deletion” is not increased in parkinsonian substantia nigra as shown by competitive polymerase chain reaction. *Movement Disorders*, 12(5), 639–645. doi:10.1002/mds.870120504.

LACHI, Ricardo Luís; DA ROCHA, Heloísa Vieira. Aspectos básicos de clustering: conceitos e técnicas. Relatório Técnico–Instituto de Computação, Universidade Estadual, 2005.

LIANZA S. Medicina de Reabilitação. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan, 2007, 474p. Stokes M. Neurol).

LIKAS, A; VLASSIS, N. and VERBEEK, J. J. “The global k-means clustering algorithm,” Pattern recognition, vol. 36, no. 2, pp. 451–461, 2003.

LIMA, Ana Paula Costa; DA SILVA VIEIRA, David Fernandes; SILVA, Francirraimy Sousa. Incidência de Lesões Musculoesqueléticas em Praticantes de Corrida de Rua de Teresina, PI/Incidence of Musculoskeletal Injuries Street Race Practices in Teresina, PI. Saúde em Foco, p. 15-39, 2018.

LIMA, R.C. de, 2015. Avaliação da marcha e do equilíbrio em pacientes portadores de síndrome lipodistrófica secundária à terapia antirretroviral. Universidade Federal do Pará, Instituto de Ciências Biológicas.

MACIEL, Á.C.C., ARAUJO, L.M. de, 2014. Fatores associados às alterações na velocidade de marcha e força de preensão manual em idosos institucionalizados. Rev. Bras. Geriatr. e Gerontol. 13, 179–189. <https://doi.org/10.1590/s1809-98232010000200003>.

MACQUEEN, J. et al., “Some methods for classification and analysis of multivariate observations,” in Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability, vol. 1, 281–297, Oakland, CA, USA, 1967.

MAGALHÃES, C. M. B.; RESENDE, R. A.; KIRKWOOD, R. N. Increased Hip Internal Abduction Moment and Reduced Speed Are the Gait Strategies Used by Women with Knee Osteoarthritis. Journal of Electromyography and Kinesiology 2013, 23, 1243–1249, <https://doi.org/10.1016/j.jelekin.2013.05.013>.

MAGEE, D. “Assessment of gait,” Orthopedic Physical Assessment. Philadelphia, PA: Saunders, 847–872, 2002.

MAHESH KUMAR, K.; RAMA MOHAN REDDY, A. A Fast DBSCAN Clustering Algorithm by Accelerating Neighbor Searching Using Groups Method. Pattern Recognit, 2016, 58, 39–48, <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2016.03.008>.

MAKI, B. E. Gait changes in older adults: predictors of falls or indicators of fear. Journal American Geriatric Socyti. 45(11): 1406. 1997.

MARIANI, B; AMINIAN, K. System and method for 3d gait assessment. Depositante:École Polytechnique Federale De Lausanne (Epfl) WO2012007855A1. Publicação: 24/12/2016. Concessão: 24/12/2016.

MASANI, K; KOUSAKI, M; FUKUNAGA, T. - Variability of Ground Reaction Forces during Treadmill Walking. Journal of Applied Physiology. Vol. 92. n.º 5 (2002). p. 1885-1890.

McDONOUGH, Andrew L. et al. The validity and reliability of the GAITRite system's measurements: A preliminary evaluation. Archives of physical medicine and rehabilitation, v. 82, n. 3, p. 419-425, 2001.

MCDONOUGH, A. L.; NELSON, A. J. New methods for determining temporal and linear parameters of gait using the functional ambulation profile. In: Proceedings of the annual meeting of the New York Physical Therapy Association. 1994.

MENEZES, Ruth Losada de; BACHION, Maria Márcia. Estudo da presença de fatores de riscos intrínsecos para quedas, em idosos institucionalizados. *Ciência & Saúde Coletiva*, v. 13, p. 1209-1218, 2008.

MEHMET, Hanife; ROBINSON, Stephen R.; YANG, Angela Wei Hong. Avaliação da velocidade da marcha em idosos. *Journal of geriatrics physical therapy*, v. 43, n. 1, p. 42-52, 2020.

MENZ, Hylton B. et al. Reliability of the GAITRite® walkway system for the quantification of temporo-spatial parameters of gait in young and older people. *Gait & posture*, v. 20, n. 1, p. 20-25, 2004.

MENZ, H.B., LATT, M.D., TIEDEMANN, A., KWAN, M.M.S. LORD, S.R., 2004. Reliability of the GAITRite® walkway system for the quantification of temporo-spatial parameters of gait in young and older people. *Gait Posture* 20, 20–25. [https://doi.org/10.1016/S0966-6362\(03\)00068-7](https://doi.org/10.1016/S0966-6362(03)00068-7).

MICROGATE - OptoGait, 2019 Disponível em: <http://apamed.com.br/microgate.php>.

MIZRAHI, J., SUZAK, Z., HELIER, L. and NAJENSON, T. Variation of the time-distance parameters of the stride as related to clinical gait improvement in hemiplegics. *Stand J Rehabil Med* 1982, 14, 133-140.

MOKKINK, Lidwine B., et al. Inter-rater agreement and reliability of the COSMIN (CONsensus-based Standards for the selection of health status Measurement Instruments) checklist. *BMC Medical Research Methodology*, 2010, 10.1: 82.

MONTEIRO, Elren Passos et al. Effects of Nordic walking training on functional parameters in Parkinson's disease: a randomized controlled clinical trial, *Scandinavian Journal of Medicine & Science in Sports*, v. 27, n. 3, p. 351–8, 2017.

MONTEIRO, Wallace David; ARAÚJO, Claudio Gil Soares de. Transição caminhada-corrída: considerações fisiológicas e perspectivas para estudos futuros. *Revista Brasileira de Medicina do Esporte*, v. 7, p. 207-222, 2001.

MOREIRA BS, SAMPAIO RF, KIRKWOOD RN. Spatiotemporal gait parameters and recurrent falls in community-dwelling elderly women: a prospective study. *Braz J Phys Ther*. 2015;19(1):61- 9. doi: 10.1590/bjpt-rbf.2014.0067.

MOREIRA, Demóstenes; RUSSO, André Faria. *Cinesiologia clínica e funcional*. São Paulo: Atheneu, 2005.

Muro-de-la-Herran, A.; García-Zapirain, B.; Méndez-Zorrilla, A. Gait Analysis Methods: An Overview of Wearable and Non-Wearable Systems, Highlighting Clinical Applications. *Sensors* 2014, Vol. 14, Pages 3362-3394 2014, 14, 3362–3394, <https://doi.org/10.3390/s140203362>.

MURRAY, M.P.; DROUGHT, B. y KORY, R.C. Walking Patterns of Normal Men. En: *The Journal of Bone And Joint Surgery*. No. 46 (1964); p. 335-360.

MURRAY, M. P., SEPIC, S. B. and BARNARD, E. J. "Patterns of sagittal rotation of the upper limbs in walking." *Phys Ther* 47(4): 272-84, (1967).

MURRAY, M.P.; KORY, R.C. y SEPIC, S.B. Walking patterns of normal women. En: Archives of Physical Medicine and Rehabilitation. No. (1970); p. 637-650.

NASCIMENTO, D. H. A.; MAGALHÃES, F. A.; SABINO, G. S.; RESENDE, R. A.; DUARTE, M. L. M.; VIMIEIRO, C. B. S. Development of a Human Motion Analysis System Based on Sensorized Insoles and Machine Learning Algorithms for Gait Evaluation. In: vetions, 2022, 7, 98, <https://doi.org/10.3390/inventions7040098>.

NELSON, Arthur J. Functional ambulation profile. Phys Ther, 1974: 54:10-59.

OLIVEIRA, Amanda Gondim de. Contribuições ao estudo da dinâmica na teoria da informação: aplicações em clustering dinâmico. 2018.

OLIVEIRA, Danilo; TORQUATO, Matheus. Técnicas de Clustering: Algoritmos K-means e Aglomerative. (2004).

OLNEY, Sandra J.; GRIFFIN, MALCOLM P.; MCBRIDE, Ian D. Temporal, kinematic, and kinetic variables related to gait speed in subjects with hemiplegia: a regression approach. Physical therapy, v. 74, n. 9, p. 872-885, 1994.)

PAM COACH - PAM, 2019. Disponível em: <https://www.pamcoach.com>.

PEDROSA, R.; HOLANDA, Gardênia. Correlação entre os testes da caminhada, marcha estacionária e TUG em hipertensas idosas. Brazilian Journal of Physical Therapy, v. 13, p. 252-256, 2009.

PEREIRA, Leani Souza Máximo; BASQUES, Flávia Valadares; MARRA, Taís Almeida. Avaliação da marcha em idosos. Mundo saúde (Impr.), p. 221-9, 1999.

PÉREZ-ORTEGA, Joaquín; ALMANZA-ORTEGA, Nelva Nely; ROMERO, David. Balancing effort and benefit of K-means clustering algorithms in Big Data realms. PloS one, v. 13, n. 9, p. e0201874, 2018.

PETERS, D. M.; FRITZ, S. L.; KROTISH, D. E. Assessing the Reliability and Validity of a Shorter Walk Test Compared with the 10-Meter Walk Test for Measurements of Gait Speed in Healthy, Older Adults. J Geriatr Phys Ther 2013, 36, 24–30, doi: 10.1519/JPT.0b013e318248e20d.

PERRY J, BURNFIELD JM. Gait analysis: normal and pathological function. 2. ed. New Jersey: Slack Incorporated; 2010.

PERRY J. ANÁLISE DE MARCHA: SISTEMAS DE ANÁLISE DE MARCHA - VOL. 3 Jacquelin Perry | Manole, 2005.

PERRY, Jacquelin et al. Gait analysis: normal and pathological function. Journal of Pediatric Orthopaedics, v. 12, n. 6, p. 815, 1992.

PERRY, Joe N. Measures of spatial pattern for counts. Ecology, v. 79, n. 3, p. 1008-1017, 1998.

PRAT J. Biomecánica de la marcha humana normal y patológica. [Paterna (Valencia)]: Instituto de Biomecánica de Valencia; 2005.

PODSIADLO, Diane; RICHARDSON, Sandra. The timed “Up & Go”: a test of basic functional mobility for frail elderly persons. *Journal of the American geriatrics Society*, v. 39, n. 2, p. 142-148, 1991.

POLLICK, F. LESTOU, V. RYU, J. and CHO, S. “Estimating the efficiency of recognizing gender and affect from biological motion,” *Vision research*, vol. 42, no. 20, pp. 2345–2355, 2002.

QUALISYS, AB Qualisys. Track Manger use manual. Gothenburg, Suécia, v.1.9.2, 2018.

RAMSTRAND, N., & NILSSON, K.- A. Validação de um monitor de atividade do paciente para quantificar a atividade ambulatorial em uma população amputada. *Prosthetics and Orthotics International*, 2007, 31 (2), 157-166. <https://doi.org/10.1080/03093640600988617>.

RESENDE, R. A.; DELUZIO, K. J.; KIRKWOOD, R. N.; HASSAN, E. A.; FONSECA, S. T. Increased Unilateral Foot Pronation Affects Lower Limbs and Pelvic Biomechanics during Walking. *Gait Posture* 2015, 41, <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2014.10.025>

RICO, C. L. Marcha Normal e Patológica: Estudo Teórico e Experimental de uma Ortótese de Tornozelo e Pé. Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, 2014.

ROSA Anderson Sachetto. Sistema para análise de marcha online baseado em IMUs, 2017, ES.

ROSE, J.; GAMBLE, J.G. Human walking. 3. ed. Baltimore: Williams & Wilkins, 2006.

ROSE, J.; GAMBLE, J. G. Marcha Humana. 2 ed. São Paulo: Premier, p.147-239, 1998.

ROY, S. and BHATTACHARYYA, D. “An approach to find embedded *clusters* using density based techniques,” in *International Conference on Distributed Computing and Internet Technology*, 523–535, Springer, 2005.

RYU, H.X., PARK, S. Estimation of unmeasured ground reaction force data based on the oscillatory characteristics of the center of mass during human walking. *J. Biomech.* 71, 135–143. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2018.01.046>.

SABO, A.; GORODETSKY, C.; FASANO, A.; IABONI, A.; TAATI, B. Concurrent Validity of Zeno Instrumented Walkway and Video-Based Gait Features in Adults with Parkinson’s Disease. *IEEE J Transl Eng Health Med* 2022, 10, <https://doi.org/10.1109/JTEHM.2022.3180231>.

STARCZEWSKI, A.; GOETZEN, P.; ER, M. J. A New Method for Automatic Determining of the DBSCAN Parameters. *Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing Research*, 2020, 10, 209–221, <https://doi.org/10.2478/jaiscr-2020-0014>.

SANZ, Carmen Marco. Marcha patológica. *Revista del pie y tobillo*, v. 17, n. 1, 2003.

SAN PÍO, Teresa Villar, LAMPRE, M.a Pilar Mesa, GIMENO, Ana Belén Esteban, ROMERO, Ana Cristina Sanjoaquin, ARÍN, Elena Fernández. Alteraciones de la marcha, inestabilidad y caídas. *Tratado de geriatría para residentes*. Madrid: Sociedad Española de Geriatría y Gerontología; 2007.

SEMAAN, G. S. CRUZ, M. D. BRITO. G. d. M. and OCHI, L. S. “Proposta de um método de classificação baseado em densidade para a determinação do número ideal de grupos em problemas de clusterização,” *Journal of the Brazilian Computational Intelligence Society*, vol. 10, n.º. 4, 242–262, 2012.

SMITI, Abir; ELOUEDI, Zied. Dbscan-gm: An improved clustering method based on gaussian means and dbscan techniques. In: *2012 IEEE 16th international conference on intelligent engineering systems (INES)*. IEEE, 2012. p. 573-578.

Software Statistical Package for Social Sciences SPSS versão 15, 2019. Disponível em: <https://www.ibm.com/support/pages/downloading-ibm-spss-statistics-25>

SOUSA, Andreia SP; TAVARES, João Manuel. *A marcha humana: uma abordagem biomecânica*. 2010.

SOUSA, S.S.D; TAVARES, S.R.M.J; CORREIA, V.M; MENDES, E. *Análise Clínica da Marcha Exemplo De Aplicação Em Laboratório De Movimento* 2º Encontro Nacional De Biomecânica, Évora, Portugal, 2007.

SPYROPOULOS, Panagiotis et al. Biomechanical gait analysis in obese men. *Archives of physical medicine and rehabilitation*, v. 72, n. 13, p. 1065-1070, 1991.

STEVENAGE, S. V. NIXON, M. S. and VINCE, K. “Visual analysis of gait as a cue to identity,” *Applied Cognitive Psychology: The Official Journal of the Society for Applied Research in Memory and Cognition*, vol. 13, no. 6, pp. 513–526, 1999.

STUCK, Anna K. et al. Efeito dos procedimentos de teste na medição da velocidade da marcha: uma revisão sistemática. *PloS one*, v. 15, n. 6, p. e0234200, 2020.

SUTHERLAND, D. H.; KAUFMAN, K. R.; MOITOZA, J. R. *Cinemática da marcha humana normal*. *Marcha humana*. 2ª ed. São Paulo: Premier, p. 23-45, 1998.

SUTHERLAND, D. H., OLAHWN, R. A., BIDEN, E. N. and WYATT, M. P. *The Development of Mature Walking*. *Clinics in Developmental Medicine*. McKeith Press, London. 1988.

TEKSCAN : Strideway™, Tekscan’s technology (2019). Disponível em: <https://www.tekscan.com>.

TABORRI, J.; PALERMO, E.; ROSSI, S.; CAPPÀ, P. Gait Partitioning Methods: A Systematic Review. *Sensors* 2016, 16, 66. <https://doi.org/10.3390/s16010066>.

TALBOT LA, MUSIOL RJ, WITHAM EK, METTER EJ. Falls in young, middle-aged and older community dwelling adults: perceived cause, environmental factors and injury. *BMC Public Health*. 2005;18(5):86. doi: 10.1186/1471-2458-5-86.

TAN, N. *Introduction to data mining*. Pearson Education India, 2018.

TAO, Weijun; LIU, Tao; ZHENG, Rencheng; FENG, Hutian. Gait Analysis Using Wearable Sensors. *Sensors*, v. 12, n. 12, p. 2255–2283, 2012. Disponível em: <http://www.mdpi.com/1424-8220/12/2/2255/>.

TRAN, T. N.; DRAB, K.; DASZYKOWSKI, M. Revised DBSCAN Algorithm to Cluster Data with Dense Adjacent *Clusters*. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 2013, 120, 92–96, <https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2012.11.006>.

TUDOR-LOCKE C, HAN H, AGUIAR EJ, BARREIRA TV, SCHUNA JM JR, KANG M, ROWE DA. How fast is fast enough? Walking cadence (steps/min) as a practical estimate of intensity in adults: a narrative review. *Br J Sports Med.* 2018 Jun;52(12):776-788. doi: 10.1136/bjsports-2017-097628.

TWARDZIK, E.; DUCHOWNY, K.; GALLAGHER, A.; ALEXANDER, N.; STRASBURG, D.; COLABIANCHI, N.; CLARKE, P. What Features of the Built Environment Matter Most for Mobility? Using Wearable Sensors to Capture Real-Time Outdoor Environment Demand on Gait Performance. *Gait & posture*, 2019, 68, 437–442. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2018.12.028>.

VALLABHAJOSULA, S.; HUMPHREY, S. K.; COOK, A. J.; FREUND, J. E. Concurrent Validity of the Zeno Walkway for Measuring Spatiotemporal Gait Parameters in Older Adults. *Journal of Geriatric Physical Therapy*, 2019, 42, E42–E50, <https://doi.org/10.1519/JPT.000000000000168>.

VAN BLOEMENDAAL, M.; BOUT, W.; BUS, S. A.; NOLLET, F.; GEURTS, A. C.; BEELEN, A. Validity and reproducibility of the Functional Gait Assessment in persons after stroke. *Clinical rehabilitation*, 2019, 33, 94–103, <https://doi.org/10.1177/0269215518791000>.

VATTANI, Andrea. K-means requires exponentially many iterations even in the plane. *Discrete & Computational Geometry*, v. 45, n. 4, p. 596-616, 2011.

VAUGHAN, C. L.; DAVIS, B. L.; O'CONNOR, J. C.; Dynamics of human gait, 2^a ed., Human Kinetics Publishers: Champaign, Illinois, 1992.

VERGHESE J, XUE X. Predisability and gait patterns in older adults. *Gait & Posture*; 33(1):98-101, 2011.

Visual 3D: *software* pago. Versão 3.33. Rockville, USA: C-Motion Inc., 2007.

WANG, Y., LI, J., & WANG, H. H. Cluster and cloud computing framework for scientific metrology in flow control. *Cluster Computing*, 22(1), 1189-1198. 2019.

WATERS, L; MULROY, S - The Energy Expenditure of Normal and Pathological Gait: Relation to Mechanical Energy Cost. *Journal of Neurophysiology*. Vol. 9. Nº. 3 (1999). p. 207-231.

WATERS, RL; YAKURA, JS - The energy expenditure of normal and pathologic gait. *Crit Rev Phys Rehab Med*. Vol. 1. (1989). p. 183-209.

WATERS, R. L. et al. Energy-speed relationship of walking: standard tables. *J. Orthop. Res.*, v.6, p.215-222, 1988.

WEIR, J. P. Quantifying test-retest reliability using the intraclass correlation coefficient and the SEM. *Journal of strength and conditioning research*, 2005, 19, 231–240. <https://doi.org/10.1519/15184.1>.

WHITTLE, Michael W. Clinical gait analysis: A review. *Human Movement Science*, v. 15, n. 3, p. 369-387, 1996.

WHITTLE, Michael W. - Gait analysis - an introduction. ButterworthHeinemann Ltd, Oxford, Great Britain, 1991.

WHITTLE, Michael W. - Gait analysis - an introduction. s.l. Elsevier HealthSciences, Vol. 1. 2002.

WINDOLF, M.; GÖTZEN, N.; MORLOCK, M. Systematic Accuracy and Precision Analysis of Video Motion Capturing Systems—Exemplified on the Vicon-460 System. *J Biomech* 2008, 41, 2776–2780, <https://doi.org/10.1016/J.JBIOMECH.2008.06.024>

WINTER, David A. *Biomechanics and motor control of human gait: normal, elderly and pathological*. 1991.

WROBEL, James S.; NAJAFI, Bijan. *Diabetic foot biomechanics and gait dysfunction*. 2010.

WU, H; XU, B; WU, W; LOCE, RP. System and method for automatic gait cycle segmentation. Depositante: Conduent Business Services, Llc. US20170243057A1. Publicação:12/06/2018. Concessão: 12/06/2018.

WU, G.; SIEGLER, S.; ALLARD, P.; KIRTLEY, C.; LEARDINI, A.; ROSENBAUM, D.; WHITTLE, M.; D'LIMA, D. D.; CRISTOFOLINI, L.; WITTE, H.; SCHMID, O.; STOKES, I. ISB recommendation on definitions of joint coordinate system of various joints for the reporting of human joint motion--part I: ankle, hip, and spine. *International Society of Biomechanics. Journal of biomechanics*. v. 35, n. 4, p. 543-548, 2002.

XIANJUN, YANG et al. Left and right foot dynamic recognition method based on plantar pressure distribution information Depositante: HEFEI INST PHYSICAL SCI CAS CN104434128A Depósito: 25 de dezembro de 2014. Publicação:25 de março de 2015.

XU, Rui; WUNSCH, Donald C. II, *Clustering*. Hoboken. NJ: Wiley/IEEE Press, v. 6, p. 583-617, 2009.

XU, Y., LV, X., e XI, W. A Weighted Multi-output Support Vector Regression and Its Application * Multi-output Support Vector Regression. *Journal of Computational Information Systems*, 8(9), pp. 3807–3814, 2012.

YANG, CM; YANG, TL; YANG, CW; YANG, H. System and method for analyzing gait using fabric sensors. Depositante: MING YOUNG BIOMEDICAL CORP US8961439B2. Publicação: 04/108/2012. Aplicação: 22/09/2019.

YANG, G. TAN, W. JIN, H. ZHAO, T. and TU, L. “Review wearable sensing system for gait recognition,” *Cluster Computing*, pp. 1–9, 2018.

YAM, C. NIXON, M. S. and CARTER, J. N. “Automated person recognition by walking and running via model-based approaches,” *Pattern recognition*, vol. 37, no. 5, pp. 1057–1072, 2004.

YANG, M., ZHENG, H., WANG, H., McCLEAN, S., & NEWELL, *DiGait: An interactive accelerometer based gait analysis system. Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 108(2), 715–723. doi:10.1016/j.cmpb.2012.04.004.

YE, M., YANG, C., STANKOVIC, V., STANKOVIC, L., & CHENG, S. (2017). *Gait phase classification for in-home gait assessment. 2017 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*. doi:10.1109/icme.2017.8019500.

YONAMINE, Frank Sussumu et al. *Aprendizado não supervisionado em domínios fuzzy–algoritmo fuzzy c-means*. São Carlos: UFSCAR, 2002.

ZAIANE, Osmar R. et al. *On data clustering analysis: Scalability, constraints, and validation*. In: *Pacific-Asia Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2002. p. 28-39.

9 APÊNDICE – MATERIAL SUPLEMENTAR

9.1 APÊND. A - Termo de Consentimento Livre e Esclarecido

TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO

Você está sendo convidado(a) a participar da pesquisa: *Desenvolvimento, confiabilidade e validade de um sistema de medição para aquisição de dados espaço-temporais da marcha humana* como voluntário(a).

A JUSTIFICATIVA, OS OBJETIVOS E OS PROCEDIMENTOS: O objetivo do presente estudo é testar um tapete que mede dados quando andamos por cima do mesmo. Este tapete possui sensores que quando pressionados são ativados e determinam a localização dos pés sobre o tapete. Desta forma podemos determinar o ciclo da marcha, a velocidade com que você anda, o número de passos que você dá por minuto, a largura entre seus pés e o tempo total do ciclo. Entretanto, quando se desenvolve um instrumento é importante testar se o instrumento mede com confiança e qualidade estes dados. Por isso, testaremos o quanto os dados são repetíveis e o quanto os dados são confiáveis. Estes testes também ajudarão a melhorar o sistema como um todo. Este sistema de medição de dados da marcha trás informações extremamente importantes para o tratamento e avaliação de pessoas com alterações na marcha. Primeiramente, algumas informações como idade, data de nascimento, estado civil, profissão, anos de estudo, número de doenças, ocorrência de queda(s) nos últimos 12 meses, medicamentos usados, massa e altura serão perguntados a você e medidos. Logo depois, você será solicitado a andar por sobre um tapete de 7,08 m de comprimento por 740 cm de largura, no plano, pela quantidade de vezes necessárias para registro dos dados da marcha. Você irá caminhar da forma mais natural possível, usando a sua roupa e o sapato que você considerar confortável. O tempo total da coleta dos dados, caso você concorde em participar do estudo, será de 60 minutos. Todos os testes serão realizados no mesmo dia. Os dados serão coletados no Laboratório de Análise de Movimento da UFMG, localizado na Escola de Educação Física, Fisioterapia e Terapia Ocupacional, Avenida Antônio Carlos, 6627, Pampulha - Belo Horizonte - MG - CEP 31270-901.

DESCONFORTOS, RISCOS E BENEFÍCIOS: A sua participação neste estudo pode gerar algum tipo de desconforto como cansaço ao caminhar sobre o tapete. Caso isto ocorra, você poderá parar o teste e descansar até se sentir disposto novamente a continuar os testes. O teste de caminhada apresenta um risco muito pequeno de quedas, mas será feito em condições de segurança, com quatro pessoas bem treinadas que acompanharão você durante a caminhada. Estas pessoas estarão posicionadas ao longo dos 7,08 metros, duas de cada lado. Os resultados deste estudo não trarão nenhum benefício imediato para você, mas num futuro breve seremos capazes de dizer que o tapete é válido e confiável; e estes dados poderão ajudar a avaliação e o tratamento de pessoas com alterações na marcha.

FORMA DE ACOMPANHAMENTO E ASSISTÊNCIA: No presente estudo não será solicitado nenhum exame clínico ou uso de medicações. Não será feito nenhum tipo de diagnóstico.

GARANTIA DE ESCLARECIMENTO, LIBERDADE DE RECUSA E GARANTIA DE SIGILO: Você poderá solicitar esclarecimento sobre a pesquisa em qualquer etapa do estudo. Você é livre para recusar-se a participar, retirar seu consentimento ou interromper a participação na pesquisa a qualquer momento, seja por motivo de constrangimento e/ou outros motivos. A sua participação é voluntária e a recusa em participar não irá acarretar qualquer penalidade ou perda de benefícios a você. Os pesquisadores irão tratar a sua identidade com padrões profissionais de sigilo. Os resultados dos testes são confidenciais e somente serão divulgados para fins da pesquisa preservando a sua identidade.

CUSTOS DA PARTICIPAÇÃO: A participação na pesquisa não acarretará gastos para você, sendo totalmente gratuita.

ASSISTÊNCIA AO PARTICIPANTE: No caso de você sofrer algum dano decorrente desta pesquisa você receberá assistência imediata e integral pelo tempo que for necessário com os custos assumidos pelos pesquisadores responsáveis, Rudolf Huebner e/ou Profa. Dra. Renata Kirkwood e/ou Wellingtânia Domingos Dias. Prevalecendo o seu direito de buscar indenização.

QUALQUER DÚVIDA A RESPEITO DA PESQUISA: você pode entrar em contato com os pesquisadores responsáveis:

Wellingtânia Domingos Dias, residente à Rua Teodoro de Abreu, Nº 127/101, B. Nova Suissa, BH/MG, Fone: (31) 9 9652-9985,

Rudolf Huebner, Laboratório de Bioengenharia- LABBIO AV. Presidente Antônio Carlos, 6627, Pampulha - Belo Horizonte - MG - CEP 31270-901- Galpão da Engenharia Mecânica, Fone: (31) 3409-6677

Dra. Renata Kirkwood, residente a Rua República Argentina 430/201, Bairro Sion,- Belo Horizonte-MG, Fone: (31) 2510-3863 ou (31) 9 9985-0707,

EM CASO DE DÚVIDAS SOBRE QUESTÕES ÉTICAS: você pode consultar o Comitê de Ética em Pesquisa da UFMG – COEP. AV. Presidente Antônio Carlos, 6627, Pampulha - Belo Horizonte - MG - CEP 31270-901, Unidade Administrativa II - 2º Andar - Sala: 2005; Telefone: (031) 3409-4592 - E-mail: coep@prpq.ufmg.br.

Ao assinar este documento, em duas vias, você concede a sua anuência em participar do projeto e que entendeu os seus objetivos de forma clara. Uma via original deste Termo de Consentimento Livre e Esclarecido ficará com você e a outra ficará arquivada na UFMG.

Declaro que concordo em participar desse estudo, recebi uma cópia deste Termo de Consentimento Livre e Esclarecido e me foi dada a oportunidade de ler e esclarecer as minhas dúvidas.

() Permito que as imagens geradas pela pesquisa possam ser eventualmente publicadas.

() Desejo participar da pesquisa, mas não permito que imagens que possam me identificar sejam publicadas.

Assinatura do participante de pesquisa ou impressão dactiloscópica(se neces

Nome legível: _____

Data ____/____/____

Assinatura do(a) pesquisador(a) responsável

Nome legível: _____

Data ____/____/____

9.2 APÊND. B - Questionário

I. DADOS DE IDENTIFICAÇÃO E DEMOGRÁFICOS

Nome: _____ Data: _____
 Data de nascimento: ____ / ____ / _____ Idade: _____ Sexo: () F () M
 Endereço: _____ Telefone: _____
 E-mail: _____
 Mora com: _____ Estado civil: _____
 Profissão: _____ Escolaridade: _____
 Peso: _____ Kg Altura: _____ Número do calçado: _____
 Dominância: () Destro () Canhoto

1. Tem ou teve algum tipo de patologia nas pernas (exemplo: artrose)? () Não () Sim. Se sim, relate: _____
2. Tem ou já teve alguma fratura? () Não () Sim. Se sim, onde?

 A quanto tempo? _____. Relate: _____
3. Tem ou teve algum problema na coluna (exemplo: hérnia de disco, escoliose)? Relate: _____
4. Tem alguma dificuldade de equilíbrio? () Não () Sim. Se sim, tem alguma patologia associada que dificulte o equilíbrio? Qual? _____
5. Tem ou teve alguma tontura durante a caminhada (vertigem, labirintite, entre outros)? () Não () Sim. Se sim, qual a frequência? _____
6. Tem ou teve algum problema muscular? () Não () Sim. Qual? _____
7. Faz ou já realizou reabilitação? () Fisioterapia () Terapia Ocupacional () Outros: _____
8. Está inserido em programa de reabilitação? Qual?

 Há quanto tempo? _____
9. Realiza alguma atividade física? _____
10. Possui alguma patologia associada? () Hipertensão arterial () Diabetes () Problemas cardíacos
 () Problemas ortopédicos () Osteoporose () Depressão () Colesterol alto () Gastrointestinais
 () Déficit visual () Coluna () Outros: _____
11. Faz uso de órteses e/ou dispositivo de auxílio (bengala, muletas, andador, palmilha ortopédica, cadeira de rodas, outros)? () Sim () Não. Se sim, qual o tipo?

12. Você considera sua forma de caminhar normal, ou seja, seu padrão de caminhada é normal? Se não, relate: _____
13. Gostaria de relatar alguma observação que não tenha sido questionada e que você ache necessária? () Sim () Não. Se sim, relate:

II. HISTÓRICO OCUPACIONAL

Ocupação atual: _____
 Rotina diária: _____

9.3 APÊND. C - Protocolo de avaliação inicial do participante no dia do teste

Dados do participante

TCLE		
ID Participante:		
Sexo: <input type="checkbox"/> M / <input type="checkbox"/> F	DN: ____/____/____	Idade (\geq 18 anos): anos
Altura: m	Massa: Kg	IMC: Kg/m ²
Membro inferior dominante*: <input type="checkbox"/> D / <input type="checkbox"/> E / <input type="checkbox"/> A	Número do calçado:	
E-mail:	Telefone:	
Variáveis antropométricas: idade, altura, peso, (IMC)		

*Se fosse chutar uma bola, com qual perna chutaria? Direita (D), Esquerda (E), ou ambidestro (A).

Avaliação biomecânica da marcha	
Descalço	
Colocar marcadores reflexivos e marcas técnicas nos segmentos (perna e pé) do participante	<input type="checkbox"/>
Coleta estática com os dois pés em uma das plataformas de força, posição ortostática	<input type="checkbox"/>
Familiarizar a marcha sobre o dispositivo	<input type="checkbox"/>
Determinar a velocidade de marcha natural	<input type="checkbox"/>
Coleta dinâmica da marcha	<input type="checkbox"/>

Nota:

Inicialmente, os indivíduos foram instruídos a percorrer uma distância de aproximadamente 8 metros, caminhando em uma velocidade natural.

O seguinte comando era fornecido ao voluntário, antes de cada coleta dinâmica:

“Por favor, quando eu disser ‘já’, você vai caminhar em sua velocidade mais próxima de sua marcha natural na passarela”

9.4 APÊND. D - Protocolo de Coleta de Marcha – Sistema Qualisys

1. Preparação do laboratório para coleta

- 1.1. Ligar luzes e ar-condicionado.
- 1.2. Verificar ligação das câmeras nas fontes elétricas.
- 1.3. Ligar as câmeras do Qualisys.
- 1.4. Ligar as câmeras Sony Handycam.
- 1.5. Ligar as plataformas de força.
- 1.6. Ligar computador.

2. Preparação do sistema Qualisys para coleta

- 2.1. Iniciar o *software* Qualisys Track Manager (QUALISYS, 2018)
- 2.2. Abrir projeto D:\Wellingtonia.
- 2.3. Abrir a pasta do voluntário (ou criar nova pasta com o nome padronizado)
- 2.4. Iniciar nova medida clicando em New e verificar se as 7 câmeras Oqus 500 são vistas pelo programa (8 infravermelhas e 2 de vídeo).
- 2.5. Verificar a linearização das câmeras em Tools > Project options > Input devices > Camera system > Linearization.

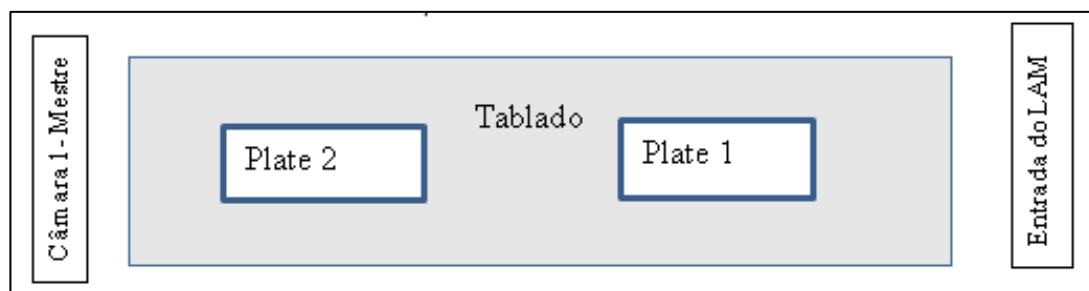
3. Calibragem do sistema de coleta

- 3.1. Posicionar o “L” e verificar se todas as 4 marcas são vistas.
- 3.2. Posicionar o manequim no início e depois no fim da área de coleta e verificar se todos os marcadores são vistos.
- 3.3. Definir o tempo de calibragem como 45 segundos e “Delay” de 10 segundos (se estiver sozinho).
- 3.5. Realizar a calibragem com a baqueta.
- 3.6. Avaliar valores de calibragem e o desvio padrão médio (ideal: $<$ ou $\leq 1,0$). Conferir o volume calibrado no item “*Calibratedvolume*”.
- 3.7. Guarde o “L” e a baqueta na maleta.

4. Calibragem das plataformas de força

- 4.1. Colocar 1 marcador (8 m) em cada ângulo da plataforma 1.
- 4.2. Ao clicar em *Capture*, defina o “*Capture period*” como 1 segundo e o nome “calplate_” com contador 1. Selecione a pasta do participante no item *Browse*. Pressione *Start*.
- 4.3. Abrir a coleta, clicar em *Aim* -> *Apply Model*, definindo o modelo “*calplate 1*” para a plataforma 1 e “*calplate 2*” para a plataforma 2.
- 4.4. Esquema da disposição das plataformas (Plate) de força (Figura 55).

Figura 55 — Imagem esquemática da disposição das plataformas de força na área de teste do LAM.
Fonte: Autor.



- 4.5. Verificar se os nomes dos marcadores estão corretos.
- 4.6. Clique em *Tools* -> *Project Options*. Em “*Force data*”, escolher a opção “*Force-plate 1*” e, em seguida, clicar em *Generate*.

- 4.7. Definir solução adequada para a plataforma 1: eixo Y apontando para marcas anteriores (AD e AE).
- 4.8. Retirar os marcadores da plataforma 1 e zerá-la.
- 4.9. Repetir o processo para a plataforma 2 (eixo Y apontando para marcas posteriores (PD e PE)).
- 4.10. Salve a coleta e verifique se a presença dos vetores de força está adequada (selecione opção 3D) enquanto um dos examinadores caminha sobre ambas as plataformas.

5. Preparação do sistema *GAITWell* para coleta

- 5.1. Montar o dispositivo *GAITWell* sobre as plataformas de força na área onde serão realizadas as coletas do Sistema Qualisys, seguindo o protocolo de coleta do Sistema *GAITWell* no APÊND.E.
- 5.2. Após posicionar o dispositivo *GAITWell* sobre as plataformas é necessário zerá-las, a fim de eliminar o peso do mesmo sobre elas.
- 5.3. Em seguida deve-se salvar uma coleta a partir do Sistema Qualisys, verificar se há presença dos vetores de força e se os mesmos estão adequados (selecione opção 3D no *software* para visualização dos vetores) enquanto um dos examinadores caminha sobre o dispositivo *GAITWell* sobre as plataformas.

6. Execução das coletas estáticas e dinâmicas

- 6.1. Explicar os objetivos do estudo para o voluntário e solicitar assinatura do TCLE (APÊND.A).
- 6.2. Fazer as medidas clínicas:
 - 6.2.1. Massa e altura
 - Anotar os valores de massa e altura na pasta do voluntário
 - Utilizar duas casas decimais (ex.: 80.35 Kg)
 - Anotar os valores mensurado na ficha questionário do voluntário.

7. Familiarização

- 7.1. Solicitar ao voluntário que caminhe sobre a plataforma naturalmente por 1 min.

8. Execução das coletas estáticas e dinâmicas a partir do Sistema Qualisys

- 8.1. Explicar os objetivos do estudo para o voluntário e solicitar assinatura do TCLE (APÊND.A).
- 8.2. Tomar as medidas de altura, peso e MII e em seguida.
- 8.3. Fixar os marcadores. **O Protocolo de Fixação de marcadores no APÊND. F.**
- 8.4. Iniciar nova medida e verificar se as câmeras são vistas pelo sistema.
- 8.5. Posicionar o voluntário no início e no fim da área de coleta e verificar se os marcadores são visualizados. Caso contrário, o sistema deverá ser recalibrado e/ou os parâmetros de rastreamento em 3D deverão ser alterados.
- 8.6. Em *Project Options* -> USB-2233, verificar se a opção “*Simultaneous Start*” está marcada e as opções “*Remove offset*” e “*Remove drift*” estão desmarcadas.
- 8.7. Execução da coleta estática a partir do Sistema Qualisys
 - 8.7.1. Posicionar voluntário posição de referência. Para isto, os voluntários devem ser instruídos a permanecerem em posição ortostática, com os pés alinhados nos eixos x e y sobre uma das plataformas no tablado por 5 segundos e conferir se os valores de força condizem com a massa do indivíduo.
 - 8.7.2. Realizar uma captura de 5 segundos referente à coleta estática (d01_STATIC_) e com contador com valor 1. Conferir se a pasta em aberto se refere ao participante em questão.
 - 8.7.3. Conferir o número de marcadores rastreados (de acordo com o modelo utilizado) e os vetores de força. (*Ctrl+2*). Adicionar o número da coleta no template “*Provaspara rastrear*” caso esta tenha sido efetivada adequadamente. Em caso negativo, reprocessar conforme guia de coleta (STATIC_0000).
 - 8.7.4. Retirar os marcadores anatômicos se estiver utilizando para realizar as coletas dinâmicas (16 marcadores).
- 8.8. Execução da coleta dinâmica da marcha a partir do Sistema Qualisys.
 - 8.8.1. Em *Project Options* -> USB-2233-> Kistler Force Plate Control Setting e marcar as opções “*Remove offset*”, “*Remove drift*” e “*Remove offset in real time*”.
 - 8.8.2. Conferir se o marcador do cluster (posterior e proximal da perna) está visível.
 - 8.8.3. Oriente ao voluntário sobre a forma de execução da marcha, que deverá caminhar, de maneira mais próxima ao normal possível.

- 8.8.4. Realizar treinamento da tarefa de marcha para ajustar a melhor posição de início do movimento. Marcar esta posição com fita crepe no chão.
- 8.8.5. Nomear “d01_WALK_” com contador em 1 e realizar capturas de 20 segundos referentes à coleta dinâmica da marcha até completar 10 coletas válidas.
- 8.8.6. Verificar o número de marcadores rastreados e a presença dos vetores de força (*Ctrl+2*). Adicionar o número da coleta no template “Provas para rastrear” caso tenha sido efetivada corretamente (WALK_0000).
- 8.9. Execução da coleta dinâmica da marcha a partir do Sistema *GAITWell*
- 8.9.1. Orientar ao voluntário sobre a forma de execução da marcha.
- 8.9.2. Realizar treinamento da tarefa de marcha para ajustar a melhor posição de início do movimento. Marcar esta posição com fita crepe no chão.
- 8.9.3. Selecionar o início da varredura no Sistema *GAITWell*.
- 8.9.4. Dar o comando para que o voluntário inicie a caminhada que será coletada
- 8.9.5. Os dados serão coletados e processados conforme consta no **protocolo de coleta do Sistema *GAITWell* no APÊND. E.**

9. Simultaneidade da coleta de marcha

- 9.1.1. Orientar ao voluntário sobre a forma de execução da marcha.
- 9.1.2. Realizar treinamento da tarefa de marcha para ajustar a melhor posição de início do movimento. Marcar esta posição com fita crepe no chão.
- 9.1.3. Para a execução da coleta dinâmica da marcha do voluntário, os dois dispositivos devem estar prontos para iniciar análise ao mesmo instante, já que a coleta será simultânea. O examinador do Sistema *GAITWell* sinalizará para o examinador do Sistema Qualisys de que ele está pronto para iniciar a coleta e o examinador do Sistema Qualisys, assim que pronto, dará o comando para o voluntário iniciar a marcha.

10. Término do trabalho

- 10.1. Retirar todos os marcadores do voluntário e liberá-lo.
- 10.2. Desmontar o dispositivo *GAITWell* e armazená-los em caixas próprias para o transporte.
- 10.3. Guardar todos os acessórios do dispositivo *GAITWell*.
- 10.4. (Sistema Qualisys). Fechar todas as janelas, salvar todas as modificações necessárias e copiar os dados para a rede. Acessar *Documents -> Project_ Wellingtonia -> Data ->WALK_0000*, copiar os participantes coletados e colar em *Projetos ->Wellingtonia ->0-Raw*(dados não tratados).
- 10.5. (Sistema *GAITWell*). Fechar todas as janelas, os dados coletados e processados são salvos de modo automático no banco de dados do *SoftwareGAITWell*.
- 10.6. Desligar:
- 10.6.1.1. Computadores
- 10.6.2. Plataformas de força
- 10.6.3. Câmeras (botão ON/OFF e cabos de energia)
- 10.6.4. Luz
- 10.6.5. Ar-condicionado
- 10.6.6. Guardar todos os objetos utilizados nos lugares correspondentes.

9.5 APÊND. E - Protocolo de procedimentos para testes com o sistema de análise da marcha GAITWell

Todos os preparos devem ser feitos de 30 a 60 minutos antes do início dos testes com os participantes. Este protocolo indicará os procedimentos para a montagem do dispositivo, preparação do *software*, calibração do sistema e realização de testes a partir do *software*.

1 - Dispositivo

1. Para a montagem do dispositivo, são necessários os seguintes itens: tapete de borracha, módulos do dispositivo, cabo de conexão entre módulos, cabo de alimentação do dispositivo e tapete; [Opcional: cabo USB (macho tipo A em uma ponta e macho microUSB na outra) para conexão de dados via cabo, caso não vá utilizar o Bluetooth].
2. Estenda o tapete de borracha na área onde as coletas serão feitas e limpe-o, se necessário.
3. Estime onde os módulos do dispositivo serão posicionados, de forma que todos fiquem em cima do tapete.
4. Retire os módulos do invólucro e conecte-os sobre o tapete seguindo a seguinte ordem alfabética: de A a G em um lado, e de H a N no outro. Os módulos devem ser posicionados de forma que as matrizes de sensores de cada lado se unam, formando uma só matriz.
5. Conecte os módulos G e N com um cabo próprio para essa conexão.
6. Conecte o cabo de alimentação do dispositivo no módulo A e conecte-o a uma tomada próxima. Caso não haja uma tomada disponível, utilize uma extensão. [Opcional: caso a conexão seja feita via cabo e não via Bluetooth, conecte o cabo USB para dados no módulo A do dispositivo e no computador].
7. Verifique se todos os módulos estão funcionando de maneira adequada e com a mesma intensidade de luz em seus microcontroladores.
8. Após verificar os módulos, cubra o dispositivo com o tapete, de forma que as marcas delimitadoras marquem a área de caminhada do participante, conforme a localização dos sensores.

2 - Software (Setup)

1. Ligue o computador e procure o arquivo executável do GAITWell® na área de trabalho.
2. Caso não encontre o arquivo executável, abra uma das pastas de desenvolvimento com o nome iniciado em “GAITWell-”, depois abra a pasta chamada “Marcha” e o arquivo de Visual Studio “sm-marcha”. Ao abrir o arquivo no Visual Studio, clique em “Iniciar”.
3. Com o programa em funcionamento, entre com o seu usuário ou crie um novo.
4. No menu principal, vá até a aba “Dados do participante” e clique em “Gerenciar Participantes” para visualizar os participantes já cadastrados.
5. Caso os participantes que realizarão os testes não estejam cadastrados, crie um novo cadastro clicando no botão “Novo”.
6. Com o participante cadastrado, acesse a aba “Conexão” no menu principal.
7. Selecione o participante e, em “Análise:”, escolha se o participante fará o teste calçado ou descalço.
8. Aperte o botão “Conectar” e aguarde até que o dispositivo se conecte com o *software*, via Bluetooth ou cabo USB.
9. Mensagens aparecerão para informar sobre a conexão das placas e dos sensores, com um teste automático realizado pelo *software*.

10. Realize testes entre os examinadores para verificar se não há problemas — consulte o próximo tópico para a realização dos testes.

3 - *Software* (Testes)

1. Com o dispositivo e o *software* preparados e o participante já em posição para os testes, aperte o botão “Iniciar Varredura”.
2. Sinalize para o instrutor que o participante pode começar a caminhar.
3. Quando o participante finalizar o percurso ao longo do dispositivo, aperte o botão “Finalizar Varredura”.
4. Mensagens aparecerão para informar sobre as placas e indicar a conclusão da varredura.
5. Clique em “Começar Análise” para o sistema calcular os parâmetros a partir dos dados obtidos.
6. Após a análise, o programa o levará automaticamente para a aba “Resultados”, apresentando os dados finais obtidos.
7. Caso precise de mais informações, clique em “Detalhar dados”.
8. Caso o dispositivo não tenha registrado uma pegada completa no início ou no final do percurso, será possível excluir essa pegada (é necessário clicar em “Salvar” após essa ação, se desejar manter os novos resultados).
9. Para avaliar os dados dos testes posteriormente, acesse a aba “Dados do participante” no menu principal. Lá, encontrará dois tipos de banco de dados: em “Buscar”, estarão os dados já analisados dos participantes; em “Leituras”, estarão todos os dados coletados nos testes, mas alguns podem não ter sido analisados ainda.

9.6 APÊND. F - Protocolo para colocação dos marcadores reflexivos para os protocolos na tomada estática e dinâmica

No posicionamento dos marcadores considerou-se uma modificação realizada por Helen Hayes Marker como descrito por Kadaba et al. (1991); Wu et al., (2002) e Andrade, (2002) e varia de autor para autor na Análise Dinâmica da Marcha Humana.

6. Material necessário:

- Caneta para marcação;
- Marcadores;
- Fita dupla face 3M;
- Cluster contendo 4 marcadores;

7. Antes de iniciar a palpação:

- O avaliador deve se posicionar alinhado ao plano da marca a ser palpada;
- As marcas devem ser realizadas com formato de “Retângulo”;
- Todas as marcas devem ser feitas com o indivíduo realizando descarga de peso.

8. Sistema de marcas anatômicas utilizado na tomada estática e dinâmica

Pé (direito (D) e esquerdo (E))

HC1, LC1 - calcâneo 1

RH1M, LH1M - cabeça do primeiro metatarso

RH2M, LH2M - cabeça do segundo metatarso

RH5M, LH5M - cabeça do quinto metatarso

Perna (direita e esquerda)

RLM, LLM maléolo lateral

RMM, LMM - maléolo medial

RLC, LLC - côndilo lateral

RMC, LMC - côndilo medial

9. Sistema de marcas técnicas utilizado na tomada estática e dinâmica

Perna (direita e esquerda)

RSSL, LSSL – superior lateral

RSSM, LSSM – superior medial - **Terço medial**

RSIL, LSIL – inferior lateral

RSIM, LSIM – inferior medial

9.7 APÊND. G - Abreviatura das referências anatômicas dos marcadores reflexivos

Total de marcadores: 24

Abreviatura	Referência anatômica		Segmentos
RLE, LLE	Right/Left Lateral condyle	côndilo lateral	Perna (direita e esquerda)
RME, LME	Right/Left Medial condyle	côndilo medial	
RSSL, LSSL	Right/Left Shank superior lateral	Cluster terço medial da perna (Marcas técnicas)	
RSSM, LSSM	Right/Left Shank superior medial		
RSIL, LSIL	Right/Left Shank inferior lateral		
RSIM, LSIM	Right/Left Shank inferior medial		
RLM, LLM	Right/Left Lateral malleolus	Maléolo lateral	
RMM, LMM	Right/Left Medial malleolus	Maléolo medial	
RC1, LC1	Calcaneus (1)	Calcâneo	Pé (direito e esquerdo)
RH1M, LH1M	Right/Left head 1 metatarsal	Cabeça do primeiro metatarso	
RH2M, LH2M	Right/Left Head 2 metatarsal	Cabeça do segundo metatarso	
RH5M, LH5M	Right/Left Head 5 metatarsal	Cabeça do quinto metatarso	

9.8 APÊND. H- Dados antropométricos dos participantes (Tabela 8)

Tabela 8 — Dados antropométricos dos indivíduos testados

Item	ID-Participante	Sexo	Idade	Altura	Massa	IMC	Membro/pisou módulo - Sistema
1	WW01D	M	27	1,80	82,80	25,56	D
2	WW02D	M	21	1,62	56,20	21,41	D
3	WW03E	F	59	1,57	48,10	19,51	E
4	WW04E	M	39	1,77	78,00	24,90	E
5	WW05E	F	52	1,64	63,00	23,42	E
6	WW07E	M	22	1,73	62,00	20,72	E
7	WW10E	F	46	1,63	66,00	24,84	E
8	WW11D	M	25	1,79	58,70	18,32	D
9	WW12E	M	29	1,76	90,60	29,25	E
10	WW16E	M	19	1,73	66,50	22,22	E
11	WW17E	F	20	1,69	60,20	21,08	E
12	WW26E	M	23	1,61	58,30	22,49	E
13	WW34D	M	22	1,82	89,70	27,08	D
14	WW44D	M	26	1,77	74,60	23,81	D
15	WW44E	M	26	1,77	74,60	23,81	E
16	WW48D	M	21	1,67	104,30	37,40	D
17	WW48E	M	21	1,67	104,30	37,40	E
18	WW63D	F	46	1,64	72,60	26,99	D
19	WW71D	F	59	1,49	65,20	29,37	D
20	WW71E	F	59	1,49	65,20	29,37	E
21	WW73D	F	27	1,68	98,60	34,93	D
22	WW73E	F	27	1,68	98,60	34,93	E
23	WW79D	M	27	1,68	56,60	20,05	D
24	WW79E	M	27	1,68	56,60	20,05	E
25	WW84D	M	21	1,75	83,00	27,10	D
26	WW84E	M	21	1,75	83,00	27,10	E
27	WW86D	F	20	1,67	86,20	30,91	D
28	WW86E	F	20	1,67	86,20	30,91	E
29	WW89D	M	33	1,66	61,60	22,35	D
30	WW89E	M	33	1,66	61,60	22,35	E
31	WW90D	F	44	1,64	74,00	27,51	D
32	WW90E	F	44	1,64	74,00	27,51	E
33	WW93D	F	33	1,71	100,80	34,47	D
34	WW93E	F	33	1,71	100,80	34,47	E
35	WW101D	F	51	1,57	58,50	23,73	D
36	WW101E	F	51	1,57	58,50	23,73	E
37	WW102D	F	53	1,61	63,80	24,61	D
38	WW110E	M	34	1,58	88,70	35,53	E

ANEXO

9.9 Anexo A - Parecer de Aprovação do Comitê de Ética



UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
COMITÊ DE ÉTICA EM PESQUISA - COEP

Projeto: CAAE – 95186518.0.0000.5149

Interessado(a): Prof. Rudolf Huebner
Depto. Engenharia Mecânica
Escola de Engenharia- UFMG

DECISÃO

O Comitê de Ética em Pesquisa da UFMG – COEP aprovou, no dia 22 de agosto de 2018, o projeto de pesquisa intitulado **"Desenvolvimento e validação de um sistema de medição para aquisição de dados espaço-temporais da marcha humana"** bem como o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido.

O relatório final ou parcial deverá ser encaminhado ao CEP um ano após o início do projeto.


Profa. Vivian Resende
Coordenadora do CEP-UFMG

9.10 Anexo B - Carta Patente



REPÚBLICA FEDERATIVA DO BRASIL
MINISTÉRIO DO DESENVOLVIMENTO, INDÚSTRIA, COMÉRCIO E SERVIÇOS
INSTITUTO NACIONAL DA PROPRIEDADE INDUSTRIAL

CARTA PATENTE Nº BR 202017028502-8

O INSTITUTO NACIONAL DA PROPRIEDADE INDUSTRIAL concede a presente PATENTE DE MODELO DE UTILIDADE, que outorga ao seu titular a propriedade do modelo de utilidade caracterizado neste título, em todo o território nacional, garantindo os direitos dela decorrentes, previstos na legislação em vigor.

(21) Número do Depósito: BR 102017028502-2

(22) Data do Depósito: 28/12/2017

(43) Data da Publicação Nacional: 16/07/2019

(51) Classificação Internacional: G01B 21/02; A61B 5/00; G06F 11/30.

(52) Classificação CPC: G01B 21/02; A61B 5/00; G06F 11/3003.

(54) Título: DISPOSITIVO PARA QUANTIFICAÇÃO DOS PARÂMETROS ESPAÇO-TEMPORAIS DA MARCHA HUMANA

(73) Titular: UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS, Instituição de Ensino e Pesquisa. CGC/CPF: 17217985000104. Endereço: AV. ANTÔNIO CARLOS, 6627 - UNIDADE ADMINISTRATIVA II - 2º ANDAR-SALA 2011, BELO HORIZONTE, MG, BRASIL(BR), 31270-901, Brasileira

(72) Inventor: WELLINGTÂNIA DOMINGOS DIAS; IURY CARDOSO BRITO; IVO OLIVEIRA CAPANEMA; MEINHARD SESSELMANN; ANTÔNIO AUGUSTO TORRES MAIA.

Prazo de Validade: 15 (quinze) anos contados a partir de 28/12/2017, observadas as condições legais

Expedida em: 26/12/2023

Assinado digitalmente por:
Alexandre Gomes Ciancio

Diretor Substituto de Patentes, Programas de Computador e Topografias de Circuitos Integrados