

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS
FACULDADE DE MEDICINA DE RIBEIRÃO PRETO
INSTITUTO DE QUÍMICA DE SÃO CARLOS

MARCELA MARTINS CHIUDO

Variáveis de acelerometria associadas à idade e condições de saúde: estudo
transversal

São Carlos

2022

MARCELA MARTINS CHIUDO

Variáveis de acelerometria associadas à idade e condições de saúde: estudo
transversal

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação Interunidades em Bioengenharia da Escola de Engenharia de São Carlos – Faculdade de Medicina de Ribeirão Preto e Instituto de Química de São Carlos da Universidade de São Paulo, como requisito para a obtenção do Título de Mestre em Ciências.

Orientadora: Profa. Paula Costa Castro

VERSÃO CORRIGIDA

São Carlos

2022

AUTORIZO A REPRODUÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO, POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Prof. Dr. Sérgio Rodrigues Fontes da EESC/USP com os dados inseridos pelo(a) autor(a).

C532v Chiudo, Marcela Martins
Variáveis de acelerometria associadas à idade e condições de saúde: estudo transversal / Marcela Martins Chiudo; orientadora Paula Costa Castro. São Carlos, 2022.

Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação Interunidades em Bioengenharia e Área de Concentração em Bioengenharia -- Escola de Engenharia de São Carlos; Faculdade de Medicina de Ribeirão Preto; Instituto de Química de São Carlos, da Universidade de São Paulo, 2022.

1. Processamento de sinal de acelerômetro. 2. Envelhecimento. 3. Tecnologia assistiva. 4. Mobilidade. 5. Marcha. I. Título.

FOLHA DE JULGAMENTO

Candidato(a): Marcela Martins Chiudo

Título: "Variáveis de acelerometria associadas à idade e condições de saúde: estudo transversal"

Data da defesa: 25/07/2022

| Comissão Julgadora | Resultado |
|-----------------------------------------------------------|--------------------|
| Prof(a). Dr(a). Paula Costa Castro UFSCar - Orientador | <u>Não Votante</u> |
| Prof(a). Dr(a). Arlindo Neto Montagnoli UFSCar | <u>Aprovado</u> |
| Prof(a). Dr(a). Victor Zuniga Dourado UNIFESP | <u>Aprovado</u> |
| Prof(a). Dr(a). Tiago da Silva Alexandre UFSCar | <u>Aprovado</u> |

Presidente da Comissão de Pós-Graduação: Prof. Dr. Adair Roberto Aguiar

DEDICATÓRIA

A minha mãe, que esteve comigo durante todo isolamento social, pela compreensão, carinho e apoio incansáveis.

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer a todos que me acompanharam ao longo desses dois anos, todos que me viram e me ajudaram a amadurecer e dar o melhor de mim em momentos tão difíceis.

Primeiramente agradeço aos meus pais, Regina e Mauricio, que me apoiaram a decisão de embarcar nessa jornada, e estiveram a minha vida toda me motivando a alcançar voos maiores e não me deixando desistir nunca. Vocês são os meus exemplos na vida.

A minha orientadora, Prof. Dra. Paula Costa Castro, que muito me ensinou contribuindo para o meu crescimento científico. Agradeço a sua paciência e a parceria durante esse período de desenvolvimento da dissertação. Também agradeço aos professores Victor Zuniga Dourado e Maria do Socorro Moraes Pereira Simões, que enriqueceram meus conhecimentos científicos.

Aos participantes do grupo de pesquisa, o Laboratório de Pesquisa em Tecnologias Assistivas para Moradia e Independência no Envelhecimento Saudável (L-TAMIE), que acompanharam minha evolução durante esse período.

As minhas amigas que conquistei no Programa de Pós-Graduação Interunidades em Bioengenharia, Bruna e Thaine, que estiveram ao meu lado, mesmo de forma virtual. As minhas amigas fora do programa, Carol e Júlia, que também estiveram me apoiando desde a graduação. A vocês, só tenho agradecer pelo carinho e companheirismo.

Por último, agradeço a CAPES, o presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001.

RESUMO

CHIUDO, M. M. **Variáveis de acelerometria associadas à idade e condições de saúde: estudo transversal.** 2022. Dissertação (Mestrado) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2022.

Introdução: O movimento humano é considerado um dos fatores importantes para a manutenção de uma vida independente. Indivíduos em diferentes faixas etárias apresentam diferentes características de padrões de locomoção e algumas condições de saúde podem afetar ou ser afetadas por alterações na locomoção. Estudos de avaliação do movimento são importantes para compreender, prevenir e reabilitar problemas de mobilidade que envolvem o aparelho locomotor ao longo da vida e potencializar o envelhecimento saudável. Um dos métodos utilizados para analisar a locomoção é a aceleração causada e sofrida pelo corpo humano. Apesar da importância dos estudos sobre o reconhecimento das características do movimento em diferentes faixas etárias, poucos estudos esclarecem ou apresentam dados sobre a influência de diferentes idades e fatores biopsicossociais nas variáveis de acelerometria. **Objetivo:** Identificar características e variáveis nos sinais de frequência para diferentes faixas etárias e sua relação com condições de saúde associadas em dados brutos de acelerometria obtidos a partir do uso de um acelerômetro triaxial durante 7 dias de atividades de vida diária. **Método:** Foi realizado um estudo transversal com base no banco de dados das primeiras avaliações do Estudo Epidemiológico do Movimento (EPIMOV). Foram extraídas as características de frequência, amplitude do sinal e entropia da acelerometria dos participantes do EPIMOV que usaram um acelerômetro triaxial por 7 dias. Também foram realizadas avaliações sócio-demográficas, clínicas, antropométricas e de atividade física. A análise dos dados foi realizada no SPSS versão 23. ANOVA de dois fatores foi realizada para comparar as variáveis da acelerometria com diferentes faixas etárias. Uma série de regressões múltiplas do tipo *stepwise* foram realizadas nas variáveis de acelerometria para analisar a suas relações com as variáveis demográficas, antropométricas e de risco cardiovascular. **Resultados:** a amostra foi composta majoritariamente pelo sexo feminino, brancas e com ensino médio completo. Os fatores de risco mais prevalentes foram comportamento sedentário e obesidade. Ao analisar as variáveis de acelerometria, foi possível observar que as variáveis de entropia (PSE), e *counts*, diminuem no grupo dos adultos mais velhos, enquanto a variável de componentes harmônicos da marcha (frequência x amplitude) (WPSP) aumenta no grupo dos adultos mais velhos, em relação as variáveis de frequência (PSPF), não houve diferenças significativas entre os grupos. Por meio da regressão linear múltipla *stepwise*, foi possível observar que os fatores demográficos, antropométricos e de risco cardiovascular estão associados à maioria das variáveis de acelerometria. **Conclusão:** Os resultados confirmam que o movimento humano pode ser influenciado por diferentes idades, sexo, fatores demográficos, antropométricos e de risco cardiovascular. Estudos futuros e análises clínicas poderão utilizar os métodos propostos nesta pesquisa para ajustar padrões de movimento para gênero e diferentes faixas etárias, obtendo assim novas interpretações sobre o movimento humano.

Palavras-chave: Processamento de sinal de acelerômetro. Envelhecimento. Tecnologia assistiva. Mobilidade. Marcha.

ABSTRACT

CHIUDO, M. M. **Accelerometry variables associated with age and health conditions: a cross-sectional study**. 2022. Dissertation (Master's) – School of Engineering of São Carlos, University of São Paulo, São Carlos, 2022.

Introduction: Human movement is considered one of the important factors for maintaining an independent life. Individuals in different age groups have different characteristics of locomotion patterns and some health conditions can affect or be affected by changes in locomotion. Movement assessment studies are important to understand, prevent and rehabilitate mobility problems that involve the locomotor system throughout life and to enhance healthy aging. One of the methods used to analyze locomotion is the acceleration caused and suffered by the human body. Despite the importance of studies on the recognition of movement characteristics in different age groups, few studies clarify or present data on the influence of different ages and biopsychosocial factors on accelerometry variables. **Objective:** To identify characteristics and variables in the frequency signals for different age groups and their relationship with associated health conditions in raw accelerometry data obtained from the use of a triaxial accelerometer during 7 days of activities of daily living. **Method:** A cross-sectional study was carried out based on the database of the first assessments of the Epidemiological Study of Movement (EPIMOV). Frequency, signal amplitude, and entropy accelerometry characteristics of EPIMOV participants who used a triaxial accelerometer for 7 days were extracted. Sociodemographic, clinical, anthropometric and physical activity assessments were also performed. Data analysis was performed using SPSS version 23. Two-way ANOVA was performed to compare accelerometry variables within different age groups. A series of stepwise multiple regressions were performed on accelerometry variables to analyze their relationships with demographic, anthropometric and cardiovascular risk variables. **Results:** the sample consisted mostly of female, white, and high school graduates. The most prevalent risk factors were sedentary behavior and obesity. When analyzing the accelerometry variables, it was possible to observe that the entropy variables (PSE), and counts, decrease in the group of older adults, while the variable of harmonic components of gait (frequency x amplitude) (WPSP) increases in the group of older adults, regarding the frequency variables (PSPF), there were no significant differences between the groups. Through stepwise multiple linear regression, it was possible to observe that demographic, anthropometric and cardiovascular risk factors are associated with most accelerometry variables. **Conclusion:** The results confirm that human movement can be influenced by different ages, gender, demographic, anthropometric and cardiovascular risk factors. Future studies and clinical analyzes can use the methods proposed in this research to adjust movement patterns for gender and different age groups, thus obtaining new interpretations about human movement.

Keywords: Accelerometer signal processing. Ageing. Assistive technology. Mobility. Gait.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

| | |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figura 1 - Fluxograma dos procedimentos realizados: coleta de dados de caracterização, aquisição e processamento dos sinais de acelerometria, extração de características e análise de dados..... | 34 |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|

LISTA DE TABELAS

| | |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Tabela 1 - Caracterização da amostra por meio de variáveis categóricas e contínuas estratificadas em diferentes faixas etárias | 40 |
| Tabela 2 - Variáveis contínuas de acelerometria estratificadas em diferentes faixas etárias ... | 43 |
| Tabela 3 - Resultados das análises de regressão múltipla linear do tipo stepwise para a predição das variáveis de acelerometria com base em atributos demográficos, antropométricos e de risco cardiovascular | 44 |

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

| | | |
|----------|---|--------------------------------------------------|
| DCNT | – | Doenças Crônicas Não Transmissíveis |
| E.M.C | – | Ensino Médio Completo |
| E.M.I | – | Ensino Médio Incompleto |
| E-health | – | <i>Electronic health</i> – Saúde eletrônica |
| EPIMOV | – | Estudo Epidemiológico do Movimento Humano |
| Hz | – | Hertz |
| IMC | – | Índice de Massa Corporal |
| M-health | – | <i>Mobile Health</i> |
| OMS | – | Organização Mundial da Saúde |
| PAR-Q | – | <i>Physical Activity Readiness Questionnaire</i> |
| PSE | – | <i>Power Spectrum Entropy</i> |
| PSP | – | <i>Power Spectrum Peak</i> |
| PSPF | – | <i>Power Spectrum Peak Frequency</i> |
| VIF | – | <i>Variation Inflation Factor</i> |
| WPSP | – | <i>Weighted Power Spectrum Peak</i> |

SUMÁRIO

| | |
|--------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| 1 INTRODUÇÃO..... | 22 |
| 1.1 Contribuições | 24 |
| 1.2 Organização do documento..... | 25 |
| 2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA..... | 26 |
| 2.1 Movimento humano | 26 |
| 2.2 Acelerometria | 27 |
| 3 OBJETIVO..... | 32 |
| 3.1 Objetivo geral..... | 32 |
| 3.2 Objetivos específicos | 32 |
| 4 MATERIAIS E MÉTODOS..... | 33 |
| 4.1 Design do estudo..... | 33 |
| 4.2 Contexto e casuística..... | 33 |
| 4.3 Participantes..... | 33 |
| 4.4 Procedimentos | 34 |
| 4.5 Fontes de dados | 34 |
| 4.5.1 Desfecho primário: variáveis de acelerometria | 34 |
| 4.5.2 Avaliação de dados sociodemográficos e clínicos | 37 |
| 4.5.3 Avaliação de dados antropométricos e da composição corporal | 37 |
| 4.5.4 Avaliação do nível de atividade física..... | 38 |
| 4.6 Análise de dados..... | 38 |
| 5 RESULTADOS | 40 |
| 5.1 Discussão..... | 45 |
| 6 CONCLUSÕES..... | 50 |
| 7 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS..... | 51 |
| REFERÊNCIAS | 52 |
| ANEXO A – Aprovação do Comitê de Ética em Pesquisa da UNIFESP..... | 61 |

1 INTRODUÇÃO

O processo de envelhecimento populacional é uma tendência mundial, e é identificado pelo aumento na proporção de pessoas mais velhas causado pelas reduções dos índices de mortalidade e das taxas de fertilidade em todo o mundo. Esse processo está ocorrendo de modo acelerado e pode ser associado a mudanças demográficas, sociais e econômicas (WORLD HEALTH ORGANIZATION et al., 2020).

No Brasil, e em outros países em desenvolvimento, a velocidade desse processo é significativamente maior do que países desenvolvidos, além disso, o contexto histórico de desigualdade social, econômica e regional do país, também interfere diretamente nesse processo, criando novos desafios para o país em relação ao envelhecimento (WORLD HEALTH ORGANIZATION et al., 2020; COSTA et al., 2003; NEUMANN; ALBERT, 2018).

O envelhecimento da população também está relacionado com a mudança do perfil epidemiológico brasileiro, que no passado era em sua maioria de doenças infecciosas e parasitárias presentes principalmente em jovens, atualmente, a predominância de doenças, são as doenças crônicas não transmissíveis e degenerativas, como as doenças cardiovasculares, por exemplo, e que atingem principalmente a população mais velha (OLIVEIRA, 2019). Pesquisas também indicam a presença de uma ou mais doenças crônicas não transmissíveis na população mais velha (AMADO; ARRUDA, 2004; SIMIELI; PADILHA; TAVARES, 2019).

No contexto das doenças cardiovasculares, Cruz-Jimenez (2017) apresenta em seu estudo que as doenças cardiovasculares estão entre os fatores que podem prejudicar a locomoção ao envelhecer. O processo de envelhecimento traz mudanças biopsicossociais para os indivíduos, as mudanças comuns desse processo alteram o corpo, órgãos e sistemas do ser humano, como alterações na postura e no caminhar, relacionadas não apenas a padrões normais de caminhada, mas também à saúde e bem-estar em geral, possibilitando assim, a identificação precoce de mudanças nos padrões através da investigação do caminhar dos indivíduos (CRUZ-JIMENEZ, 2017).

Logo, a maneira que o indivíduo caminha se tornou um traço de identificação e também um método para distinguir indivíduos com a mesma condição patológica, com a mesma faixa etária, gênero e etnia (CONNOR; ROSS, 2018; YU et al., 2009; LI et al., 2008; NIGG; FISHER; RONSKY, 1994; ZHANG et al., 2012; ZHANG et al., 2019; LEE; BELKHATIR; SANEI, 2014).

Devido a esta importância, Tudor-Locke (2012) observou um aumento nas avaliações relacionadas a locomoção dos indivíduos, principalmente em adultos mais velhos. As avaliações podem utilizar diferentes tipos de tecnologias para auxiliar a identificação do padrão de caminhada, algumas delas são: cronofotografia, câmeras, celulares e sensores inerciais, fixos ao corpo como interruptores eletromecânicos, os goniômetros, os acelerômetros, giroscópios e pedômetros (MATHIE et al., 2004; DEMROZI et al., 2020). Essas tecnologias desenvolvidas para a área da saúde são chamadas de “e-health” (PONCIANO et al., 2020).

Dos citados acima, os acelerômetros são mais reconhecidos como uma ferramenta importante para avaliar o movimento humano tanto em ambientes clínicos quanto em ambientes do cotidiano. Outros benefícios dos acelerômetros são: baixo custo, fácil utilização e variedade dos modelos encontrados (MATHIE et al., 2004; LEIRÓS-RODRÍGUEZ; GARCÍA-SOIDÁN; ROMO-PÉREZ, 2019).

Em ambiente clínico ou laboratórios, são utilizados equipamentos como plataformas de forças, sensores de pressões plantares, sistemas de captura de vídeo, entre outros. Entretanto, há desvantagens em utilizar essas tecnologias, tais como o custo elevado e problemas de acessibilidade equitativa a todos os profissionais da saúde (NISHIGUCHI et al., 2012; MICÓ-AMIGO et al., 2016).

Alguns estudos avaliaram a diferença da locomoção entre diferentes faixas etárias com a utilização de acelerômetros, Din et al. (2016) avaliou o caminhar com o acelerômetro posicionado em diferentes partes do corpo e observou que a localização do dispositivo, a velocidade de caminhada e idade influenciam na avaliação de características da marcha, já Kobsar et al. (2014) avaliou participantes de jovens adultos saudáveis e adultos mais velhos saudáveis que utilizaram um acelerômetro fixado na cintura e notou que os adultos mais velhos apresentaram maior variabilidade temporal da marcha e um padrão menos organizado ao se comparar com os jovens, enquanto Terrier e Reynard (2015) analisaram a marcha de participantes entre 20 a 69 anos que utilizaram o acelerômetro em uma esteira por 5 minutos e concluíram que a instabilidade na marcha provavelmente se inicia entre os 40 a 50 anos. Todos estes estudos avaliaram a marcha em diferentes faixas etárias com o acelerômetro, porém, realizando as avaliações em ambientes clínicos e não em ambientes reais durante atividades de vida diária.

Entre as variáveis mais comuns extraídas pelo acelerômetro que podem ser utilizadas para a discriminação dos indivíduos, estão a sequência de sinal, compreendendo a média, variância, gradiente da linha de regressão, desvio padrão dos mínimos, diferença máxima - mínima autocorrelação máxima, integral e raiz quadrada média. Outra forma de extração de

dados do acelerômetro, é através da análise de tempo-frequência, abrangendo a frequência dominante, razão de energia, energia na banda de frequência dominante e linha de regressão de energia alargada na banda (PONCIANO et al., 2020; LEE, BELKHATIR; SANEI, 2014).

Variáveis como entropia, amplitude, frequência e *counts* foram exploradas com sucesso em pesquisas do nosso grupo que utilizaram dados brutos de acelerometria e segmentação na identificação de pessoas mais velhas caidoras durante testes de caminhadas (PONTI et al., 2017; BET et al., 2019; BET; CASTRO; PONTI, 2021).

Apesar do uso do acelerômetro estar se tornando cada vez mais comum na área da saúde, ainda não foi criada uma padronização sobre quais os padrões de frequências ideais em indivíduos saudáveis e em diferentes faixas etárias, também há poucos estudos claros sobre quais fatores biossociais que podem afetar as características de frequências dos sinais, como influência desses fatores na entropia do sinal, amplitude e frequência, que são as características mais comuns usadas na extração dos sinais de acelerometria para a identificação de condições de saúde.

Além disso, poucos estudos abordam o tópico com a utilização de recursos como o acelerômetro durante o cotidiano, ou utilizando apenas um acelerômetro, sem a necessidade de outros equipamentos.

Em vista dessas informações, a seguinte pesquisa estudou características extraídas de dados de acelerômetros que foram coletados durante uma semana (7 dias) de atividades de vida diária. Foi investigado se as características de frequência dos sinais adquiridos por acelerômetro se diferem entre grupos de faixas etárias e, se existem relações entre fatores associados como os de riscos cardiovasculares e as características de frequência dos sinais de locomoção.

1.1 Contribuições

As principais contribuições dessa pesquisa são:

- Fatores demográficos, antropométricos e de risco cardiovascular podem influenciar o movimento humano.
- Há uma diferença significativa nas características da acelerometria quando comparadas entre diferentes faixas etárias.
- Um acelerômetro triaxial usado no quadril pode ser suficiente para monitorar o movimento humano durante as atividades da vida diária.

1.2 Organização do documento

Além dessa introdução, este documento está organizado incluindo o Capítulo 2 com a Revisão Bibliográfica, seguindo com o Capítulo 3 apresentando os Objetivos dessa pesquisa, o Capítulo 4 explica os Materiais e Métodos que foram utilizados. No Capítulo 5 são reportados os resultados encontrados, seguidos pela discussão. As Conclusões e Sugestões para Trabalhos Futuros são abordadas nos Capítulos 6 e 7 respectivamente.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Movimento humano

A marcha humana é uma forma de locomoção bípede com movimentos cíclicos, que demanda interação entre os sistemas neuromotor, sensorial, musculoesquelético, e requer mínimo consumo de energia metabólica (ROSE; GAMBLE, 1998). A locomoção é resultado de um treinamento global do sistema neural e do sistema locomotor que é adaptada constantemente por meio de informações captadas do meio ambiente visto que, enquanto o sistema sensorial obtém informações que influenciam no padrão de movimento ocorre a ativação do comando do sistema nervoso central seguido da transmissão do sinal elétrico para o sistema nervoso periférico, contração dos músculos que geram força, movimentos articulares pelo sistema musculoesquelético que se baseia na entropia e movimento dos segmentos (ROSE; GAMBLE, 1998; VAUGHAN; DAVIS; O'CONNOR, 1992; VAUGHAN, 2003). Apesar de cada indivíduo ter características próprias na execução da marcha, existe um padrão que pode ser observado em todos eles (ROSE; GAMBLE, 2006; MANN et al., 2008). Embora existam semelhanças na locomoção humana, as faixas etárias apresentam características diferentes (KOBASAR et al., 2014; ESTRÁZULAS et al., 2005; TERRIER; REYNARD, 2015; DIN et al., 2016).

Qualquer mudança desses padrões pode causar alterações consideráveis no padrão normal do ciclo da marcha. As mudanças podem ocorrer por meio de muitas variáveis como problemas neurológicos ou algumas patologias (ESTRÁZULAS et al., 2005).

Estrázulas et al. (2005), também abordaram as diferenças na marcha em diferentes faixas etárias, crianças, adultos e idosos. Em seu estudo foi possível observar diferenças nas características cinéticas e espaço-temporais na marcha dos participantes. Nas características cinéticas durante o segundo pico de força foi quando os valores foram decrescendo respectivamente nas crianças, adultos e idosos. Já nas variáveis espaço-temporais, foi notada uma similaridade entre o grupo das crianças com o dos idosos nas variáveis de comprimento do passo e cadência. A variável de tempo de apoio diferiu apenas no grupo dos idosos, podendo ser devido à falta de estabilidade decorrente da idade.

Em adultos, a marcha tem características de cada indivíduo podendo ser bastante definida por fazer parte do cotidiano dos mesmos, entretanto, ainda podem existir algumas alterações, como exemplo: problemas neurológicos ou algum tipo de patologia. Já em idosos,

devido à diminuição de níveis de atividades com a possível diminuição de função muscular, tecido articular e processamento de informação, uma das maiores limitações funcionais desenvolvidas nesse período é a ocorrência de quedas, ou o medo de cair, podendo causar alterações no padrão de marcha (ESTRÁZULAS et al., 2005).

Riley, Croce e Kerrigan (2001) mostraram em seu estudo que devido a possíveis alterações estruturais e funcionais que ocorrem no envelhecimento, a velocidade da marcha é alterada, diminuída para garantir estabilidade no caminhar e adaptações às mudanças neuromusculares e musculoesqueléticas. Em alternativa, Chodzko-Zajko et al. (2009) demonstram que algumas das alterações causadas pelo envelhecimento podem ser prevenidas ou retardadas por meio da prática de atividades físicas. A prática frequente de tais atividades pode gerar um impacto positivo na saúde, beneficiando áreas físicas, mentais e sociais de seus praticantes em todas as faixas etárias, mais visíveis nos mais velhos.

Alguns parâmetros espaços-temporais avaliados na marcha são comprimento do passo, duração do passo, comprimento do ciclo da marcha, duração do ciclo da marcha, largura do passo, ângulo dos pés, tempo do ciclo, cadência e velocidade (PERRY; SCHONEBERGER, 2005). As modificações dos padrões da marcha também podem ser mensuradas por meio de diferentes metodologias, de forma subjetiva de testes funcionais ou de forma quantitativa por meio de tecnologias que possibilitam o acesso a padrões cinéticos e cinemáticos (DICHARRY, 2010).

Para avaliar o movimento humano, o método mais comum foi proposto por Johansson na década de 70 e utilizado até hoje, é por meio da observação visual do indivíduo se movimentando (JOHANSSON, 1975). Porém, essa é um método subjetivo e variável, tendo baixa confiabilidade, pois depende totalmente da percepção do observador (ROBERTS; MONGEON; PRINCE, 2017; FERRI, 2017).

2.2 Acelerometria

Existem várias tecnologias que podem auxiliar na identificação do padrão da marcha, algumas delas são: sensores fixos ao corpo como interruptores eletromecânicos (que fixam no calcanhar com o objetivo de identificar o contato inicial da marcha), os goniômetros (usados para medir os ângulos das articulações), os acelerômetros (usados para medir movimentos do corpo), giroscópios (para medir a orientação dos segmentos corporais), pedômetros (usados para medir número de passos). Dos citados acima, os acelerômetros são mais reconhecidos

como uma ferramenta importante para avaliar o movimento humano tanto em ambientes clínicos quanto em ambientes do cotidiano (MATHIE et al., 2004).

A acelerometria é um método de análise cinemática usado na área da saúde que por meio de análises biomecânicas permite avaliar acelerações provocadas e sofridas pelo corpo humano por meio de um eixo sensível. Ao ser comparada com outras metodologias de avaliação de marcha humana, a acelerometria se destaca por ter um custo mais baixo (MATHIE et al., 2004). Além disso, por ser um dispositivo pequeno, não interfere na caminhada de quem está sendo avaliado e pode ser utilizado em vários ambientes laboratoriais e ambientes reais do cotidiano dos avaliados (KAVANAGH; MENZ, 2008). Existem diferentes tipos de acelerômetros: cristais piezoelétricos, sensores piezoresistivos, transdutores de forças, sensores eletrônicos e piezoelétricos com capacitância variável (MATHIE et al., 2004).

Apesar de existirem diversos mecanismos para medir as acelerações e diferentes técnicas de fabricação, a maioria dos acelerômetros usam o sistema de massa mola em seu interior. Nele, quando a aceleração é aplicada, uma massa que fica dentro do acelerômetro responde aplicando uma força sobre a mola, fazendo-a esticar ou comprimir. Dessa forma, o deslocamento gerado pode ser utilizado para calcular a aceleração obtida, os acelerômetros também conseguem analisar a aceleração gerada pelo movimento e também a aceleração gravitacional, dependendo de seu modelo (MATHIE et al., 2004).

Para mapear em sinais os movimentos produzidos pela mudança de velocidade ou de padrões corporais são frequentemente utilizados dois dispositivos: o acelerômetro e o giroscópio (BET; CASTRO; PONTI, 2019). O acelerômetro é composto por três elementos básicos: 1) massa resistente, 2) mecanismo de suspensão e 3) mecanismo de captação. O dispositivo pode medir a aceleração real e também mensurar as forças de reação gravitacional. Enquanto o acelerômetro faz sua mensuração em função de posição de latitude e altitude, o segundo dispositivo, o giroscópio, pode ser definido como rodas livres, que giram em qualquer direção com objetivo de se opor a qualquer tentativa de mudança da direção original. Seu mecanismo de funcionamento é baseado na conservação do momento angular que fornece um eixo de referência (WEBSTER; EREN, 2018).

Os recursos que fazem dos acelerômetros tecnologias significativas para o monitoramento do movimento humano são que eles respondem à frequência e intensidade do movimento, sendo superiores a outras tecnologias como os tacômetros ou pedômetros. Outra qualidade é a medição de inclinação e movimentos do corpo, visto que outros sensores não conseguem medir essas características estatísticas. Por último, as melhorias feitas em sistemas

micro eletromecânicos (MEMS) permitiu a fabricação de acelerômetros pequenos e de baixo custo (MATHIE et al., 2004).

O uso de acelerômetros se tornou viável para essas avaliações, pois consegue registrar de forma objetiva as atividades temporais e movimentos espaciais durante o caminhar, estudos sobre o tema, em sua maioria estão focados nas propriedades do sensor, posicionamento do dispositivo e limites de nível de atividade física e sedentarismo para os adultos mais velhos (YANG; HSU, 2010; GORMAN et al., 2014; RAO, 2019).

Os acelerômetros são sensores transdutores, ou seja, conseguem captar e para identificar os padrões de movimento, alguns métodos extraem características do domínio da frequência (TRUNG et al., 2012). Esses sensores também conseguem transformar grandezas analógicas e transformá-las em sinais (SILVA; VEIT, 2005).

Os sinais encontrados através dos acelerômetros devem ser longos e estáveis, para obter as características necessárias, porém, são raramente encontrados, visto que o sinal real do movimento humano é distorcido, tem ruídos, além do sensor poder se movimentar e mudar de local no deslocamento (TRUNG et al., 2012). Para suprimir os ruídos, é geralmente usado filtro passa-baixa que podem ter valores de banda como 50Hz (GREENE et al., 2010), 20Hz (HIRATA et al., 2013) e 5Hz (DOHENY et al., 2013).

Em relação as frequências, o movimento foram caracterizados por frequências de 15Hz, ao caminhar, correr e pular em adultos saudáveis (BHATTACHARYA et al., 1980; MANNINI et al., 2013), podendo ser avaliado por no mínimo esta frequência ou maiores. Porém, ainda não existe um padrão estabelecido de características de dados brutos de acelerometria para idosos saudáveis ao realizar tais atividades (MANNINI et al., 2013).

Juntamente a frequência, a amplitude do sinal também é extraída, essa variável indica os valores máximos, ou seja, o pico de aceleração, não levando em conta a duração ou tempo de oscilação (ZYLBERBERG, 2012). Geralmente é usada para avaliar os níveis de impacto de curta duração (MANSFIELD, 2004). Zijlstra e Hof (2003) notaram em seu estudo que ao analisar as amplitudes de aceleração máxima se tornam maiores com o aumento da velocidade de caminhada.

Uma das variáveis que podem ser extraídas dos sinais de acelerometria é a entropia, que é reconhecida como medida de desordem ou irreversibilidade, ou seja, consegue calcular a regularidade e repetibilidade de séries temporais que são curtas e ruidosas (PINCUS, 1991; COSTA; GOLDBERGER; PENG, 2005). Ao investigar a locomoção por meio desta variável, é possível analisar a variabilidade do movimento, pois quanto maior a entropia do sinal, menos regular e previsível é a série temporal avaliada. As alterações da regularidade dos padrões

podem estar relacionadas com mudanças que o indivíduo realizou nas suas estratégias motoras, podendo revelar esses efeitos das adaptações feitas, patologias e aprendizado de novas habilidades motoras (BARTLETT; WHEAT; ROBINS, 2007).

Logo, a entropia pode ser uma variável para analisar a locomoção sob condições saudáveis ou patológicas, em condições saudáveis, irá fornecer propriedades caóticas de variabilidade, visto que eu o sistema neuromuscular possui a capacidade de responder a estímulos imprevisíveis e de estresse (GOLDBERGER et al., 2002; HAUSDORFF et al., 1995; STERGIOU et al., 2004), enquanto em condições patológicas, a variabilidade é menor, diminuindo a complexidade dos sistemas para resposta, apresentando maior rigidez e redução da capacidade funcional (GOLDBERGER et al., 2002). O processo de envelhecimento e algumas doenças como Huntington, doença de Parkinson e esclerose lateral amiotrófica podem causar a diminuição dessa variabilidade (BUZZI et al., 2003; RYAN et al., 1994; RILEY; CROCE; KERRIGAN, 2001; RUGHWANI, 2011;).

Os acelerômetros também podem ser usados para avaliar janelas de tempos curtas do movimento, conhecidas como *counts*, integrando os dados brutos tirados do acelerômetro, os *counts* conseguem sintetizar os dados brutos em uma janela de tempo curta, simplificando o gerenciamento e análise e interpretação dos dados (NAKAMURA et al., 2002). Porém, essa metodologia faz com que algumas informações relacionadas a estrutura do sinal bruto do acelerômetro sejam perdidas (MILLER; STERGIOU; KURZ, 2006). Além disso, Santos-Lozano et al. (2013) demonstraram em seu estudo com o acelerômetro do tipo GT3X, que os *counts* são uma ferramenta boa para predizer o gasto de energia nos grupos de jovens e adultos, porém, não é uma boa ferramenta para ser utilizadas com o grupo de adultos mais velhos.

Junto às tecnologias citadas anteriormente, também estão sendo desenvolvidas ferramentas como software e sistemas de saúde para acompanhamento de vida diária com a finalidade de melhorar a saúde, qualidade de vida e autonomia das pessoas (FERRI, 2017). As tecnologias desenvolvidas com o objetivo de serem voltadas para a área da saúde são denominadas de “e-health” (saúde eletrônica) (PONCIANO et al., 2020).

Com o aumento da utilização dos dispositivos móveis, cresce a procura dos sistemas de e-health, principalmente pelo aumento do interesse em buscar uma melhor qualidade de vida e cuidados com saúde em geral (MARCHI, 2019). A Organização Mundial da Saúde (OMS) já em 2011 apoiava o desenvolvimento de soluções baseadas em e-health, visando no potencial que o desenvolvimento dessas tecnologias poderia modificar de forma positiva a prestação de serviços e saúde ao redor do mundo (WORLD HEALTH ORGANIZATION, 2011).

O desenvolvimento dessas tecnologias já se provou capaz de proporcionar uma melhora na qualidade de vida e também no aumento da expectativa de vida de seus usuários (PISON et al., 2006; GELLER et al., 2008; DELMASTRO et al., 2018). Dentro desse contexto, também se associa a m-health, ou seja, mobile health, voltada a aplicativos de saúde suportados por dispositivos móveis, sem fio, como celulares e dispositivos de monitorização de pacientes (DUQUE; MAMEDE; MORGADO, 2017). As tecnologias de e-health podem ser utilizadas em três frentes, para diagnóstico, enviando resultados de exames de um equipamento para o profissional de saúde, para monitorização, utilizando dispositivos para medir parâmetros e padrões da saúde do usuário, deixando um profissional monitorar esses valores a longa distância ou para a consulta, utilizando de dispositivos digitais para realizar consultas distantes (LAPÃO, 2018).

3 OBJETIVO

3.1 Objetivo geral

O presente estudo teve como objetivo principal identificar variáveis de frequência para diferentes faixas etárias extraídas características de dados brutos de acelerometria obtidos a partir da utilização de um acelerômetro triaxial durante 7 dias de realização de atividades de vida diária.

3.2 Objetivos específicos

Foram definidos como objetivos específicos deste estudo os seguintes tópicos:

- Comparar as frequências de acelerometria em diferentes grupos etários;
- Analisar a relação entre os sinais de acelerometria com atributos demográficos, antropométricos e de risco cardiovascular.

4 MATERIAIS E MÉTODOS

4.1 Design do estudo

Esse estudo se insere na abordagem quantitativa, de caráter transversal observacional e foi baseado no estudo Epidemiológico do Movimento Humano (EPIMOV) (SOUSA et al., 2019).

4.2 Contexto e casuística

O EPIMOV é um estudo epidemiológico de base populacional iniciado em 2013 na região da Baixada Santista que tem como objetivo investigar a associação longitudinal entre o comportamento sedentário, em comparação com a inatividade física, e a ocorrência de doenças hipocinéticas, sobretudo as cardiorrespiratórias e locomotoras. A amostra do presente estudo foi composta pelos participantes do estudo EPIMOV que atenderam aos critérios propostos neste projeto. No estudo foram excluídos os participantes com diagnóstico prévio de doença cardíaca ou pulmonar e/ou com dificuldade para realizar atividade física devido a problemas osteoarticulares, neurológicos ou musculoesqueléticos.

O Estudo EPIMOV, amparado pela Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP) é realizado por pesquisadores da Universidade Federal de São Paulo (UNIFESP). O estudo também foi aprovado pelo Comitê de Ética da Universidade Federal de São Paulo, Brasil, nº 186.796 (ANEXO A). Todos os participantes assinaram Termo de Consentimento Livre e Esclarecido antes de participar do estudo.

4.3 Participantes

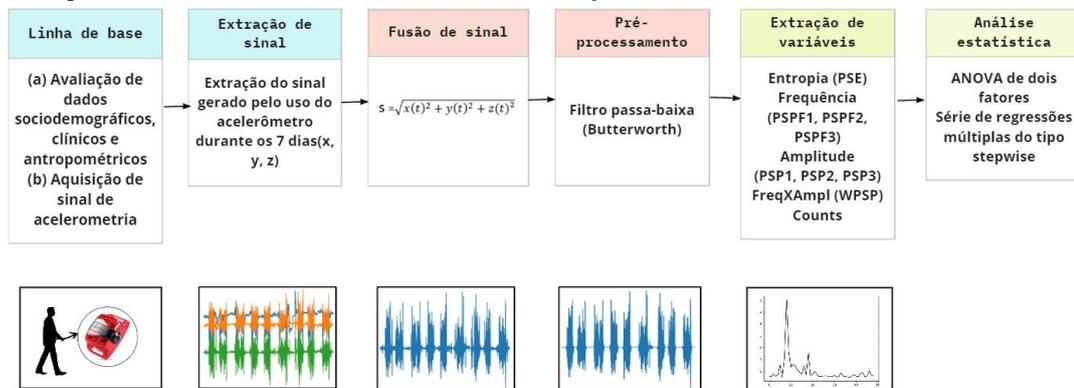
Foram eleitos para esse estudo todos os participantes que realizaram a primeira avaliação do estudo EPIMOV, de 2013 até 2019, e que utilizaram o acelerômetro triaxial por uma semana. Os participantes foram recrutados por meio de um convite para participar do estudo por meio de panfletos distribuídos na região da Universidade e por veículos de comunicação como as redes sociais.

Para esse estudo foram incluídos participantes que não apresentaram alguma condição de saúde que poderia interferir no padrão de deambulação ou controle postural, como doenças do sistema nervoso central (acidente vascular encefálico, Parkinson), doença neuromuscular periférica (esclerose), declínio neurocognitivo e participantes que não apresentaram amputação e/ou uso de prótese de membro inferior ou outro dispositivo que modifique o padrão de marcha, presença de claudicação, entre outros. Foram excluídos os participantes cujos dados de acelerometria apresentaram erros, como dados incompletos ou inconsistentes.

4.4 Procedimentos

A Figura 1 representa a sequencia dos procedimentos que foram realizados no projeto, ao iniciar a pesquisa foram coletados os dados, depois foi realizado o processamento de sinais e a extração de características que seriam utilizadas, por fim, foi realizado as análises estatísticas com os dados obtidos. As etapas estão descritas mais detalhadamente nas seções a seguir.

Figura 1 - Fluxograma dos procedimentos realizados: coleta de dados de caracterização, aquisição e processamento dos sinais de acelerometria, extração de características e análise de dados.



Fonte: Elaborado pela autora.

4.5 Fontes de dados

4.5.1 Desfecho primário: variáveis de acelerometria

Por meio da utilização do acelerômetro triaxial (ActiGraph GT3X +, MTI, Pensacola, FL) foram obtidos dados de acelerometria triaxial. O sensor utilizado gerou como saída três sinais que correspondem à aceleração nas três direções espaciais, traduzidas nos eixos: x, y e z. Foi utilizada uma fusão entre os eixos, baseada na distância Euclidiana, o que permite acessar

a aceleração, em cada instante, independente do eixo. Essa fusão é necessária, visto que o sensor pode estar posicionado de diferentes formas ou ser rotacionado durante a marcha, podendo gerar o cruzamento dos eixos, levando a uma interpretação errada no programa que realiza a extração dos dados na série temporal. A equação que calcula a série temporal utilizada para realizar os experimentos computacionais é:

$$s(t) = \sqrt{x(t)^2 + y(t)^2 + z(t)^2},$$

Onde $x(t)$, $y(t)$ e $z(t)$ são os dados do acelerômetro obtidos dos eixos x, y, e z, respectivamente.

Partindo dos sinais $x(t)$, $y(t)$ e $z(t)$ e sua fusão $s(t)$ foi possível obter as variáveis necessárias para a análise do padrão de marcha. Por conta de as mesmas serem séries temporais, foram utilizadas informações das amplitudes ao decorrer do tempo, para verificar qual categoria de característica conseguiria diferenciar os grupos.

Segundo o teorema *Nyquist Frequency Limit* que descreve o limite de alta frequência do sistema de amostragem, uma taxa de amostragem duas vezes a frequência máxima e necessária para reconstruir um sinal para a largura de banda desejada. Filtrar os dados de entrada do sinal pode ajudar a garantir que ele seja adequadamente restringido por sua largura de banda (CONDON; RANSOM, 2016). Portanto, a taxa de amostragem de 100Hz permitiu que o estudo garantisse uma análise de marcha até a frequência de 50Hz.

Foi aplicado um *Butterworth low-pass filter* para suprimir ruídos que podem causar altas frequências no sinal. Esse filtro é normalmente aplicado em estudos com acelerômetro para eliminar padrões irreais (LU; WANG; LIU, 2018; WENG et al., 2017; HAVENS et al., 2018). No presente estudo foi aplicado um filtro de ordem 3 projetado para atenuar a faixa de 34Hz e 50Hz.

Após a fusão dos sinais foi gerado para cada indivíduo um espectro de potência (*power spectrum*), ou seja, valor absoluto ao quadrado dos coeficientes complexos. Esta medida pode ser definida como uma representação de um determinado sinal conforme o seu conteúdo de frequência, e pode ser calculado através da Transformada de Fourier que converte um sinal no domínio do tempo em uma representação complexa do domínio da frequência (CONDON; RANSOM, 2016). Tendo $\mathcal{F}(\cdot)$ o operador da Transformada de Fourier, o espectro de potência é obtido através da seguinte fórmula:

$$S(\omega) = |\mathcal{F}\{s(t)\}|^2.$$

Seja $S(\omega)$ transformada de *Fourier* de um sinal, e $P(\omega) = |S(\omega)|^2$ e o espectro de potência, as seguintes variáveis foram computadas para análise do padrão de marcha (MILLECAMPS et al., 2015; PONTI et al., 2017; BET; CASTRO; PONTI, 2021):

1. *Power Spectrum Entropy* (PSE): é a soma das entropias do espectro das frequências. Representa uma medida alternativa para a compactação de energia na transformação de codificação (GIBSON, 1994). Está relacionada à complexidade da informação no espectro de potência:

$$f_1 = - \sum_{\omega} S(\omega) \cdot \log(S(\omega) + \epsilon),$$

onde $\epsilon=0.001$ para evitar $\log(0)$.

2. *Power Spectrum Peak Frequency* (PSPF): frequências (Hz) relativas às maiores amplitudes. Essa característica representa os componentes harmônicos da marcha (OPPENHEIM et al., 1997):

$$\begin{aligned} f_{2,1} &= \operatorname{argmax}_{\omega} S(\omega); \\ f_{2,2} &= \operatorname{argmax}_{\omega-f_{2,1}} S(\omega); \\ f_{2,3} &= \operatorname{argmax}_{\omega-f_{2,1}, f_{2,2}} S(\omega); \end{aligned}$$

3. *Power Spectrum Peak* (PSP): característica que visa obter as amplitudes referentes aos componentes PSPF. Este recurso tenta representar as amplitudes correspondentes às frequências fundamentais da marcha:

$$\begin{aligned} f_{3,1} &= S(f_{2,1}); \\ f_{3,2} &= S(f_{2,2}); \\ f_{3,3} &= S(f_{2,3}). \end{aligned}$$

4. *Weighted Power Spectrum Peak* (WPSP): frequências (Hz) relativas as maiores frequências ponderadas pela amplitude. Ou seja, é uma combinação linear entre PSP e PSFP:

$$f_4 = f_{2,1} \cdot f_{3,1};$$

5. *Counts*: inspirado na medida das contagens (ou contagens por minuto) — medida comumente utilizada para caracterizar a quantidade de esforço físico dentro de algum intervalo de tempo (ALTINI et al., 2014) — esse recurso calcula a soma de todos os coeficientes do espectro de potência, ponderados por uma função linear $w(\omega)$ entre 1 e 0 projetados para $w(\omega = 1) = 1$ e $w(\omega = 51) = 0$ atingindo o valor mínimo em 50Hz:

$$f_5 = \sum_{\omega=1}^{50} S(\omega) \cdot w(\omega)$$

As variáveis de acelerometria acima, PSE (f_1), 3 PSPs ($f_{2,1}$, $f_{2,2}$, $f_{2,3}$), 3 PSPFs ($f_{3,1}$, $f_{3,2}$, $f_{3,3}$), WPSP (f_4) e Counts (f_5), foram exploradas anteriormente com êxito na identificação de caidores durante o teste TUG e teste de caminhada de Seis Minutos (PONTI et al., 2017; BET et al., 2019; BET; CASTRO; PONTI, 2021).

4.5.2 Avaliação de dados sociodemográficos e clínicos

Para a avaliação dos dados sociodemográficos foram feitas perguntas de base relacionadas a idade, sexo, raça e nível educacional dos participantes. Escolaridade foi categorizada em: ensino médio completo e ensino médio incompleto. Os participantes também foram divididos em três grupos de faixas etárias: 18-39 anos, 40-59 anos e ≥ 60 anos. Por meio de anamnese os participantes foram avaliados sobre uso de medicação e problemas de saúde já diagnosticados. Foram investigados os seguintes fatores de risco cardiovascular auto relatados: histórico familiar de doenças cardiovasculares como infarto agudo do miocárdio em parentes de primeiro grau, hipertensão arterial, hiperglicemia ou diabetes mellitus, dislipidemia, tabagismo, quedas, sobrepeso ou obesidade e inatividade física. Os participantes também responderam ao Questionário de Prontidão para Atividade Física (PAR-Q) (THOMAS; READING; SHEPHARD, 1992).

4.5.3 Avaliação de dados antropométricos e da composição corporal

Foram mensuradas a massa corporal e a estatura dos participantes através de uma balança digital calibrada e contendo um estadiômetro (Toledo Prix 2096PP). Após coletar os dados foi calculado o índice de massa corporal (IMC) em kg/m^2 e a obesidade foi definida em caso de $\text{IMC} \geq 30 \text{ kg}/\text{m}^2$. Também foi realizada a medição de circunferência do quadril usando os métodos previamente padronizados (BOILEAU, 1993).

A composição corporal foi avaliada por meio de uma bioimpedância elétrica (310e Biodynamics, Detroit, EUA). Os participantes deveriam estar em jejum de 4 horas, não realizar nenhuma atividade física vigorosa no dia anterior e não ter consumido substâncias estimulantes. O teste foi realizado em temperatura ambiente e de acordo com as recomendações do fabricante. Para este estudo, foi registrado a massa magra, o percentual de gordura corporal e o percentual de massa muscular corporal.

4.5.4 Avaliação do nível de atividade física

A avaliação do nível de atividade física foi realizada com um acelerômetro triaxial previamente validado (ActiGraph GT3X+, MTI, Pensacola, FL). Os participantes completaram sete dias consecutivos de avaliação durante as horas de vigília. Para serem considerados válidos, os dias de coleta de dados tiveram de ter pelo menos 10 horas de monitoramento contínuo, durante pelo menos 4 dias incluindo ao menos um dia de final de semana. Os participantes usaram o acelerômetro desde do despertar até a hora de dormir, exceto durante o banho e atividades aquáticas. Foi definido o tempo de uso como 24 horas menos o tempo de uso (TROST; WAY; OKELY, 2006; TROIANO et al., 2008).

Os limiares de intensidade física definidos foram: muito leve (100–759 contagens/minuto); leve (760–1951 contagens/minuto); moderado (1952–5724 contagens/minuto); vigoroso (5725–9498 contagens/minuto) e muito vigoroso (≥ 9499 contagens por minuto). Os participantes considerados fisicamente inativos foram os que apresentaram menos de 150 minutos de atividade física moderada a vigorosa. O comportamento sedentário foi considerado por contagens inferiores a 100 contagens/minuto, o que representa gasto energético $< 1,5$ equivalentes metabólicos (FREEDSON; MELANSON; SIRARD, 1998; TROIANO et al., 2008; GARBER et al., 2011).

4.6 Análise de dados

A análise estatística foi realizada usando SPSS® versão 23 (IBM SPSS Corp., Armonk, NY, EUA). Os dados foram analisados descritivamente e as variáveis categóricas foram descritas em frequência e porcentagem válida, e as variáveis contínuas foram apresentadas como média e desvio padrão. Os dados de acelerometria foram descritivos em média, mediana, desvio padrão e intervalo de confiança no nível 95%. Análise de variância com dois fatores foi usada para comparação das variáveis de acelerometria (PSE, PSP1, PSP2, PSP3, PSPF1, PSPF2, PSPF3, WPSP, Counts) com diferentes faixas etárias (18-39 anos, 40-59 anos e ≥ 60 anos).

Foi elaborada uma série de modelos de regressões lineares múltiplas do tipo *stepwise* utilizando as variáveis de acelerometria supracitadas com desfechos (variáveis dependentes) e os atributos demográficos, antropométricos e de risco cardiovascular como potenciais preditores (variáveis independentes). As análises foram corrigidas por todas as variáveis

independentes, sexo, escolaridade, estatura, porcentual de gordura, inatividade física, diabetes mellitus, dislipidemias, sedentarismo, tabagismo e quedas.

A multicolinearidade nos modelos foi evitada por meio do *Variation Inflation Factor* (VIF) > 4 . Tendo em vista o valor de R múltiplo dos modelos conservador e < 0.2 e a inclusão de até 10 preditores em cada modelo, com probabilidade de erro alfa = 0.05 e erro beta = 0.2 e poder estatístico de 80%, a amostra do presente estudo foi muito superior aos 398 participantes necessários. A probabilidade de erro alfa para todos os testes estatísticos realizados foi estipulada em 5%.

5 RESULTADOS

O presente estudo avaliou 1080 voluntários do estudo EPIMOV que apresentaram dados completos de acelerometria. A maioria dos participantes é do sexo feminino, da raça branca e com o ensino médio completo. Em relação aos fatores de risco cardiovasculares apresentados pelos participantes em geral, os mais prevalentes foram sedentarismo, obesidade e inatividade física. Enquanto os fatores cardiovasculares mais prevalentes entre os participantes de 18-39 anos foram o sedentarismo, a inatividade física e a obesidade, e nos participantes entre 40-59 anos e ≥ 60 anos foram o sedentarismo, a obesidade e a dislipidemia.

A média dos IMC dos participantes em geral indicam sobrepeso, para os participantes de 18-39 anos, o IMC indica peso normal, para os de 40-59 anos e ≥ 60 anos também indica sobrepeso. A média de atividade física moderada a rigorosa foi menor no grupo de ≥ 60 anos.

Tabela 1 - Caracterização da amostra por meio de variáveis categóricas e contínuas estratificadas em diferentes faixas etárias

| | 18-39 anos (n= 502) | 40-59 anos (n= 424) | ≥ 60 anos (n= 154) | Total (n= 1080) | p-valor |
|---------------------------------------------|------------------------|------------------------|----------------------------|--------------------|------------------------------|
| (continua) | | | | | |
| Variáveis Descritivas Categóricas | | | | | |
| Sociodemográficas e clínicas (n (%)) | | | | | |
| Gênero | | | | | |
| Mulheres | 254 (50,6) | 271 (63,9) | 109 (70,8) | 634 (58,7) | 0,000^{a,b} |
| Homens | 248 (49,4) | 153 (36,1) | 45 (29,2) | 446 (41,3) | 0,000^{a,b} |
| Raça | | | | | |
| Branco | 308 (62,3) | 265 (64) | 107 (70,9) | 680 (64,2) | - |
| Preto | 43 (8,7) | 30 (7,2) | 14 (9,3) | 87 (8,2) | - |
| Pardo | 130 (26,3) | 113 (27,3) | 29 (19,2) | 272 (25,7) | - |
| Amarelo | 10 (2,0) | 4 (1) | 0 (0) | 14 (1,3) | - |
| Indígena | 1 (0,2) | 2 (0,5) | 1 (0,7) | 4 (0,4) | - |
| Escolaridade | | | | | |
| E.M.I | 18 (3,6) | 96 (22,7) | 70 (45,8) | 184 (17,1) | 0,000^{a,b,c} |
| E.M.C | 480 (96,4) | 327 (77,3) | 83 (54,2) | 890 (82,9) | 0,000^{a,b,c} |

Tabela 1 - Caracterização da amostra por meio de variáveis categóricas e contínuas estratificadas em diferentes faixas etárias

| | 18-39 anos (n= 502) | 40-59 anos (n= 424) | ≥ 60 anos (n= 154) | Total (n= 1080) | (conclusão) p-valor |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------|------------------------|-----------------------|--------------------|-------------------------|
| Variáveis Descritivas Categóricas | | | | | |
| Fatores de risco cardiovasculares (autorelatados) | | | | | |
| Inatividade física | 89 (22,2) | 84 (23,3) | 53 (38,7) | 226 (25,2) | ≤0,002 ^{b,c} |
| Quedas | 18 (3,6) | 40 (9,6) | 15 (9,9) | 73 (6,8) | ≤0,006 ^{a,b} |
| Hipertensão arterial | 14 (2,8) | 102 (24,1) | 53 (34,4) | 169 (15,6) | ≤0,039 ^{a,b,c} |
| Diabetes mellitus | 7 (1,4) | 51 (12) | 35 (22,7) | 93 (8,6) | ≤0,004 ^{a,b,c} |
| Dislipidemia | 37 (7,4) | 123 (29) | 70 (45,5) | 230 (21,3) | ≤0,001 ^{a,b,c} |
| Obesidade | 80 (15,9) | 161 (38) | 76 (49,4) | 317 (29,4) | ≤0,042 ^{a,b,c} |
| Sedentarismo | 161 (32,1) | 214 (50,5) | 81 (52,6) | 456 (42,2) | 0,000 ^{a,b} |
| Tabagismo | 35 (7,0) | 64 (15,1) | 11 (7,1) | 110 (10,2) | ≤0,036 ^{a,c} |
| Variáveis Descritivas Contínuas | | | | | |
| Antropométricas, composição corporal e nível de atividade física ($\bar{x} \pm DP$) | | | | | |
| Peso (kg) | 72,00 ± 16,52 | 76,00 ± 17,03 | 73,65 ± 17,06 | 74,00 ± 16,89 | 0,001 ^a |
| Estatura (m) | 1,68 ± 0,10 | 1,63 ± 0,09 | 1,57 ± 0,09 | 1,65 ± 0,10 | 0,000 ^{a,b,c} |
| IMC (kg/m ²) | 24,82 ± 4,75 | 28,21 ± 5,93 | 29,50 ± 6,07 | 26,62 ± 5,72 | 0,000 ^{a,b} |
| Massa magra (%) | 24,60 ± 8,30 | 32,50 ± 8,58 | 37,00 ± 7,35 | 29,25 ± 9,40 | ≤0,013 ^{a,b,c} |
| MMC (%) | 75,28 ± 9,23 | 67,47 ± 8,65 | 63,21 ± 10,43 | 70,63 ± 10,08 | ≤0,003 ^{a,b,c} |
| AFMVTtotal (cont/min) | 234,67 ± 149,00 | 232,00 ± 190,83 | 184,67 ± 171,23 | 225,67 ± 171,16 | 0,003 ^c |
| AFMVDia (cont/min) | 43,97 ± 24,82 | 41,89 ± 28,86 | 33,92 ± 27,80 | 41,89 ± 27,10 | ≤0,011 ^{b,c} |

Notas: a ≤ 0,05: diferença entre 18-39 anos e 40-59 anos; b ≤ 0,05: diferença entre 18-39 anos e ≥60 anos; c ≤ 0,05: diferença entre 40-59 anos e ≥60 anos pelo teste de correção de Bonferroni; - : essa categoria não foi usada nas comparações pois sua proporção de coluna é igual a 0 ou 1; --: não houve diferença estatística significativa; E.M.C: Ensino Médio Completo; E.M.I: Ensino Médio Incompleto; kg: quilogramas; m: metros; cm: centímetros; MMC: Massa muscular corporal; AFMV: Atividade física moderada a rigorosa.

Fonte: Elaborado pela autora.

A Tabela 2 descreve o desfecho primário com as variáveis contínuas de acelerometria entre as diferentes faixas etárias. Ao realizar a análise de variância com dois fatores com as variáveis de acelerometria, notamos que a interação entre as diferentes faixas etárias e o gênero dos participantes não foi significativa. As variáveis de acelerometria de entropia (PSE) e de amplitude no primeiro eixo (PSP1) apresentaram diferença estatisticamente significativa no nível de $p < 0,05$ entre os três grupos de idade, entre 18-39 anos e 40-59 anos, 18-39 anos e ≥ 60 anos e 40-59 anos e ≥ 60 anos. As variáveis de amplitude no segundo eixo (PSP2) e amplitude no terceiro eixo (PSP3) apresentaram diferença significativa de nível $p < 0,05$ apenas entre os grupos de idade de 18-39 anos e 40-59 anos. A variável de Counts apresentou diferença estatisticamente significativa no nível de $p < 0,05$ para dois grupos, entre 18-39 anos e 40-59 anos e 18-39 anos e ≥ 60 anos. Em resumo, as variáveis entropia (PSE), amplitude no primeiro eixo (PSP1), amplitude no segundo eixo (PSP2), amplitude no terceiro eixo (PSP3) e Counts apresentaram diferença estatisticamente significativa entre uma ou mais faixas etárias.

Ao analisar as médias é possível perceber que as variáveis de entropia (PSE), amplitude no segundo eixo (PSP2), amplitude no terceiro eixo (PSP3) e *counts* são menores no grupo dos adultos mais velhos (≥ 60 anos). Enquanto as variáveis de amplitude no primeiro eixo (PSP1) e frequência x amplitude (WPSP) são maiores no grupo dos adultos mais velhos (≥ 60 anos).

Na tabela 3 estão descritos os resultados dos modelos de regressão linear múltipla do tipo *stepwise* com os atributos demográficos, antropométricos e de risco cardiovascular determinantes das variáveis de acelerometria. A análise das variáveis PSE, PSP1, PSP2, PSP3, PSPF3, WPSP e *Counts* resultaram em modelos estatisticamente significativos. Observamos que atributos demográficos, antropométricos e de risco cardiovascular são fatores associados à maioria das variáveis da acelerometria, explicando entre 0,5 e 23,8% da variabilidade total dos desfechos de acelerometria estudados.

Tabela 2 - Variáveis contínuas de acelerometria estratificadas em diferentes faixas etárias

| | 18-39 anos (n=502) | | | | 40-59 anos (n=424) | | | | ≥ 60 anos (n=154) | | | | Total (n=1080) | | | | |
|------------------------------|-----------------------|-------|--------|-----------------|-----------------------|-------|-------|----------------|----------------------|-------|-------|---------------|-------------------|-------|--------|-----------------|-------------|
| Accl. (m/s ²) | \bar{x} | Med | DP | IC 95% | \bar{x} | Med | DP | IC 95% | \bar{x} | Med | DP | IC 95% | \bar{x} | Med | DP | IC 95% | p-valor |
| PSE | 8,08 | 8,08 | 2,24 | 7,88 - 8,28 | 6,78 | 6,40 | 2,43 | 6,71 - 7,16 | 6,27 | 5,95 | 2,07 | 6,09 - 6,87 | 7,31 | 7,16 | 2,41 | 1,72 - 15,02 | <0,001a,b,c |
| PSP1 | 5,10 | 5,19 | 1,14 | 5,00 - 5,19 | 5,54 | 5,75 | 1,07 | 5,38 - 5,59 | 5,80 | 6,12 | 0,95 | 5,56 - 5,93 | 5,37 | 5,57 | 1,12 | 1,60 - 6,92 | <0,001a,b,c |
| PSP2 | 2,05 | 2,02 | 0,97 | 1,96 - 2,13 | 1,79 | 1,70 | 1,01 | 1,73 - 1,92 | 1,63 | 1,28 | 1,00 | 1,50 - 1,84 | 1,89 | 1,84 | 1,00 | 0,03 - 4,65 | <0,001a,b |
| PSP3 | 1,12 | 1,04 | 0,64 | 1,07 - 1,18 | 0,89 | 0,75 | 0,62 | 0,85 - 0,97 | 0,80 | 0,66 | 0,57 | 0,75 - 0,96 | 0,98 | 0,88 | 0,64 | 0,00 - 3,19 | <0,001a,b |
| PSPF1 | 7,48 | 7,00 | 4,09 | 7,16 - 7,80 | 7,21 | 7,00 | 3,38 | 6,85 - 7,58 | 7,42 | 7,00 | 2,67 | 6,88 - 8,15 | 7,36 | 7,00 | 3,64 | 1,00 - 35,00 | 0,52 |
| PSPF2 | 13,16 | 13,00 | 10,29 | 12,31 - 14,01 | 13,42 | 14,00 | 9,31 | 12,38 - 14,30 | 12,92 | 13,00 | 8,44 | 10,92 - 14,28 | 13,23 | 13,00 | 9,66 | 1,00 - 49,00 | 0,76 |
| PSPF3 | 18,04 | 16,50 | 11,68 | 17,05 - 19,03 | 17,75 | 16,00 | 10,99 | 16,83 - 19,07 | 19,38 | 20,00 | 10,82 | 17,48 - 21,41 | 18,12 | 17,00 | 11,29 | 1,00 - 49,00 | 0,40 |
| WPSP | 32,25 | 33,11 | 18,14 | 30,71 - 33,76 | 34,25 | 37,31 | 17,50 | 32,15 - 35,60 | 37,19 | 38,02 | 14,73 | 34,23 - 40,29 | 33,74 | 35,25 | 17,50 | 0,00 - 138,51 | <0,013b |
| Counts | 112,61 | 82,07 | 151,95 | 102,51 - 122,93 | 91,82 | 66,87 | 82,28 | 82,05 - 105,18 | 71,60 | 60,85 | 39,00 | 54,11 - 94,65 | 98,60 | 72,62 | 117,49 | 21,38 - 2868,32 | <0,05a,b |

Notas: a ≤ 0,05: diferença entre 18-39 anos e 40-59 anos; b ≤ 0,05: diferença entre 18-39 anos e ≥60 anos; c ≤ 0,05: diferença entre 40-59 anos e ≥60 anos pelo teste post hoc de Tukey; PSE: Power Spectrum Entropy; PSP: Power Spectrum Peak; PSPF: Power Spectrum Peak Frequency; WPSP: Weighted Power Spectrum Peak.

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 3 - Resultados das análises de regressão múltipla linear do tipo stepwise para a predição das variáveis de acelerometria com base em atributos demográficos, antropométricos e de risco cardiovascular

| | B | DP | Beta | R² | R² Ajustado | p-valor |
|-----------------|----------|-----------|-------------|----------------------|-------------------------------|----------------|
| PSE | | | | | | |
| Massa magra (%) | -0,028 | 0,011 | -0,105 | 0,125 | 0,124 | 0,010 |
| Sedentarismo | -1,212 | 0,158 | -0,246 | 0,182 | 0,180 | 0,000 |
| Escolaridade | 0,876 | 0,211 | 0,138 | 0,215 | 0,212 | 0,000 |
| Idade | -0,023 | 0,006 | -0,139 | 0,230 | 0,226 | 0,000 |
| Estatuta | 2,669 | 0,915 | 0,107 | 0,238 | 0,233 | 0,004 |
| PSP1 | | | | | | |
| (%) | 0,010 | 0,005 | 0,082 | 0,079 | 0,078 | 0,059 |
| Sedentarismo | 0,396 | 0,077 | 0,174 | 0,108 | 0,106 | 0,000 |
| Escolaridade | -0,347 | 0,103 | -0,118 | 0,132 | 0,129 | 0,001 |
| Idade | 0,009 | 0,003 | 0,113 | 0,142 | 0,138 | 0,004 |
| Estatuta | -1,093 | 0,447 | -0,095 | 0,148 | 0,143 | 0,015 |
| PSP2 | | | | | | |
| Escolaridade | 0,444 | 0,091 | 0,170 | 0,046 | 0,045 | 0,000 |
| Estatuta | 1,160 | 0,357 | 0,113 | 0,060 | 0,058 | 0,001 |
| Sedentarismo | -0,178 | 0,069 | -0,088 | 0,067 | 0,064 | 0,010 |
| PSP3 | | | | | | |
| Sedentarismo | -0,284 | 0,044 | -0,215 | 0,072 | 0,071 | 0,000 |
| Idade | -0,006 | 0,002 | -0,123 | 0,107 | 0,105 | 0,001 |
| Estatuta | 0,580 | 0,238 | 0,087 | 0,117 | 0,114 | 0,015 |
| Escolaridade | 0,132 | 0,061 | 0,077 | 0,123 | 0,119 | 0,031 |
| Quedas | -0,168 | 0,085 | -0,066 | 0,127 | 0,122 | 0,049 |
| PSPF3 | | | | | | |
| Tabagismo | -2,559 | 1,291 | -0,068 | 0,005 | 0,003 | 0,048 |
| WSP | | | | | | |
| Estatuta | -13,683 | 6,349 | -0,077 | 0,013 | 0,011 | 0,031 |
| Escolaridade | -3,591 | 1,615 | -0,079 | 0,020 | 0,018 | 0,026 |
| Dislipidemias | 3,123 | 1,458 | 0,075 | 0,025 | 0,022 | 0,032 |
| Counts | | | | | | |
| Estatuta | 91,573 | 24,460 | 0,132 | 0,030 | 0,028 | 0,000 |
| Sedentarismo | -16,069 | 4,736 | -0,117 | 0,045 | 0,043 | 0,001 |
| Escolaridade | 14,842 | 6,252 | 0,084 | 0,052 | 0,048 | 0,018 |

Notas: PSE: Power Spectrum Entropy; PSP: Power Spectrum Peak; PSPF: Power Spectrum Peak Frequency; WSP: Weighted Power Spectrum Peak; *Counts*. *p-valor: foram demonstradas aqui apenas as variáveis que obtiveram o $p \leq 0,05$ através de uma série de regressões lineares múltiplas.

Fonte: Elaborado pela autora.

5.1 Discussão

O presente estudo investigou as características de frequência dos sinais adquiridos e analisou como esses recursos podem ser usados para diferenciar entre faixas etárias e gênero. Também foi realizada uma análise sobre a relação entre fatores associados como os de riscos cardiovasculares e as características de frequências das características geradas a partir dos sinais dos dados brutos de acelerometria.

Como esperado, foi possível observar que as características de frequência dos sinais diferiram estatisticamente entre as faixas etárias, principalmente as variáveis de entropia (PSE) e amplitude (PSP) que apresentaram diferenças entre os grupos de 18-39 anos e 40-59 anos e 18-39 e ≥ 60 anos. Também observamos que existe relação entre fatores demográficos, antropométricos e de risco cardiovascular e na maioria das características de frequência dos sinais.

A amostra da pesquisa foi composta em maioria por mulheres na faixa dos ≥ 18 anos. A presença de fatores de risco cardiovascular foi semelhante ao apresentado pela pesquisa Vigitel Brasil 2019 (MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2019), exceto ao comparar a hipertensão arterial em que o grupo de pesquisa obteve uma menor prevalência e a inatividade física que nosso grupo apresentou maior prevalência comparado com a estimativa dos brasileiros.

Os resultados apresentaram uma prevalência de fatores de risco cardiovascular em grande parte dos indivíduos com ≥ 60 anos. Oliveira (2019) aponta a mudança do perfil epidemiológico brasileiro, para a predominância de doenças crônicas não transmissíveis, como as doenças cardiovasculares e seu aumento principalmente na população idosa. Outras pesquisas também indicam a presença de uma ou mais doenças crônicas não transmissíveis na população mais velha (AMADO; ARRUDA, 2004; SIMIELI; PADILHA; TAVARES, 2019).

No geral, os principais fatores cardiovasculares apresentados pelos participantes foram o sedentarismo, obesidade e inatividade física, fatores considerados clássicos, que aumentam a probabilidade de desenvolvimento de doenças crônicas cardiovasculares (PRÉCOMA et al., 2019).

Segundo a Pesquisa Nacional de Saúde de 2019 (INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA, 2020) 25,9% dos brasileiros são obesos, apresentando um IMC ≥ 30 kg/m². Entre as faixas etárias, no grupo de 18 a 24 anos, 10,7% são obesos, entre 25 a 39 anos, 23,7%, entre 40 e 59 anos 25,9% e ≤ 60 anos 24,8%. Os grupos etários dos participantes da nossa pesquisa apresentaram porcentagens maiores em relação à obesidade ao

se comparar com as porcentagens da população brasileira. A pesquisa também apontou que 40,3% da população brasileira é considerada insuficientemente ativa. Na nossa pesquisa, são inativos 32,8% dos participantes entre 18 e 24 anos, entre 25 a 39 anos, são inativos 32,9%, entre 40 a 59 anos, são 37,3% e entre ≤ 60 anos, são 59,7%. O grupo de participantes da nossa pesquisa apresentou porcentagens menores relacionadas à inatividade física e sedentarismo ao se comparar com a população brasileira.

Podemos notar que a variável PSE, que mede a complexidade dos sinais de movimento via entropia, a maioria das variáveis PSP, e os *Counts* foram menores para o grupo dos adultos mais velhos (≥ 60 anos), já a variável de WSPSP, que mede os sinais via os componentes harmônicos da marcha (frequência x amplitude), é maior no grupo dos adultos mais velhos. As variáveis relacionadas à medida dos sinais via frequência, não mostraram mudanças entre as faixas etárias.

Ao analisar apenas a variável de entropia que foi diferente estatisticamente entre todas as faixas etárias, é possível notar que os sinais de entropia são menores no grupo dos adultos mais velhos do que as outras faixas etárias, sugerindo assim, que o grupo dos adultos mais velhos poderiam ter apresentado uma variabilidade de locomoção menor (BARTLETT; WHEAT; ROBINS, 2007; STERGIOU; KENT; MCGRATH, 2016). Além do processo de envelhecimento, outros fatores podem ter contribuído para essa diminuição de variabilidade, como os apresentados na Tabela 3, como sexo, estatura, porcentual de gordura, inatividade física, diabetes mellitus, dislipidemias, sedentarismo, tabagismo e quedas.

Assim como em nosso estudo, Bet, Castro and Ponti (2021) demonstraram em seu estudo sobre identificação de quedas utilizando a fusão de características extraídas dos dados do acelerômetro, que também houve diferenças significativas entre grupos na variável de entropia, podendo indicar assim, a importância dessa variável para o movimento humano ao ser analisada por meio da fusão dos dados obtidos pelo acelerômetro.

Outra variável que apresentou diferença estatística entre todas as faixas etárias foi a PSP, que representa as amplitudes das frequências fundamentais na marcha, a aceleração da amplitude pode estar relacionada com o aumento ou diminuição da velocidade da marcha, que é influenciada por mudanças feitas pelos indivíduos para adaptar o equilíbrio e a estabilidade ao se movimentar (KAVANAGH; MENZ, 2008).

A variável de amplitude do primeiro eixo, PSP1, mostrou que os maiores picos de aceleração diferem entre as idades, e que é um pouco maior em adultos mais velhos. As demais variáveis de amplitude, no segundo eixo, PSP2 e no terceiro eixo, PSP3, foram menores no

grupo mais velho. Essa mudança pode ser explicada pelas mudanças dos padrões de movimento dos próprios indivíduos mais velhos para caminhar. Ao analisar essa variável, notamos variabilidade, tornando essa variável não ser atrativa ao analisar o movimento humano com o uso de acelerometria, principalmente ao ser comparada com variável de entropia apresentada nesse mesmo estudo.

Apesar desse fato, as outras variáveis de amplitude, do segundo eixo, PSP2 e do terceiro eixo, PSP3, foram menores no grupo dos adultos mais velhos, ao analisar o desvio padrão, nota-se que nos grupos de 18-39 anos e 40-59 anos, a variável de amplitude do primeiro eixo, PSP1, foi a menor regular, enquanto no grupo dos participantes ≥ 60 anos, a variável menor regular foi a do segundo eixo, PSP2. A variável de amplitude do terceiro eixo, PSP3, foi a mais regular nos três grupos de idade, por isso aponto a necessidade de estudos futuros investigarem essas variáveis.

Os *Counts* também apresentaram diferença significativa entre faixas etárias, porém, é possível notar que a entropia é uma variável mais interessante para avaliar a locomoção humana em diferentes faixas etárias. Além disso, Santos-Lozano et al. (2013) demonstraram em seu estudo com o acelerômetro do tipo GT3X, que os *counts* são uma ferramenta boa para prever o gasto de energia nos grupos de jovens e adultos, porém, não é uma boa ferramenta para ser utilizadas com o grupo de adultos mais velhos. Por isso, os autores sugerem o desenvolvimento de equações específicas para cada faixa etária, para assim garantir o melhor uso do acelerômetro.

Pesquisas como as de Kobsar et al. (2014), Terrier e Reynard (2015), Din et al. (2016) que não analisaram o movimento pela fusão de dados brutos de acelerometria e sim por alguns dos parâmetros espaço-temporais como tempo de passo e tempo de passada média, variabilidade do tempo de passada, entre outros, também notaram que há diferenças entre grupos etários e discutem a criação de padrões de análise de movimento para diferentes faixas etárias.

No presente estudo, os atributos demográficos, antropométricos e de risco cardiovascular influenciaram em sua maioria, as variáveis de entropia, frequência (nos três eixos), nos componentes harmônicos da marcha (WPSP) e nos *Counts*. A variável de amplitude foi pouco influenciada pelos atributos demográficos, antropométricos e de risco cardiovascular.

O processo de envelhecimento traz mudanças biopsicossociais para os indivíduos, Cruz-Jimenez (2017) apontam que a diminuição da velocidade da marcha é uma das mudanças mais consistentes relacionadas ao envelhecimento, essa e outras alterações do envelhecimento podem dificultar a identificação dos movimentos pelos acelerômetros pelos métodos que existem hoje. Diante disso, em pesquisas futuras, ao utilizar dados de acelerometria, sugerimos

que os padrões de análise deveriam ser ajustados por idade, visto que nosso estudo também apresentou uma diferença estatística entre todas as faixas etárias nas variáveis de entropia e frequência.

Os fatores de risco cardiovascular como sedentarismo, quedas, dislipidemias e tabagismo foram associados a algumas variáveis de acelerometria nessa pesquisa. Também foi possível identificar outros fatores de risco que podem estar relacionados às medidas antropométricas, como o percentual de gordura, a estatura e os fatores demográficos como idade e escolaridade dos participantes. Busch et al. (2015) em sua pesquisa também encontraram associações entre a marcha e fatores sociodemográficos, antropométricos, estado mental e saúde física e ao avaliar os adultos mais velhos, e notaram que a idade, escolaridade, dificuldade em uma ou mais atividades de vida diária, presença de doenças cardiovasculares e o sedentarismo são fatores associados a menor velocidade de deslocamento.

No contexto das doenças cardiovasculares, Cruz-Jimenez (2017) apresenta em seu estudo que as alterações de movimento ao envelhecer, estão associadas a perda da independência funcional e no comprometimento da qualidade de vida, e que as doenças cardiovasculares, estão entre os fatores que podem prejudicar o movimento humano. O autor também aponta que as mudanças nos padrões de movimento estão associadas ao declínio funcional, perda da independência e a prejuízos à qualidade de vida.

Diversos fatores de saúde podem impactar negativamente o movimento humano e levar a uma série de consequências a independência e estilo de vida como citado anteriormente. Diante disso o acelerômetro se enquadra nas propostas de *e-health* para o monitoramento da saúde e na identificação precoce das doenças, auxiliando a melhora dos tratamentos de saúde e na criação de recomendações preventivas.

Sobre o tipo de sensor utilizado nesse estudo, foi utilizado apenas um acelerômetro triaxial na cintura do voluntário com taxa de amostragem de 100 Hz. A região da cintura foi utilizada porque, segundo o Vähä-Ypyä et al. (2018) apenas um acelerômetro triaxial usado no quadril consegue identificar as diferentes posturas corporais (sentado, deitado e em pé), sendo excelente para ser utilizado em condições de vida diária, como nosso estudo.

Essa pesquisa também está de acordo com a *World Health Organization* (2015) no seu resumo do relatório Mundial de Envelhecimento e Saúde de 2015, que aponta o desenvolvimento de tecnologias deve acompanhar o envelhecimento da população, promovendo qualidade de vida. O monitoramento de condições de saúde e tratamento precoce também pode refrear a independência funcional, e melhorar as condições de mobilidade, sendo

fatores importantes para o envelhecimento saudável (WORLD HEALTH ORGANIZATION, 2015).

Esse estudo contribui na identificação de novo método para a análise de características de frequência dos sinais adquiridos por apenas um acelerômetro em diferentes faixas etárias e gênero, e também na estimulação para a criação de novas soluções computacionais na forma de aplicativos e sistemas que permitam atender às crescentes demandas populacionais de monitoramento por *e-health*.

6 CONCLUSÕES

Nesse estudo é possível compreender que as variáveis de acelerometria, entropia, frequência, amplitude e *counts*, apresentam diferentes características ao serem comparadas entre diferentes faixas etárias. Também é possível notar que a variável de entropia é mais sensível para identificar o movimento humano em diferentes faixas etárias. Também observamos que fatores demográficos como: escolaridade, idade e gênero; fatores antropométricos: estatura e porcentual de gordura; e fatores de risco cardiovascular: sedentarismo, dislipidemias, quedas e tabagismo, podem influenciar nas variáveis de acelerometria, ou seja, esses fatores podem influenciar no movimento humano.

Deste modo, é possível tratar os resultados das variáveis de acelerometria (PSE, PSP1, PSP2 e PSP3) obtidos nessa pesquisa como referência de normalidade, visto que na literatura ainda não há uma padronização para ser utilizada ao avaliar a locomoção em indivíduos de diferentes faixas etárias, podendo auxiliar futuros profissionais e pesquisadores da área.

Entendemos que pesquisas sobre o mapeamento e identificação de características de padrões de dados de acelerometria no movimento humano em diferentes faixas etárias são importantes para a identificação de problemas de saúde, principalmente dos que já afetam diretamente a população brasileira, como as DCNT, para assim, conseguir tratá-los de forma precoce, contribuindo com o envelhecimento saudável ao passar dos anos e ao longo de toda a vida.

Os acelerômetros são ferramentas tecnológicas que se provaram eficientes ao serem utilizados para a identificação de frequências dos sinais relacionados a mobilidade, nesse estudo em específico, ao utilizar dados brutos de acelerometria. Pode-se destacar, a utilização de apenas um acelerômetro ao invés de vários sensores para realizar a análise de movimento, sendo assim, um método mais acessível para futuras pesquisas e futuros profissionais da área de saúde e tecnologia.

Espera-se que os resultados obtidos contribuam para a criação de novas soluções computacionais na forma de aplicativos e sistemas que permitam melhor atender as crescentes demandas de monitoramento por *e-health* ou *m-health*. Além de fortalecer a área interdisciplinar entre a gerontologia e bioengenharia, sobretudo, relacionada ao desenvolvimento de novos métodos com a utilização de tecnologias para a melhora do estilo de vida saudável durante a vida adulta até o envelhecer.

7 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Estudos futuros poderiam usar os métodos propostos nesta pesquisa para a coleta de dados no cotidiano dos participantes, utilizando apenas um acelerômetro. Além disso, pesquisas futuras deveriam ajustar os padrões de movimento para gênero, e principalmente para as diferentes faixas etárias, visto a sua importância e impacto que pode gerar para análises, podendo gerar novas interpretações sobre o movimento humano.

Em relação a limitação do estudo, quanto a amostra e transversalidade, apesar dessa pesquisa ter elencado os participantes do EPIMOV, foram incluídos apenas os que dispunham da avaliação de acelerometria, então para podermos generalizar os resultados com maior acurácia e expandir as interpretações, é importante impulsionar futuras pesquisas acerca dos padrões do movimento humano e seus fatores associados, em populações maiores e estudos longitudinais para comparar os mesmos indivíduos conforme envelhecem.

Estudos futuros também poderiam explorar os métodos propostos aqui com outras técnicas, como as de aprendizado de máquina, para identificar padrões do movimento em diferentes faixas etárias e ou identificar um padrão de movimento para cada momento da vida.

REFERÊNCIAS

- ALTINI, M. et al. Estimating energy expenditure using body-worn accelerometers: a comparison of methods, sensors number and positioning. **IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics**, New York, v. 19, n. 1, p. 219-226, 2014.
- AMADO, T. C. F.; ARRUDA, I. de. Hipertensão arterial no idoso e fatores de risco associados. **Revista Brasileira de Nutrição Clínica**, São Paulo, v. 19, n. 2, p. 94-99, 2004.
- BARTLETT, R.; WHEAT, J.; ROBINS, M. Is movement variability important for sports biomechanists? **Sports Biomechanics**, Abingdon, v. 6, n. 2, p. 224-243, 2007.
- BET, P. et al. Accelerometry data analysis for identification of fallers using the six-minute walk test. **Biomedical Physics & Engineering Express**, Bristol, v. 5, n. 6, p. 065007, 2019.
- BET, P.; CASTRO, P. C.; PONTI, M. A. Fall detection and fall risk assessment in older person using wearable sensors: a systematic review. **International Journal of Medical Informatics**, Shannon, v. 130, p. 1-11, 2019.
- BET, P.; CASTRO, P. C.; PONTI, M. A. Foreseeing future falls with accelerometer features inactive community-dwelling older persons with no recent history of falls. **Experimental Gerontology**, Amsterdam, v. 143, p. 1-8, 2021.
- BHATTACHARYA, A. et al. Body acceleration distribution and O₂ uptake in humans during running and jumping. **Journal of Applied Physiology**, Bethesda, v. 49, n. 5, p. 881-887, 1980.
- BOILEAU, R. A. **Advances in body composition assessment**. Human Kinetics: Champaign, 1993.
- BRABRAND, M. et al. Should impaired mobility on presentation be a vital sign? **Acta Anaesthesiologica Scandinavica**, Copenhagen, v. 62, n. 7, p. 945-952, 2018.
- BUSCH, T. de A. et al. Factors associated with lower gait speed among the elderly living in a developing country: a cross-sectional population-based study. **BMC Geriatrics**, London, v. 15, n. 1, p. 1-9, 2015.
- BUZZI, U. H. et al. Nonlinear dynamics indicates aging affects variability during gait. **Clinical Biomechanics**, Amsterdam, v. 18, n. 5, p. 435-443, 2003.
- CHODZKO-ZAJKO, W. J. et al. Exercise and physical activity for older adults. **Medicine & science in sports & exercise**, LWW, v. 41, n. 7, p. 1510 – 1530, 2009.
- CONDON, J. J.; RANSOM, S. M. **Essential radio astronomy**. Princeton: Princeton University Press, 2016.
- CONNOR, P.; ROSS, A. Biometric recognition by gait: a survey of modalities and features. **Computer Vision and Image Understanding**, San Diego, v. 167, p. 1-27, 2018.

COSTA, E. F. de A.; PORTO, C. C.; SOARES, A. T. Envelhecimento populacional brasileiro e o aprendizado de geriatria e gerontologia. **Revista UFG**, Goiânia, v. 5, n. 2, p. 7-10, jul./dez. 2003.

COSTA, M.; GOLDBERGER A. L.; PENG, C-K. Multiscale entropy analysis of biological signals. **Physical Review**, p. 1-18, v. 71, n. 2, Feb. 2005.

CORNMAN, J. C.; GLEI, D. A.; WEINSTEIN, M. Change in mobility: consistency of estimates and predictors across studies of older adults. **The Journals of Gerontology: Series B**, Oxford, v. 76, n. 1, p. 209-218, 2021.

CRUZ-JIMENEZ, M. Normal changes in gait and mobility problems in the elderly. **Physical Medicine and Rehabilitation Clinics**, Philadelphia, v. 28, n. 4, p. 713-725, 2017.

DELMASTRO, F. et al. Long-term care: how to improve the quality of life with mobile and e-health services. *In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON WIRELESS AND MOBILE COMPUTING, NETWORKING AND COMMUNICATIONS*, 14., Limassol, 2018. **Proceedings** [...]. Piscataway: IEEE, 2018. p. 12-19.

DEMROZI, F. et al. Human activity recognition using inertial, physiological and environmental sensors: a comprehensive survey. **IEEE Access**, Piscataway, v. 8, p. 210816-210836, 2020.

DICHARRY, J. Kinematics and kinetics of gait: from lab to clinic. **Clinics in Sports Medicine**, Philadelphia, v. 29, n. 3, p. 347, 2010.

DIN, S. D. et al. Measuring gait with an accelerometer-based wearable: influence of device location, testing protocol and age. **Physiological Measurement**, Bristol, v. 37, n. 10, p. 1785-1797, 2016.

DOHENY, E. P. et al. Falls classification using tri-axial accelerometers during the five-times-sit-to-stand test. **Gait & Posture**, Amsterdam, v. 38, n. 4, p. 1021-1025, 2013.

DUQUE, C.; MAMEDE, J.; MORGADO, L. mHealth initiatives in Portugal. *In: IBERIAN CONFERENCE ON INFORMATION SYSTEMS AND TECHNOLOGIES*, 12., Lisbon, 2017. **Proceedings** [...]. Rio Tinto: AISTI, 2017. p. 1-6.

ESTRÁZULAS, J. A. et al. Características biomecânicas da marcha em crianças, adultos e idosos. **Lecturas: Educación Física y Deportes**, v. 88, n. 10, p. 1-5, 2005.

FERRI, C. A. **Rede de sensores inerciais e eletromiografia para análise da marcha humana**. 2017. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, SP, 2017.

FREEDSON, P. S.; MELANSON, E.; SIRARD, J. Calibration of the computer science and applications, inc. accelerometer. **Medicine and Science in Sports and Exercise**, Baltimore, v. 30, n. 5, p. 777-781, 1998.

GARBER, C. E. et al. Quantity and quality of exercise for developing and maintaining cardiorespiratory, musculoskeletal, and neuromotor fitness in apparently healthy adults: guidance for prescribing exercise. **Medicine and Science in Sports and Exercise**, Baltimore, v. 43, n. 7, p. 1334-1359, 2011.

GELLER, G. et al. What do clinicians derive from partnering with their patients?: a reliable and valid measure of “personal meaning in patient care”. **Patient Education and Counseling**, Amsterdam, v. 72, n. 2, p. 293-300, 2008.

GIBSON, J. D. What is the interpretation of spectral entropy? *In: IEEE INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON INFORMATION THEORY*, 1994., Trondheim, 1994. **Proceedings [...]**. Piscataway: IEEE, 1994. p. 440.

GOLDBERGER, A. L. et al. Fractal dynamics in physiology: alterations with disease and aging. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, Washington, v. 99, suppl. 1, p. 2466-2472, 2002.

GORMAN, E. et al. Accelerometry analysis of physical activity and sedentary behavior in older adults: a systematic review and data analysis. **European Review of Aging and Physical Activity**, Wingate, v. 11, n. 1, p. 35-49, 2014.

GREENE, B. R. et al. Quantitative falls risk assessment using the timed up and go test. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, New York, v. 57, n. 12, p. 2918-2926, 2010.

HAUSDORFF, J. M. et al. Is walking a random walk? Evidence for long-range correlations in stride interval of human gait. **Journal of Applied Physiology**, Bethesda, v. 78, n. 1, p. 349-358, 1995.

HAVENS, K. L. et al. Accelerations from wearable accelerometers reflect knee loading during running after anterior cruciate ligament reconstruction. **Clinical Biomechanics**, Los Angeles, v. 58, p. 57-61, 2018.

HIRATA, S. et al. The harmonic ratio of trunk acceleration predicts falling among older people: results of a 1-year prospective study. **Journal of Neuroengineering and Rehabilitation**, London, v. 10, n. 1, p. 1-6, 2013.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Pesquisa nacional de saúde: 2019: informações sobre domicílios, acesso e utilização dos serviços de saúde: Brasil, grandes regiões e unidades da federação**. Rio de Janeiro: IBGE, 2020.

JOHANSSON, G. Visual motion perception. **Scientific American**, New York, v. 232, n. 6, p. 76-89, 1975.

KAVANAGH, J. J.; MENZ, H. B. Accelerometry: a technique for quantifying movement patterns during walking. **Gait & posture**, Amsterdam, v. 28, n. 1, p. 1-15, 2008.

KOBSAR, D. et al. Evaluation of age-related differences in the stride-to-stride fluctuations, regularity and symmetry of gait using a waist-mounted tri-axial accelerometer. **Gait & Posture**, Amsterdam, v. 39, n. 1, p. 553-557, 2014.

- LAPÃO, L. V. Digitalization of healthcare: where is the evidence of the impact on healthcare workforce' performance? *In*: UGON, A. et al. (eds.). **Building continents of knowledge in oceans of data: the future of co-created ehealth**. [S. l.]: IOS Press, 2018. p. 646-650.
- LEE, T. K.; BELKHATIR, M.; SANEI, S. A comprehensive review of past and present vision-based techniques for gait recognition. **Multimedia tools and applications**, Norwell, v. 72, n. 3, p. 2833–2869, 2014.
- LEIRÓS-RODRÍGUEZ, R.; GARCÍA-SOIDÁN, J.; ROMO-PÉREZ, V. Analyzing the use of accelerometers as a method of early diagnosis of alterations in balance in elderly people: a systematic review. **Sensors**, Basel, v. 19, n. 18, p. 3883, 2019.
- LI, X. et al. Gait components and their application to gender recognition. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)**, New York, v. 38, n. 2, p. 145–155, 2008.
- LU, Y.; WANG, H.; LIU, S. An integrated accelerometer for dynamic motion systems. **Measurement**, London, v. 125, p. 471-475, 2018.
- MANN, L. et al. A marcha humana: investigação com diferentes faixas etárias e patologias. **Motriz: Revista de Educação Física**, Rio Claro, v. 14, n. 3, p. 346-353, 2008.
- MANNINI, A. et al. Activity recognition using a single accelerometer placed at the wrist or ankle. **Medicine and Science in Sports and Exercise**, Baltimore, v. 45, n. 11, p. 2193-2203, 2013.
- MANSFIELD, N. J. **Human response to vibration**. Boca Raton: CRC Press, 2004.
- MARCHI, A. C. B. D. Tecnologias computacionais para o monitoramento e a reabilitação de pessoas com doenças crônicas não transmissíveis. **Revista Brasileira de Ciências do Envelhecimento Humano**, Passo Fundo, v. 16, n. 1, p. 13-17, 2019.
- MATHIE, M. J. et al. Accelerometry: providing an integrated, practical method for long-term, ambulatory monitoring of human movement. **Physiological Measurement**, Bristol, v. 25, n. 2, p. 1-20, 2004.
- MICÓ-AMIGO, M. E. et al. A novel accelerometry-based algorithm for the detection of step durations over short episodes of gait in healthy elderly. **Journal of Neuroengineering and Rehabilitation**, London, v. 13, n. 1, p. 1-12, 2016.
- MILLECAMPS, A. et al. Understanding the effects of pre-processing on extracted signal features from gait accelerometry signals. **Computers in Biology and Medicine**, Amsterdam, v. 62, p. 164-174, 2015.
- MILLER, D. J.; STERGIOU, N.; KURZ, M. J. An improved surrogate method for detecting the presence of chaos in gait. **Journal of Biomechanics**, New York, v. 39, n. 15, p. 2873-2876, 2006.
- MINISTÉRIO DA SAÚDE. Secretaria de Vigilância em Saúde. Departamento de Análise de Situação de Saúde. **Plano de ações estratégicas para o enfrentamento das doenças crônicas não transmissíveis (DCNT) no Brasil, 2011-2022**. Brasília: Ministério da Saúde.

Disponível em:

https://bvsmms.saude.gov.br/bvs/publicacoes/plano_acoes_enfrent_dcnt_2011.pdf. Acesso em: 30 mar. 2022.

NAKAMURA, N. et al. Evaluation of active knee flexion and hamstring strength after anterior cruciate ligament reconstruction using hamstring tendons. **Arthroscopy: The Journal of Arthroscopic & Related Surgery**, Philadelphia, v. 18, n. 6, p. 598-602, 2002.

NEUMANN, L. T. V.; ALBERT, S. M. Aging in brazil. **The Gerontologist**, Cary, v. 58, n. 4, p. 611–617, 2018.

NIGG, B.; FISHER, V.; RONSKY, J. Gait characteristics as a function of age and gender. **Gait & Posture**, Amsterdam, v. 2, n. 4, p. 213–220, 1994.

NISHIGUCHI, S. et al. Reliability and validity of gait analysis by android-based smartphone. **Telemedicine and e-Health**, New York, v. 18, n. 4, p. 292-296, 2012.

OLIVEIRA, A. S. Transição demográfica, transição epidemiológica e envelhecimento populacional no Brasil. **Hygeia: Revista Brasileira de Geografia Médica e da Saúde**, Uberlândia, v. 15, n. 32, p. 69-79, 2019.

OPPENHEIM, A. V. et al. **Signals & systems**. Upper Saddle River: Pearson, 1997.

OSOBA, M. Y. et al. Balance and gait in the elderly: a contemporary review. **Laryngoscope Investigative Otolaryngology**, Hoboken, v. 4, n. 1, p. 143-153, 2019.

PERRY, J.; SCHONEBERGER, B. Análise de marcha: marcha patológica. **Revista Brasileira de Educação Especial**, v. 12, n. 1, p. 123-138, 2005.

PINCUS, S. M. Approximate entropy as a measure of system complexity. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, Washington, v. 88, p. 2297-2301, 1991.

PISON, U. et al. Nanomedicine for respiratory diseases. **European Journal of Pharmacology**, New York, v. 533, n. 1-3, p. 341-350, 2006.

PONCIANO, V. et al. Identification of diseases based on the use of inertial sensors: a systematic review. **Electronics**, Basel, v. 9, n. 5, p. 1-16, 2020.

PONTI, M. et al. Better than counting seconds: identifying fallers among healthy elderly using fusion of accelerometer features and dual-task timed up and go. **PLoS one**, San Francisco, v. 12, n. 4, p. 1-21, 2017.

PRÉCOMA, D. B. et al. Atualização da diretriz de prevenção cardiovascular da Sociedade Brasileira de Cardiologia-2019. **Arquivos Brasileiros de Cardiologia**, São Paulo, v. 113, p. 787-891, 2019.

RAO, A. K. Wearable sensor technology to measure physical activity (PA) in the elderly. **Current Geriatrics Reports**, New York, v. 8, n. 1, p. 55-66, 2019.

RILEY, P. O.; CROCE, U. D.; KERRIGAN, D. C. Effect of age on lower extremity joint moment contributions to gait speed. **Gait & Posture**, Amsterdam, v. 14, n. 3, p. 264-270, 2001.

ROBERTS, M.; MONGEON, D.; PRINCE, F. Biomechanical parameters for gait analysis: a systematic review of healthy human gait. **Physical Therapy & Rehabilitation Journal**, Oxford, v. 4, n. 6, p. 1-17, 2017.

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

ROSE, J.; GAMBLE, J. G. **Marcha humana**. São Paulo: Premier, 1998.

RUGHWANI, N. Normal anatomic and physiologic changes with aging and related disease outcomes: a refresher. **Mount Sinai Journal of Medicine: A Journal of Translational and Personalized Medicine**, New York, v. 78, n. 4, p. 509-514, 2011.

RYAN, S. M. et al. Gender-and age-related differences in heart rate dynamics: are women more complex than men? **Journal of the American College of Cardiology**, Cedar Knolls, v. 24, n. 7, p. 1700-1707, 1994.

SANTOS-LOZANO, A. et al. Actigraph GT3X: validation and determination of physical activity intensity cut points. **International Journal of Sports Medicine**, Stuttgart, v. 34, n. 11, p. 975-982, 2013.

SILVA, L. F. da; VEIT, E. A. O microcomputador como instrumento de medida no laboratório didático de Física. **Textos de Apoio ao Professor de Física**, Porto Alegre, v. 16, 2005.

SIMIÉLI, I.; PADILHA, L. A. R.; TAVARES, C. F. de F. Realidade do envelhecimento populacional frente às doenças crônicas não transmissíveis. **Revista Eletrônica Acervo Saúde**, Campinas, v. 37, p. 1-9, 2019.

SOUSA, T. L. W. de et al. Dose-response relationship between very vigorous physical activity and cardiovascular health assessed by heart rate variability in adults: cross-sectional results from the EPIMOV study. **PLoS One**, San Francisco, v. 14, n. 1, p. 1-14, 2019.

STERGIOU, N. et al. Nonlinear tools in human movement. *In*: STERGIOU, N. **Innovative analyses of human movement**. Champaign: Human Kinetics, 2004. p. 63-90.

STERGIOU, N.; KENT, J. A.; MCGRATH, D. Human movement variability and aging. **Kinesiology Review**, Champaign, v. 5, n. 1, p. 15-22, 2016.

TERRIER, P.; REYNARD, F. Effect of age on the variability and stability of gait: a cross-sectional treadmill study in healthy individuals between 20 and 69 years of age. **Gait & Posture**, Amsterdam, v. 41, n. 1, p. 170-174, 2015.

THOMAS, S.; READING, J.; SHEPHARD, R. J. Revision of the physical activity readiness questionnaire (PAR-Q). **Canadian Journal of Sport Sciences**, Downsview, v. 17, n. 4, p. 338-345, 1992.

TROIANO, R. P. et al. Physical activity in the United States measured by accelerometer. **Medicine and Science in Sports and Exercise**, Baltimore, v. 40, n. 1, p. 181-188, 2008.

TROST, S. G.; WAY, R.; OKELY, A. D. Predictive validity of three ActiGraph energy expenditure equations for children. **Medicine and Science in Sports and Exercise**, Baltimore, v. 38, n. 2, p. 380-387, 2006.

TRUNG, N. T. et al. Performance evaluation of gait recognition using the largest inertial sensor-based gait database. *In: IAPR INTERNATIONAL CONFERENCE ON BIOMETRICS*, 5., 2012, New Delhi. **Proceedings** [...]. Piscataway: IEEE, 2012. p. 360-366.

TUDOR-LOCKE, C. Assessment of enacted mobility in older adults. **Topics in Geriatric Rehabilitation**, Gaithersburg, v. 28, n. 1, p. 33-38, 2012.

VÄHÄ-YPYÄ, H. et al. Reliable recognition of lying, sitting, and standing with a hip-worn accelerometer. **Scandinavian journal of medicine & science in sports**, Copenhagen, v. 28, n. 3, p. 1092-1102, 2018.

VAUGHAN, C. L. Theories of bipedal walking: an odyssey. **Journal of Biomechanics**, New York, v. 36, n. 4, p. 513-523, 2003.

VAUGHAN, C. L.; DAVIS, B. L.; O'CONNOR, J. C. **Dynamics of human gait**. Champaign: Human Kinetics, 1992.

WEBSTER, J. G.; EREN, H. **Measurement, instrumentation, and sensors handbook: two-volume set**. Boca Raton: CRC Press, 2018.

WENG, Y. et al. A high resolution tilt measurement system based on multi-accelerometers. **Measurement**, London, v. 109, p. 215-222, 2017.

WORLD HEALTH ORGANIZATION. **Ageing**. [S. l.]: OECD, 2020.

WORLD HEALTH ORGANIZATION. **mHealth: New horizons for health through mobile technologies: second global survey on eHealth**. Switzerland: World Health Organization, 2011.

WORLD HEALTH ORGANIZATION. **World report on ageing and health**. [S. l.]: World Health Organization, 2015.

YANG, C.-C.; HSU, Y.-L. A review of accelerometry-based wearable motion detectors for physical activity monitoring. **Sensors**, Basel, v. 10, n. 8, p. 7772-7788, 2010.

YU, S. et al. A study on gait-based gender classification. **IEEE Transactions on Image Processing**, Piscataway, v. 18, n. 8, p. 1905-1910, 2009.

ZHANG, D. et al. Ethnicity classification based on fusion of face and gait. *In: IAPR INTERNATIONAL CONFERENCE ON BIOMETRICS*, 5., 2012, New Delhi. **Proceedings** [...]. Piscataway: IEEE, 2012. p. 384-389.

ZHANG, L. et al. Falls and risk factors of falls for urban and rural community-dwelling older adults in China. **BMC Geriatrics**, London, v. 19, n. 1, p. 1-17, 2019.

ZIJLSTRA, W.; HOF, A. L. Assessment of spatio-temporal gait parameters from trunk accelerations during human walking. **Gait & Posture**, Amsterdam, v. 18, n. 2, p. 1-10, 2003.

ZYLBERBERG, M. P. **Análise da transmissão de impacto de diferentes de calçados militares**. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Departamento de Engenharia Industrial, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2012.

ANEXO A – Aprovação do Comitê de Ética em Pesquisa da UNIFESP

UNIVERSIDADE FEDERAL DE
SÃO PAULO - UNIFESP/
HOSPITAL SÃO PAULO



PARECER CONSUBSTANCIADO DO CEP

DADOS DO PROJETO DE PESQUISA

Título da Pesquisa: Nível de atividade e aptidão física e sua associação com o declínio da função pulmonar em adultos do município de Santos, Brasil

Pesquisador: Victor Zuniga Dourado

Área Temática:

Versão: 2

CAAE: 10209712.8.0000.5505

Instituição Proponente: Departamento de Ciências do Movimento Humano

DADOS DO PARECER

Número do Parecer: 186.796

Data da Relatoria: 18/01/2013

Apresentação do Projeto:

Conforme parecer CEP 180634 de 21/12/2012

Objetivo da Pesquisa:

Conforme parecer CEP 180634 de 21/12/2012

Avaliação dos Riscos e Benefícios:

Conforme parecer CEP 180634 de 21/12/2012

Comentários e Considerações sobre a Pesquisa:

Conforme parecer CEP 180634 de 21/12/2012

Considerações sobre os Termos de apresentação obrigatória:

Novo TCLE apresentado conforme solicitado

Recomendações:

não se aplica

Conclusões ou Pendências e Lista de Inadequações:

sem inadequações. Projeto pode ser aprovado

Situação do Parecer:

Aprovado

Necessita Apreciação da CONEP:

Não

Endereço: Rua Botucatu, 572 1º Andar Conj. 14

Bairro: VILA CLEMENTINO

CEP: 04.023-061

UF: SP

Município: SAO PAULO

Telefone: (11)5539-7162

Fax: (11)5571-1062

E-mail: cepunifesp@unifesp.br