

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GERONTOLOGIA

PATRÍCIA BET

**SENSORES INERCIAIS MÓVEIS NO RASTREIO E PREDIÇÃO DE
RISCO DE QUEDAS EM IDOSOS**

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

SÃO CARLOS

2019

PATRÍCIA BET

**SENSORES INERCIAIS MÓVEIS NO RASTREIO E PREDIÇÃO DE
RISCO DE QUEDAS EM IDOSOS**

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Gerontologia da Universidade Federal de São Carlos como requisito parcial para obtenção do grau de “Mestre em Gerontologia” – Área de Concentração: Gestão, Tecnologia e Inovação em Gerontologia.

Orientador: PROF. DR. MOACIR ANTONELLI PONTI

SÃO CARLOS

2019

Bet, Patrícia

Sensores inerciais móveis no rastreamento e predição de risco de quedas em idosos / Patrícia Bet. -- 2019.
101 f. : 30 cm.

Dissertação (mestrado)-Universidade Federal de São Carlos, campus São Carlos, São Carlos
Orientador: Moacir Antonelli Ponti
Banca examinadora: Victor Zuniga Dourado, Arlindo Neto Montagnoli
Bibliografia

1. aceleração. 2. análise de marcha. 3. risco de quedas. I. Orientador. II. Universidade Federal de São Carlos. III. Título.

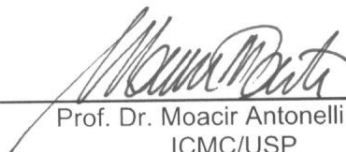
Ficha catalográfica elaborada pelo Programa de Geração Automática da Secretaria Geral de Informática (SIn).

DADOS FORNECIDOS PELO(A) AUTOR(A)

Bibliotecário(a) Responsável: Ronildo Santos Prado – CRB/8 7325

Folha de Aprovação

Assinaturas dos membros da comissão examinadora que avaliou e aprovou a Defesa de Dissertação de Mestrado da candidata Patrícia Bet, realizada em 18/01/2019:




Prof. Dr. Moacir Antonelli Ponti
ICMC/USP

Prof. Dr. Victor Zuniga Dourado
UNIFESP



Prof. Dr. Arlindo Neto Montagnoli
UFSCar

Certifico que a defesa realizou-se com a participação à distância do(s) membro(s) Victor Zuniga Dourado e, depois das arguições e deliberações realizadas, o(s) participante(s) à distância está(ao) de acordo com o conteúdo do parecer da banca examinadora redigido neste relatório de defesa.



Prof. Dr. Moacir Antonelli Ponti

Ao meu avô Luis, o qual teve enorme influência nas minhas escolhas.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente agradeço aos meus pais, Eduardo e Ivania, responsáveis por tornarem possível a realização de mais um sonho, e não terem medido esforços para que isso acontecesse. Vocês sempre foram e serão minha inspiração por um futuro melhor. Agradeço também a toda minha família, por terem me apoiado e compreendido os meus momentos de ausência, especialmente as minhas avós, que sempre me aguardaram para os cafés da tarde nas sextas-feiras.

Agradeço ao Vinícius, meu companheiro de trajetória, que foi meu alicerce nos momentos difíceis e de insegurança. Obrigada pela paciência, por sempre ter acreditado em mim e nunca me ter deixado desistir. Mesmo distante, você foi a peça fundamental para realização desse trabalho. Sou eternamente grata!

Ao meu orientador, Prof. Dr. Moacir Antonelli Ponti. Obrigada pela paciência, pelas oportunidades, amizade e auxílio na realização deste trabalho. Agradeço principalmente pela troca de conhecimentos e a possibilidade de desbravar uma nova área de conhecimento, que me cativou e me despertou o desejo de "quero mais". Além disso, agradeço aos professores do Programa de Pós-graduação em Gerontologia, por contribuíram para minha formação acadêmica e profissional. Em especial agradeço a Profa. Dra. Paula Costa Castro e ao Prof. Dr. Marcos Hortes N. Chagas, pelas vivências acadêmicas, amizade e auxílio.

A Fundação Educacional de São Carlos, por disponibilizarem seu espaço para realização do estudo. Agradeço especialmente aos idosos da instituição que gentilmente aceitaram participar da pesquisa e foram sempre receptivos com meus telefonemas. Sem vocês esse trabalho não se realizaria.

As minhas colegas de casa e amigas Marina e Gabriella por terem me acolhido em São Carlos nesses anos, pelo companheirismo, bons momentos e amizade. Agradeço também as minhas amigas de laboratório, Ana Julia, Nayara, Daiene, Isabela e Mariane, por terem sido minha família nesses últimos dois anos. Obrigada pelas trocas de experiência, companheirismo, pelos momentos de descontração, ombro amigo e todo o crescimento profissional e pessoal que tivemos juntas.

Por último, mas não menos importante, agradeço ao Google e CAPES por acreditarem e financiarem este trabalho.

”O que prevemos raramente ocorre; o que menos esperamos geralmente acontece.”

(Benjamin Disraeli)

RESUMO

BET, P. SENSORES INERCIAIS MÓVEIS NO RASTREIO E PREDIÇÃO DE RISCO DE QUEDAS EM IDOSOS. 101 f. Dissertação de mestrado – Programa de Pós-graduação em Gerontologia, Universidade Federal de São Carlos. São Carlos, 2019.

Introdução: O investimento em equipamentos baseados em sensores de aceleração como uma estratégia de prevenção de queda pode representar uma opção viável para o monitoramento do risco de queda. No entanto, mais estudos são necessários para a análise de tais dados, em particular para a previsão de quedas futuras a serem adotadas para os cuidados de saúde e prevenção. Assim, o objetivo deste estudo é investigar os padrões para rastreamento de risco de queda em idosos sem histórico recente de queda, por meio de três variações do teste Timed Up and Go (TUG) utilizando um único sensor de aceleração. **Métodos:** Um estudo longitudinal prospectivo foi conduzido com 74 idosos saudáveis não caídores utilizando sensores de aceleração na região da cintura enquanto realizavam três variações do TUG. Após avaliação no início do estudo, a ocorrência de quedas (desfecho) foi monitorada trimestralmente durante um ano. Investigamos características de frequência extraídas do sinal de acelerometria e sua capacidade de prever quedas. O teste Mann-Whitney foi utilizado para comparar os grupos. Além disso, análise de acurácia, sensibilidade e especificidade foram realizadas. **Resultados e Discussão:** O melhor resultado de característica individual mostrou uma acurácia de 0.75, sensibilidade de 0.71 e especificidade de 0.76. Uma fusão das três melhores características aumentou a sensibilidade para 0.86. Diferença estatística foi encontrada nos os dados completos de acelerometria, sem qualquer tipo de processamento, para três, seis, nove e doze meses de acompanhamento. Os pontos de corte dos segundos do TUG não demonstraram sensibilidade adequada para os idosos da comunidade. **Conclusões:** Os resultados confirmam evidências anteriores de que os recursos de acelerometria podem melhorar a avaliação do risco de quedas e apoiam possíveis aplicações que tentam inferir o risco de quedas em cenários menos restritos, mesmo em uma amostra estratificada por idade e sexo composta por idosos ativos da comunidade.

Palavras-chave: aceleração, análise de marcha, risco de queda, sensores vestíveis, idosos

ABSTRACT

BET, P. MOBILE INERTIAL SENSORS FOR FALL RISK SCREENING AND PREDICTION. 101 f. Dissertação de mestrado – Programa de Pós-graduação em Gerontologia, Universidade Federal de São Carlos. São Carlos, 2019.

Background: The investment in acceleration sensor-based equipment as a fall prevention strategy can represent a viable option for the monitoring of the fall risk. However, more studies are needed on the analysis of such data, in particular for the prediction of future falls to be adopted for health care and prevention. Thus, the objective of this study is to investigate patterns for fall risk screening in the elderly with no recent history of fall, through three types of Timed Up and Go (TUG) tests using a single acceleration sensor. **Methods:** A prospective study was conducted with 74 healthy elderly non-fallers using waist acceleration sensors while performing three variations of the TUG. After evaluation at baseline, the occurrence of falls (outcome) was monitored quarterly during one year. We investigate frequency features extracted from the accelerometry signal and their ability to predict falls. Mann-Whitney U test was used to compare the groups. Besides, analyze of accuracy, sensitivity and specificity were performed. **Results and Discussion:** The best individual feature result shows an accuracy of 0.75, sensitivity of 0.71 and specificity of 0.76. A fusion of the three best features increases the sensitivity to 0.86. Statistical difference was found in the whole accelerometry data, without any type of processing, for three, six, nine and twelve months of follow-up. The cut-off points of the TUG seconds did not demonstrate adequate sensitivity for community-dwelling elderly. **Conclusions:** The results confirms previous evidence that accelerometer features can better fall risk, and support potential applications that try to infer falls risk in less restricted scenarios, even in a sample stratified by age and gender composed of active community-dwelling elderly.

Keywords: acceleration, gait analysis, fall risk, wearable sensors, elderly

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1	– Fluxograma no padrão PRISMA utilizado na seleção dos artigos para o mapeamento sistemático.	32
FIGURA 2	– Número de estudos por ano de publicação.	34
FIGURA 3	– Tipo de sensor utilizado nos artigos analisados.	35
FIGURA 4	– Número de artigos por posição de sensor.	36
FIGURA 5	– Taxa de amostragem em Hz utilizada por artigo.	37
FIGURA 6	– Tipo de processamento de dados utilizado por artigo.	38
FIGURA 7	– Condição de saúde da amostra utilizada por artigo.	39
FIGURA 8	– Tipo de teste utilizado para extrair características de marcha.	40
FIGURA 9	– Aplicação relacionada a queda utilizada por artigo.	41
FIGURA 10	– Fluxograma de usuários cadastrados na U3I.	43
FIGURA 11	– Fluxograma do estudo.	44
FIGURA 12	– Linha do tempo das avaliações.	45
FIGURA 13	– Configuração do Teste TUG	46
FIGURA 14	– Diagrama da sequência de passos para a análise dos dados de acelerometria.	47
FIGURA 15	– Exemplo de espectro de potência de um participante do estudo. Este espectro de energia foi gerado a partir dos dados brutos de acelerometria, ou seja, sem qualquer tipo de processamento.	49
FIGURA 16	– Rótulos obtidos após a segmentação do sinal: o objetivo é separar cada TUG para permitir recursos de computação e realizar análises de cada teste individual. A linha laranja indica os rótulos numéricos de 1 até 9, relativos a cada um dos 9 testes realizados. Os trechos onde a linha indica o valor 0 são considerados períodos de repouso no intervalo de realização dos testes.	50
FIGURA 17	– Exemplo de um espectro de potência de um participante do estudo em que o valor do pontilhado verde representa o pico de frequência do espectro de potência (PSPF). O valor se refere ao eixo x do gráfico, isto é, 9Hz.	51
FIGURA 18	– Exemplo de um <i>power spectrum</i> de um participante do estudo em que o valor da linha vermelha representa o <i>power spectrum peak</i> (PSP). O valor refere-se ao eixo y do gráfico, isto é, aproximadamente 6,0.	52
FIGURA 19	– Para calcular as contagens de TUG, cada amplitude de frequência é multiplicada por uma função linear de decaimento (mostrada em laranja) e depois somada.	53

LISTA DE TABELAS

TABELA 1	– <i>String</i> de busca para o mapeamento sistemático.	30
TABELA 2	– Quantidade de trabalhos selecionados.	32
TABELA 3	– Artigos selecionados para análise.	33
TABELA 4	– Características da amostra contendo idade, sexo e média do MEEM, além da média, e valores do intervalo de confiança (IC) para as médias dos TUG-S, TUG-M e TUG-D dos três grupos em que a amostra foi dividida, para os quais todos os valores estão apresentados em segundos.	57
TABELA 5	– Características extraídas do sinal obtidos do acelerômetro após a fusão dos eixos. As análises são referentes aos dados adquiridos dos dados brutos de acelerometria coletados na primeira avaliação e estão divididos nos grupos etários.	58
TABELA 6	– Comparação dos segundos do TUG entre o grupo não caidor e caidor ao longo dos 12 meses de acompanhamento, além de significância estatística, acurácia, sensibilidade e especificidade.	59
TABELA 7	– Características do acompanhamento de 3 meses que produziram diferença estatística ao comparar as médias dos grupos caidor e não caidor.	61
TABELA 8	– Características do acompanhamento de 6 meses que produziram diferença estatística ao comparar as médias dos grupos caidor e não caidor.	62
TABELA 9	– Características do acompanhamento de 9 meses que produziram diferença estatística ao comparar as médias dos grupos caidor e não caidor.	63
TABELA 10	– Características do acompanhamento de 12 meses que produziram diferença estatística ao comparar as médias dos grupos caidor e não caidor.	65
TABELA 11	– Visão geral dos principais resultados das características para os três meses de acompanhamento e sua acurácia (ACC), sensibilidade (TPR) e especificidade (TNR).	66
TABELA 12	– Visão geral dos principais resultados das características para os seis, nove e doze meses de acompanhamento e sua acurácia, sensibilidade (TPR) e especificidade (TNR).	67
TABELA 13	– Comparação dos segundos do TUG entre o grupo não caidor e caidor ao longo dos 12 meses de acompanhamento, além de significância estatística, acurácia, sensibilidade e especificidade.	95
TABELA 14	– Características do acompanhamento de 3 meses que produziram diferença estatística ao comparar as médias dos grupos caidor e não caidor.	96
TABELA 15	– Características do acompanhamento entre 3 e 6 meses que produziram diferença estatística ao comparar as médias dos grupos caidor e não caidor.	97
TABELA 16	– Características do acompanhamento entre 6 e 9 meses que produziram diferença estatística ao comparar as médias dos grupos caidor e não caidor.	98
TABELA 17	– Características do acompanhamento entre 9 e 12 meses que produziram diferença estatística ao comparar as médias dos grupos caidor e não caidor.	99
TABELA 18	– Visão geral dos principais resultados das características para os três meses de acompanhamento e sua acurácia (ACC), sensibilidade (TPR) e espe-	

	cificidade (TNR).	100
TABELA 19 –	Visão geral dos principais resultados das características para os seis, nove e doze meses de acompanhamento e sua acurácia, sensibilidade (TPR) e especificidade (TNR).	100
TABELA 20 –	Resumo da análise comparando os segundos do TUG com as características de acelerometria para todos os caidores nos doze meses de acompanhamento.	101

LISTA DE SIGLAS

TUG	Timed Up and Go
HZ	Hertz
AVD	Atividades de Vida Diária
TUG-S	TUG Simples ou convencional
TUG-M	TUG tarefa motor
TUG-D	TUG dupla tarefa
U3I	Universidade Aberta da Terceira Idade
PSE	Power Spectrum Entropy
PSPF	Power Spectrum Peak Frequency
PSP	Power Spectrum Peak
WPSP	Weighted Power Spectrum Peak
TC	TUG Counts
MEEM	Mini Exame do Estado Mental
AUC	Area under the curve ou área sobre a curva
EEB	Escala de Equilíbrio de Berg
FRI	Fall Risk Index
POMA	Performance Oriented Mobility Assessment Tool
DGI	Dynamic Gait Index

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	15
1.1 CONTRIBUIÇÕES	17
1.2 ORGANIZAÇÃO DO DOCUMENTO	17
2 REFERENCIAL TEÓRICO	19
2.1 ENVELHECIMENTO POPULACIONAL	19
2.2 ENVELHECER NO LUGAR	21
2.3 QUEDAS EM IDOSOS	23
2.4 SENSORES INERCIAIS E DETECÇÃO DE QUEDAS	25
3 MAPEAMENTO SISTEMÁTICO	29
3.1 PLANEJAMENTO DO MAPEAMENTO SISTEMÁTICO	29
3.1.1 Questão de pesquisa	29
3.1.2 Palavras-chave	30
3.1.3 Estratégias de busca	30
3.1.4 Critérios de inclusão e exclusão	30
3.1.5 Extração de dados	31
3.2 COLETA DE DADOS	31
3.2.1 Análise dos resultados	34
3.2.1.1 Resposta questão 1: sensores utilizados	34
3.2.1.2 Resposta questão 2: taxa de amostragem	36
3.2.1.3 Resposta questão 3: tipos de processamentos de dados	37
3.2.1.4 Resposta questão 4: amostras e testes utilizado	38
3.2.1.5 Resposta questão 5: aplicação	40
3.3 CONCLUSÃO DO MAPEAMENTO	41
4 OBJETIVOS	42
4.1 OBJETIVO GERAL	42
4.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	42
5 MÉTODO	43
5.1 DELINEAMENTO E SELEÇÃO	43
5.2 CRITÉRIOS DE INCLUSÃO	44
5.3 CRITÉRIOS DE EXCLUSÃO	44
5.4 DESFECHO PRINCIPAL E AVALIAÇÕES	45
5.5 PROCEDIMENTOS	47
5.5.1 Aquisição e Processamento do Sinal	47
5.5.2 Extração de Características	50
5.5.3 Análise de Dados e Avaliação	54
5.6 IMPLEMENTAÇÃO E REPRODUTIBILIDADE	55
6 RESULTADOS	56
6.1 CARACTERIZAÇÃO DA AMOSTRA	56
6.2 VISÃO GERAL DOS RESULTADOS APÓS ACOMPANHAMENTO DE 12 MESES	58
6.3 ANÁLISE AO LONGO DO TEMPO DE ACOMPANHAMENTO	59

6.3.1	Três meses de acompanhamento	60
6.3.2	Seis meses de acompanhamento	62
6.3.3	Nove meses de acompanhamento	62
6.3.4	Doze meses de acompanhamento	64
6.4	AVALIAÇÃO DO RISCO DE QUEDA: ACURÁCIA, SENSIBILIDADE E ESPECI- FICIDADE	66
7	DISCUSSÃO	68
8	CONCLUSÕES	75
	REFERÊNCIAS	76
	Apêndice A - TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO (TCLE)	85
	Apêndice B - FICHA DE AVALIAÇÃO	88
	Apêndice C - FICHA DE ANOTAÇÃO DE NOVAS OCORRÊNCIA DE QUEDAS	92
	Apêndice D - FORMA ALTERNATIVA DE ANÁLISE DOS RESULTADOS	94
D.1	ANÁLISE AO LONGO DO TEMPO DE ACOMPANHAMENTO	94
D.1.1	Três meses de acompanhamento	95
D.1.2	Seis meses de acompanhamento	97
D.1.3	Nove meses de acompanhamento	97
D.1.4	Doze meses de acompanhamento	98
D.2	AVALIAÇÃO DO RISCO DE QUEDA: ACURÁCIA, SENSIBILIDADE E ESPECI- FICIDADE	99

1 INTRODUÇÃO

O aumento da prevalência de quedas em idosos é uma das preocupações que emergem com o envelhecimento populacional (ALMEIDA et al., 2012). A ocorrência desse fenômeno na população idosa atingiu proporções que passam a ser consideradas epidêmicas — uma única ocorrência pode ter sérias repercussões biopsicossociais no indivíduo (ORGANIZATION, 2008; FILLIT et al., 2016). Este evento pode ser definido como "vir a inadvertidamente ficar no solo ou em outro nível inferior, excluindo a mudança intencional de posição para descansar em móveis, paredes ou outros objetos" (ORGANIZATION, 2008).

As quedas são um problema de saúde pública devido à sua alta incidência, altos custos e gravidade das consequências, como dor, fraturas, medo de cair, hospitalização, dependência, limitações funcionais, depressão, perda de autonomia, morbidade e até morte (CRUZ et al., 2012b; TERROSO et al., 2014). Segundo a *World Health Organization (2008)*, é necessário investir em estratégias de prevenção de quedas que sejam abrangentes e multifacetadas, priorizando iniciativas de pesquisa para explorar fatores de risco e criar métodos que sejam eficazes, optando por criar um ambiente mais seguro.

Instituições e profissionais de saúde estão incorporando cada vez mais tecnologias para o apoio e gerenciamento de condições de saúde (JONES et al., 2014). Este tipo de recurso pode trazer muitos benefícios para profissionais e idosos. Portanto, mais pesquisas são necessárias para melhorar a compreensão, os métodos e o uso dessas tecnologias em cenários práticos (DOLL et al., 2016).

Existem três tipos de detecção automatizada em relação a quedas: (1) detectar que uma queda já aconteceu: permitindo pronto atendimento e socorro (WANG et al., 2017b); (2) detectar se uma pessoa é um caidor, o que significa que ela caiu no passado recente — essa é uma avaliação substituta para o rastreamento de risco de queda, já que os caidores têm um risco maior de quedas futuras (GREENE et al., 2014); e (3) prever quedas futuras (HOWCROFT et al., 2017b). A detecção de quedas foi extensivamente estudada e já existem soluções comerciais disponíveis (KHAN; HOEY, 2017; LIFELINE, 2011). No entanto, ainda há maiores desafios

em relação à triagem e predição de risco de queda, ambos importantes para prevenir a ocorrência de quedas (SUN; SOSNOFF, 2018).

Normalmente, o risco de queda é avaliado através de questionários ou testes clínicos que medem o tempo gasto para realizar uma série de atividades, como andar, sentar e levantar, ou também avaliar o equilíbrio e a mobilidade de uma pessoa (ANSAI et al., 2014). A partir da pontuação desses instrumentos, um limiar fixo é utilizado para classificar uma pessoa como caidor ou não caidor, realizando a triagem de risco de queda (ALEXANDRE et al., 2012). Embora este método possa ser útil para idosos frágeis e populações hospitalizadas, o limiar que é utilizado para determinar tal classificação pode não ser adequado para um grupo heterogêneo.

Como alternativa aos testes clínicos, sensores inerciais (por exemplo, acelerômetro) foram propostos para capturar dados da marcha, a partir dos quais é possível analisar padrões como passos (YING et al., 2007) e estimar o gasto de energia (ALTINI et al., 2015). Esses sensores mostraram-se mais adequados que os testes funcionais, em especial para idosos ativos e saudáveis (PONTI et al., 2017). Métodos que combinam escores obtidos de escalas e testes funcionais com as características extraídas do acelerômetro também são empregados para a estimativa do risco de queda (RIVOLTA et al., 2018).

Os métodos de aprendizado de máquina (*machine learning*) estão se tornando outra opção para essa tarefa. Narayanan et al. (2010) descreveram a derivação de um modelo de risco de quedas baseado em recursos extraídos de um acelerômetro de cintura durante a realização do TUG. Marschollek et al. (2009) induziram, avaliaram e compararam dois modelos preditivos para o risco de queda de pacientes geriátricos. O primeiro composto exclusivamente de dados de avaliações geriátricas e o segundo aprimorado com dados de marcha medidos através de um acelerômetro alocado na cintura do voluntário durante a realização do TUG. Uma limitação do uso de aprendizado de máquina está na impossibilidade teórica de medir a generalização dos modelos aprendidos para dados futuros (MELLO; PONTI, 2018), colocando em questão sua aplicabilidade prática.

Nesse contexto, existem desafios importantes para tornar a tecnologia viável para aplicação prática, exigindo diretrizes adequadas neste tipo de sistema: primeiro, é necessária uma configuração de sensor único, já que colocar vários sensores sobre o corpo de uma pessoa é pouco prático e inapropriado (MAJUMDER et al., 2017); segundo, o método deve ser capaz não apenas de detectar a queda que já ocorreu, mas também de tentar avaliar o risco de queda, o que permite alertar não apenas os profissionais de saúde, mas os idosos e suas famílias (DANIELSEN et al., 2016).

A fim de promover o envelhecimento no local, permitindo que uma pessoa continue

vivendo em sua própria casa e vizinhança de forma independente, segura e confortável, evitando a institucionalização, os sensores móveis inerciais representam uma opção de monitoramento viável (BENEFIELD; HOLTZCLAW, 2014). Os recursos derivados desses sensores podem até melhorar os resultados do monitoramento do tempo para avaliar o risco de queda (HOWCROFT et al., 2013).

Assim, o objetivo deste estudo é investigar os padrões para rastreamento de risco de queda em idosos através de três variações do teste Timed Up and Go (TUG) usando um único sensor de aceleração. Em particular, propomos um método para o terceiro tipo descrito acima, em que o objetivo é prever, com boa confiabilidade, o risco de queda futura, mesmo em uma pessoa que não tenha histórico recente de queda. As características obtidas por meio do sinal extraído do acelerômetro foram comparadas em relação ao teste clássico do TUG e duas de suas variantes multitarefas.

1.1 CONTRIBUIÇÕES

Nossas principais contribuições são:

- Investigar características extraídas de sinais acelerômetros com o objetivo de prever quedas futuras em indivíduos sem história recente de quedas, por meio de um estudo longitudinal prospectivo com acompanhamento trimestral durante um ano;
- Estudar diferentes fontes de sinais, incluindo três variações do teste TUG e comparar o teste clássico (usando segundos) com as características do acelerômetro;
- Apresentar evidências de que os recursos do acelerômetro têm maior sensibilidade, ou seja, valor da taxa de verdadeiros positivos, quando comparado com o uso de segundos do TUG.

Até onde sabemos, este é o primeiro estudo que não inclui nenhuma informação prévia sobre caidores para processar sinais de acelerômetros, extrair recursos e utilizá-los para classificar o risco de queda no sentido de quedas futuras.

1.2 ORGANIZAÇÃO DO DOCUMENTO

O documento está organizado incluindo, além dessa introdução, o Capítulo 2 com o Referencial Teórico. A seguir um Mapeamento Sistemático da literatura é apresentado no Capítulo 3. Os Objetivos do trabalho e o Método são explicitados respectivamente nos Capítulos 4

e 5. No Capítulo 6 são reportados os resultados obtidos, seguido pela discussão no Capítulo 7 e finalmente as conclusões no Capítulo 8.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 ENVELHECIMENTO POPULACIONAL

É evidente que a população mundial está envelhecendo de forma acelerada e as alterações demográficas, sociais e econômicas estão diretamente associadas a esse fenômeno. De uma população predominantemente jovem, em um passado recente, passamos a um contingente cada vez maior e significativo de pessoas com mais de 60 anos (VASCONCELOS; GOMES, 2012; POOL et al., 2006).

Este processo de envelhecimento populacional – que engloba a transição demográfica e epidemiológica – ocorre principalmente devido ao aumento da expectativa de vida e da redução das taxas de mortalidade e fecundidade. Consequentemente, gera novas demandas e implicações, tanto para o indivíduo senescente como para familiares e sociedade. Além do mais, com a longevidade em aumento contínuo, o enfoque das políticas sociais sofre uma alteração, sendo direcionadas para adultos e idosos (ERVATTI et al., 2015).

A transição epidemiológica citada acima é um fenômeno que está acontecendo em paralelo com o envelhecimento populacional, transformando o perfil das causas de mortes da população. De um contexto com altas taxas de mortalidade por doenças crônicas transmissíveis para outro no qual é predominante doenças crônicas não transmissíveis (transtornos neuropsiquiátricos, doenças do aparelho circulatório, doenças respiratórias crônicas, cânceres) e morbidade (SAÚDE, 2011).

Nos próximos anos, o grupo populacional de idosos crescerá, no Brasil, a uma taxa de aproximadamente 3% ao ano, sendo que a taxa de crescimento da população total será de apenas 0,3% ao ano. Deste modo, haverá 64 milhões de idosos em 2050, totalizando 29,7% da população total, ou seja, o Brasil atingirá um contingente de idosos muito próximo à países desenvolvidos como o Japão, o país com maior porcentagem de idosos do mundo e ultrapassará a Europa, que atualmente possui proporção média de 24% da população (MUNDIAL, 2011).

Entretanto, o envelhecimento populacional e o prolongamento da vida só serão uma

conquista concreta uma vez que se forneça qualidade aos anos adicionais vividos. ”Assim, qualquer política destinada aos idosos deve levar em conta a capacidade funcional, a necessidade de autonomia, de participação, de cuidado, de autossatisfação”, e incentivar a prevenção, o cuidado e a atenção integral à saúde (VERAS, 2009, p.549).

Além das implicações para a sociedade, é sabido que o envelhecimento populacional está associado ao processo de declínio biológico e de deterioração que ocorre com o passar dos anos (FECHINE; TROMPIERI, 2015). Com o avançar da idade ocorrem mudanças biológicas, sociológicas e psicológicas que abrangem todo o meio do indivíduo, podendo acarretar diversas consequências. Dentre as mudanças biológicas podemos listar as alterações morfológicas, funcionais e bioquímicas, que podem determinar uma perda progressiva da capacidade funcional do indivíduo ocasionando maior vulnerabilidade (FILHO; NETTO, 2005 apud BARBOSA et al., 2014, p.3318).

O conceito de capacidade funcional aborda aspectos relacionados a saúde, capacidade intrínseca do indivíduo, características ambientais e as interações entre eles (ORGANIZATION, 2015). No Brasil, a incapacidade funcional pode atingir uma grande proporção de idosos, divergindo de acordo com a população, faixa etária considerada nas investigações e as escalas utilizadas. Alguns fatores evidenciam a preocupação com as alterações na capacidade funcional de idosos, tornando-a um assunto de saúde pública, como o baixo nível social, econômico e educacional desta população, e a alta prevalência de doenças crônicas, grandes causadoras das limitações funcionais e das incapacidades (GIACOMIN et al., 2008).

Apesar do domínio biológico poder apresentar maior influência na qualidade de vida dos envelhescentes, não se deve omitir os domínios psicológicos e sociais que podem sofrer alterações características desta etapa da vida, como perda da autoestima, mudanças de papéis, aposentadoria e diminuição de contatos sociais (MENDES et al., 2005). Os domínios biopsicossociais citados estão inteiramente interligados, pois as mudanças biológicas do envelhecimento podem ocasionar processos patológicos que, conseqüentemente, são capazes de provocar uma perda progressiva de autonomia e independência no idoso, interferindo assim nos seus aspectos psicológicos e sociais (ASSIS et al., 2004 apud FECHINE; TROMPIERI, 2015, p.127).

Neste contexto, a prevenção de doenças consideradas evitáveis, mediante estratégias de baixa complexidade, acarretará na redução dos gastos hospitalares e em seu redirecionamento para os programas de saúde dos demais níveis. Além de contribuírem para a redução de custos, estas ações auxiliariam principalmente na melhora da qualidade de vida dos idosos (CHAIMOWICZ, 2016).

Em linhas gerais, no contexto do envelhecimento populacional se faz necessário maior

atenção à prevenção, cuidado e atenção integral à saúde. Avanços no campo tecnológico e na ciência permitiram para a população idosa com acesso a serviços públicos ou privados adequados uma melhor qualidade de vida nessa fase (VERAS, 2009; KALACHE,).

2.2 ENVELHECER NO LUGAR

Envelhecer no lugar, ou *aging in place* como é conhecido no mundo, é definido como idosos que permanecem em sua residência ou local similar pelo maior tempo possível mantendo preservadas sua capacidade e dignidade. Este termo envolve novas abordagens de saúde e alterações referentes ao envelhecimento em conjunto com um plano coordenado de cuidados de saúde, social, financeiro, de habitação, tecnologia e uso de recursos (BENEFIELD; HOLTZ-CLAW, 2014).

Aging in place é um conceito multifacetado e multidimensional, que abrange aspectos sociais, econômicos e biológicos do idoso. Além destas facetas, compreende seus interesses e a comunidade no qual está inserido, incluindo dinâmica cultural, tipos de serviços e cuidados disponíveis, tal como sua organização e condições de habitações (MARTIN et al., 2012).

Soluções arquitetônicas e tecnológicas são promovidas pela engenharia para auxiliar o envelhecimento no lugar. O desejo de envelhecer na sua própria moradia leva a necessidade de modificações e adaptações, sendo que a automação residencial e os serviços de *e-health* estão se tornando ferramentas de apoio e monitoramento de idosos, com ou sem declínio cognitivo, constituindo um suporte para cuidadores familiares e profissionais (HOOF et al., 2007; DEMIRIS; HENSEL, 2009). O *e-health* envolve o uso da tecnologia e comunicação eletrônica para melhorar o acesso, eficácia, eficiência e qualidade dos processos clínicos utilizados nas organizações de cuidados (OH et al., 2005).

Para os indivíduos envelhescentes, o lar significa segurança e liberdade, estando fortemente ligado a independência e, conseqüentemente, não ser um fardo para seus familiares (HAAK et al., 2007). Entretanto, o envelhecimento no lugar precisa ser amplamente abordado pois é um tema complexo, com considerações subjetivas relacionadas à idade e vida cotidiana das pessoas mais velhas, sendo particularmente importante entre esta população, principalmente para as que vivem sozinhas em habitações privadas ou para aqueles que consideram a opção de institucionalização quando enfrentam mudanças na saúde ou incapacidades (STOECKEL; PORELL, 2010).

Este conceito de envelhecer no lugar ainda enfatiza a necessidade do envolvimento de políticas públicas, tecnologias e meio no qual a pessoa está inserida para o desenvolvimento

de modelos integrados de intervenção que auxiliem o envelhecimento no próprio domicílio. Assim, esta interação é fundamental para garantir que as iniciativas não resultam em ações segmentadas (HEIKKINEN et al., 1983 apud MARTIN et al., 2012, p.180).

Uma das alternativas mais exploradas para auxiliar que idosos envelheçam em suas próprias casa são os sistemas de cuidados baseados nas tecnologias digitais de saúde. Este modelo é eficaz pois é capaz de analisar, rastrear e transmitir informações pertinentes a saúde da pessoa idosa, reduzindo a utilização desnecessária de cuidados de saúde (STEINHUBL et al., 2013, 2015).

Neste contexto, tecnologias domésticas podem permitir um melhor monitoração e cuidado da segurança desta população, pois é esperado que uma casa facilite o envelhecimento no local e auxilie na manutenção da independência, autonomia, autoconfiança e qualidade de vida, além de uma melhor organização de cuidados prestados, assim minimizando a sobrecarga da atenção familiar e profissional (PRESCHER et al., 2012). As casas inteligentes são uma alternativa e possuem grande potencial para capturar padrões que refletem condições de saúde, tanto física e como cognitiva, de idosos. Sendo assim, o reconhecimento de qualquer desvio dos padrões regulares pode indicar problemas que requerem uma maior atenção e intervenção (SKUBIC et al., 2009).

Outra tecnologia neste segmento são os sensores de detecção de quedas em idosos. As soluções mais utilizadas atualmente consistem no uso de sensores: câmeras, acelerômetros, giroscópios ou magnetômetros. Assim, esses tipos de sensores podem integrar soluções de monitoramento de quedas baseados em visão computacional ou em sensores vestíveis, e que possa ser calibrado de forma automática de acordo com as características de cada dispositivo e usuário. O grande potencial desta tecnologia é a redução dos agravos causados por uma queda seguida por um longo período de espera de socorro (PIVA et al., 2014).

As modificações na moradia e utilização de dispositivos auxiliares podem diminuir a sobrecarga dos cuidadores informais ou formais, levando a benefícios humanos, principalmente em relação a saúde desses profissionais. Entretanto, para que essa sobrecarga seja realmente diminuída significativamente, as habilidades com as tecnologia de saúde devem ser aprimoradas nos profissionais do cuidado a fim de garantir que essas inovações sejam um integrante assíduo da prestação de cuidados, ajudando assim os indivíduos a envelhecer. Para isso, é necessário educar os profissionais de cuidado que lidarão com essa nova forma assistencial e treinar as suas habilidades, melhorando assim prestação de serviços e otimizando o potencial de cuidados (BARAKAT et al., 2013).

Todavia, o debate sobre estas questões requer uma forma diferente de encarar a relação

política de habitação e envelhecimento: integrada, multidisciplinar e interativa. É necessário incluir as estruturas e relações sociais das comunidades existentes, almejando o aumento da capacidade de resposta às novas implicações, desafios e expectativas da população com dinâmicas próprias e em mudança constante (MARTIN et al., 2012). Em linhas gerais, o envelhecimento no lugar tem potencial de gerar economias significantes no que diz respeito ao atendimento de idosos, apoiando a autogestão do cuidado.

2.3 QUEDAS EM IDOSOS

Com o envelhecimento populacional, inúmeros fatores consistem em um desafio para que idosos possam preservar sua autonomia e independência, dentre eles estão as quedas (CAVALCANTE et al., 2012). A ocorrência desse fenômeno na população idosa aumentou em proporções que chegam a ser consideradas epidêmicas e uma síndrome geriátrica clássica, sendo que uma única ocorrência pode acarretar graves repercussões biopsicossociais ao indivíduo (ORGANIZATION, 2008; FILLIT et al., 2016).

Sua definição varia, sendo que um conceito mais abrangente proposto pela Organização Mundial da Saúde (OMS) a define como “vir a inadvertidamente ficar no solo ou em outro nível inferior, excluindo mudanças de posição intencionais para se apoiar em móveis, paredes ou outros objetos” (ORGANIZATION, 2008, p.1). De acordo com Relatório Global da OMS sobre Prevenção de Quedas na velhice, cerca de um terço da população idosa sofre queda pelo menos uma vez no ano, metade dos idosos que caem uma vez sofrem outras quedas nos meses seguintes, e sua frequência pode ser aumentada com a presença de incapacidade e fragilidade.

Sendo assim, a maior possibilidade de ocorrência de quedas é uma das novas demandas que surgem com o aumento da população idosa, pois este fenômeno é mais frequente em indivíduos de maior idade (ALMEIDA et al., 2012). Estudos apontam que a incidência de quedas pode variar conforme o passar dos anos, quando podemos encontrar uma incidência de 28% a 35% de quedas em idosos com mais de 65 anos, 35% naqueles com mais de 70 anos, 32% a 42% nos com mais de 75 anos e 50% em idosos com mais de 80 anos (FILLIT et al., 2016).

Deste modo, a alta prevalência de quedas na população idosa é considerada um importante problema de saúde pública, podendo ter consequências como dor, fraturas, contusões, medo de cair, hospitalização, dependência, limitações funcionais, depressão, perda de autonomia, morbidades e até a morte (TERROSO et al., 2014). A classificação dos indivíduos em relação as quedas pode ser realizada com base nas quedas sofridas ou não sofridas em períodos de tempo estipulados, sendo que a definição mais utilizada é: não caidores (indivíduos que não

caíram no último ano) e caidores (indivíduos que caíram no último ano) (JÚNIOR; HECKMANN, 2016).

Cair traz mudanças no cotidiano do idoso, não apenas por diminuir sua capacidade funcional, restringindo atividades em geral, mas também pelo medo da ocorrência de um novo evento (REZENDE et al., 2016). Cerca 30% dos indivíduos com histórico de quedas adquirem medo de cair e criam tendências a restringir aquelas situações que exijam maior capacidade de equilíbrio (ROCHAT et al., 2010). Sendo assim, para diminuir sua ocorrência e subsidiar ações de prevenção, se faz necessário conhecer os fatores associados a este fenômeno na população idosa (NASCIMENTO; TAVARES, 2016).

Os inúmeros fatores de risco para quedas nos idosos estão relacionados com aspectos intrínsecos, relacionados a alterações biológicas e extrínsecos, relacionados a alterações comportamentais e ambientais. Os principais aspectos biológicos são dificuldade de marcha, equilíbrio prejudicado, diminuição de força muscular, alterações da visão, dor, tonturas, limitações funcionais, diabetes, índice de massa corporal baixo, comprometimento cognitivo, osteoartrite, etc. O principal aspecto comportamental é a utilização de múltiplas drogas e os aspectos ambientais são aqueles relacionados ao ambiente que cerca um determinado indivíduo (TINETTI; KUMAR, 2010).

À vista disso, no que se trata dos aspectos relacionados ao ambiente, podem haver modificações, como o uso de equipamentos e métodos que permitem melhor manejo para resposta e prevenção de situações de quedas. Segundo a Organização Mundial de Saúde, deve-se investir em estratégias de prevenção de quedas que sejam abrangentes e multifacetárias, priorizando iniciativas de pesquisa, a fim de explorar os fatores de risco e criar estratégias que sejam eficazes, privilegiando criação de ambientes mais seguros (ORGANIZATION, 2008).

As intervenções mais conhecidas e efetivas para a prevenção de quedas costumam incluir componentes de adaptação e/ou modificação dos fatores ambientais no domicílio, suspensão e/ou uso mínimo de medicamentos que possam interferir no controle postural, controle de pressão arterial, tratamento de problemas nos pés juntamente com intervenção sobre calçados, e exercícios, principalmente aqueles de equilíbrio, força e marcha (AMBROSE et al., 2013).

Entretanto, sensores móveis, como acelerômetros, estão sendo propostos como ferramentas para identificação de quedas, podendo amenizar suas consequências, tanto para o indivíduo quanto de custos (KWOLEK; KEPSKI, 2015). Existem três níveis de detecção em relação as quedas: detectar uma queda que já aconteceu, detectar uma pessoa que é caidora e detectar risco de quedas futuras. Como citado acima, a detecção de quedas foi amplamente es-

tudada e já existem soluções comerciais disponíveis (BAGALÀ et al., 2012). No entanto, ainda existem grandes desafios para o rastreamento e predição de risco de quedas, ambos importantes para evitar ocorrência de quedas e suas consequências.

Atualmente, o risco de quedas é avaliado por meio de questionários e/ou testes clínicos. Os testes mais utilizados são aqueles que medem o tempo necessário para realizar uma determinada atividade, como andar, sentar e levantar, ou através da avaliação do equilíbrio de um indivíduo. De acordo com a pontuação obtida nestas avaliações é criado um limiar fixo, utilizado para classificar uma pessoa comum como caidor ou não caidor, realizando assim uma seleção do risco de queda (ALEXANDRE et al., 2012). Este método se mostra muito eficiente e útil para pessoas idosas que estão em processo de fragilização ou hospitalizadas, entretanto, as pontuações utilizadas para determinar a classificação não são adequadas para um grupo de idosos ativos e saudáveis (PONTI et al., 2017). Neste contexto, diversos pesquisadores evidenciam o potencial de sensores inerciais como uma tecnologia viável para a avaliação do risco de quedas, fornecendo valores quantitativos, objetivos e confiáveis para tal função (HOWCROFT et al., 2013).

Embora haja a necessidade de novas investigações para melhorar o entendimento, utilização e aprimoramento das tecnologias, a fim de atender os interesses e necessidades do idoso, o campo da saúde cada vez mais está incorporando estas tecnologias de suporte e manejo as quedas como apoio ao processo de cuidado dos idosos. Este tipo de recurso pode trazer muitos benefícios para profissionais da área que trabalham com o público mais velho (CASTRO et al., 2015; DOLL et al., 2016).

Em linhas gerais, embora haja a possibilidade de reduzir o risco de quedas na população idosa, não se pode evitar todas elas. A autonomia e a independência do indivíduo idoso devem “ser prioridades em toda avaliação de prevenção e intervenção, para que a vida possa ser prazerosa em qualquer fase, mesmo que com algum risco inevitável” (JÚNIOR; HECKMANN, 2016, p.1657).

2.4 SENSORES INERCIAIS E DETECÇÃO DE QUEDAS

A análise da marcha é essencial para a avaliação da mobilidade e o risco de queda em idosos (WANG et al., 2017a). Entretanto, as avaliações clínicas possuem limitações inerentes, que incluem o efeito Hawthorne — ou seja, a alteração do comportamento do indivíduo avaliado devido à sua consciência de estar sendo observado (WOOLFOLK, 1995 apud CHIESA; HOBBS, 2008, p. 69) —, o espaço de teste restrito, a subjetividade do avaliador e equipamento

volumosos utilizados na prática clínica (WANG et al., 2017a). Neste contexto, a tecnologia assistiva, especialmente aquelas baseadas em sensores inerciais móveis e/ou *wearables* (que são possíveis de usar como uma peça do vestuário), surge como uma estratégia a se investir para a investigação do fenômeno de quedas, bem como promover esforços para prevenção de quedas por meio da previsão de risco, podendo ser combinadas ou não com as avaliações clínicas citadas acima (HOWCROFT et al., 2013).

A acelerometria é um método de análise de movimento que permite medir as acelerações, tanto sofridas como provocadas, pelo corpo humano e é frequentemente utilizada para fornecer parâmetros de eventos como marcha, equilíbrio e quedas (JANSSEN et al., 2008). Atualmente, dois dispositivos são os mais utilizados para mapear em sinais o movimento produzido pela mudança de velocidade ou de padrões corporais: os acelerômetros e os giroscópios (FONG; CHAN, 2010).

O acelerômetro é composto por três elementos básicos: massa resistente, mecanismo de suspensão e mecanismo de captação. Este dispositivo, além de medir a aceleração real, também mensura as forças de reação gravitacional. A aceleração devida à gravidade é uma função de posição — em particular, latitude e altitude — e é estabilizada pelo computador. Em contrapartida, o giroscópio pode ser definido como uma roda livre (ou várias), que giram em qualquer direção e com um objetivo principal de se opor a qualquer tentativa de mudança da direção original. Seu principal mecanismo de funcionamento baseia-se na conservação do momento angular, sendo este importante pois fornece um eixo de referência (WEBSTER; EREN, 2014). Assim, o giroscópio fornece informação de direção, enquanto o acelerômetro quantifica aceleração.

Equipamentos móveis, como *smartphones*, emergem como uma solução potencial para avaliação de quedas e do seu risco, pois possuem esses dois tipos de sensores incorporados, que são capazes de mensurar o movimento estático e dinâmico nos três eixos espaciais, sendo eles identificados por *X*, *Y* e *Z* (AMICK et al., 2013). Além disso, as mudanças de magnitude e direção da aceleração nos três eixos durante uma queda podem ser detectadas por um acelerômetro (DELAHOZ; LABRADOR, 2014).

Os dispositivos que auxiliam na prevenção e no manejo de quedas podem ser utilizados para desenvolver programas e implementar ações para prevenir essas quedas, permitindo que os idosos vivam uma vida independente, reduzindo os custos saúde e de cuidados de longo prazo (TCHALLA et al., 2012). Sendo assim, sinais obtidos por pequenos sensores móveis são amplamente estudados para esta finalidade.

Por serem pequenos, baratos, de fácil utilização e de baixo custo quando comparados

com outros equipamentos, os acelerômetros se tornaram os dispositivos mais populares para analisar marcha de idosos e são utilizados com frequência para pesquisas deste caráter (BYUN et al., 2016). Pogorelc e Gams (2013) utilizaram sensores de aceleração para detecção de condições de saúde em pessoas idosas, a partir da marcha humana e Capela et al. (2015) para identificar a atividade de idosos e pacientes que tiveram acidente vascular encefálico.

Tamura et al. (2009) e Klenk et al. (2011) foram os primeiros pesquisadores a propor o uso de sensores de aceleração na população idosa como forma de detecção de quedas. O grupo de Tamura obteve acurácia de 93% para tal função, utilizando o sensor na região da cintura ou lombar. Já Klenk et al. (2011) identificou que as quedas simuladas em ambientes clínicos são diferentes das quedas reais sofridas por idosos no cotidiano. Deste modo, o ambiente simulado de quedas se tornou uma limitação de diversos estudos na área. De fato, alguns estudos simulam queda utilizando voluntários jovens e saudáveis (SHANY et al., 2012), o que pode falhar em generalizar para quedas reais em pessoas idosas.

Mao et al. (2014) propuseram um sistema de detecção de queda à base de um celular, assim como Aguiar et al. (2014), que possibilita a detecção de alerta precoce de queda em função da fase de pré-impacto e pós-queda com base na fase de impacto. Entretanto, enquanto a detecção de quedas foi amplamente estudada, a identificação de idosos caidores e não caidores e o risco de quedas a partir de dados de um sensor de aceleração continuam a ser uma lacuna.

A detecção desses eventos após seu acontecimento tem um vasto potencial social e econômico, mas em relação ao impacto do próprio indivíduo acaba reduzindo apenas suas consequências mais severas. Prevenir esta ocorrência a partir de uma avaliação do risco de quedas pode ser uma ferramenta poderosa e norteadora de intervenções apropriadas que vissem reduzir e até eliminar as quedas (HOWCROFT et al., 2013).

Contudo, os testes frequentemente utilizados para este tipo de pesquisa tem uma capacidade limitada de prever quedas e evidenciam a necessidade da utilização de métodos prospectivos para aprimorar tais funções (EJUPI et al., 2014). Esse desafio é ainda maior quando falamos em idosos que vivem na comunidade (BARRY et al., 2014).

Deveras, em estudos recentes sobre quedas e tecnologia frequentemente se aplica o teste TUG, juntamente com uso sensores de aceleração, para investigar o comportamento da marcha e a quedas em pacientes internados ou com deficiência (DOI et al., 2013). Em pesquisas sobre risco de quedas fica evidenciam a importância dos movimentos sentado e parado no monitoramento contínuo da mobilidade funcional (HOWCROFT et al., 2013).

Conforme apontado por Rawassizadeh et al. (2015), tecnologias do tipo *wearable* serão

cada vez mais comuns e acessíveis ao público. Explorar essas tecnologias permitirá um melhor acompanhamento do envelhecimento e auxiliará no desenvolvimento de novas estratégias. Estudos prévios foram realizados de forma a verificar a viabilidade do uso de métodos de extração de características de sinais de acelerometria com o objetivo de identificar caidores (BET et al., 2016; PONTI et al., 2017). Nesses estudos os dados foram coletados em uma única oportunidade e utilizando o acelerômetro próximos ao centro de massa, adquirindo sinais a partir de teste de caminhada e TUG. Em particular, a fusão de dados de TUG com dupla tarefa mostrou bom potencial para o diagnóstico de caidores com o uso de processamento e fusão de sinais.

Neste projeto estendemos a investigação anterior, com a coleta de uma amostra adequada, acompanhamento de ocorrências de quedas futuras, bem como o estudo de outras características a serem extraídas dos sinais de acelerometria capturados. O acompanhamento longitudinal do desfecho (ocorrência de novas quedas) permitiu analisar o fator preditivo das características investigadas e essas novas características irão contribuir com o desenvolvimento de melhores soluções para o rastreamento e prevenção de quedas. Deste modo, este projeto tem relevância social e fundamenta uma pesquisa interdisciplinar nas áreas de gerontologia e tecnologia. As contribuições incluem ao mesmo tempo métodos para processar os sinais coletados, e na metodologia de rastreamento via sensores, permitindo um melhor acompanhamento do envelhecimento e suas demandas geradas.

3 MAPEAMENTO SISTEMÁTICO

O objetivo desta seção é identificar o estado da arte referente a detecção de eventos relacionados a quedas em idosos por meio de sensores inerciais. Para isso, foram analisadas por meio de um mapeamento sistemático questões pertinentes para o tema, como quais são os tipos de sensores mais utilizados, qual a taxa de amostragem de sinal empregada, quais os tipos de processamentos dos dados obtidos, quais amostras e testes estão sendo utilizados e qual o tipo de aplicação mais comum.

3.1 PLANEJAMENTO DO MAPEAMENTO SISTEMÁTICO

O mapeamento sistemático é um tipo de estudo que tem como objetivo encontrar e reunir o máximo de informação contidas em estudos primários de uma área temática específica, normalmente sendo realizadas em áreas com um cenário abrangente (KITCHENHAM et al., 2010). A seguir serão apresentadas as questões de pesquisa, as palavras-chave utilizadas na busca, as bases de dados selecionadas, os critérios de inclusão e exclusão dos trabalhos encontrados e os procedimentos para extração de dados.

Este capítulo foi organizado em: Seção 3.1 — apresenta o planejamento do mapeamento sistemático, contendo as informações sobre a questão de pesquisa, palavras-chave, estratégias de busca, critério de inclusão e exclusão e extração de dados; Seção 3.2 — apresenta os procedimentos de coleta de dados, análise dos resultados e as respostas para as questões de pesquisa; Seção 3.3 — referente a conclusão do mapeamento.

3.1.1 QUESTÃO DE PESQUISA

Neste mapeamento sistemático buscamos responder as seguintes questões de pesquisa:

1. Quais são os tipos de sensores utilizados em pesquisas para detectar eventos relacionados a quedas?

2. Qual a taxa de amostragem de sinal, em Hertz (HZ), utilizada em pesquisas para detectar eventos relacionados a quedas?
3. Quais os tipos de processamento de dados utilizados em pesquisas para detectar eventos relacionados a quedas?
4. Quais as amostras e testes utilizados em pesquisas para detectar eventos relacionados a quedas?
5. Qual tipo de aplicação é mais utilizada em pesquisas para detectar evento relacionados a quedas? Detectar uma queda que já ocorreu, detectar risco de queda ou classificar caidores?

3.1.2 PALAVRAS-CHAVE

A Tabela 1 apresenta a string de busca utilizada para encontrar os trabalhos. A string de busca foi validada através da escolha de trabalhos importantes da área, onde foi verificado se a mesma retornava esses trabalhos.

Tabela 1: *String* de busca para o mapeamento sistemático.

Idioma	<i>String</i> de busca
Inglês	("accelerometer" OR "inertial sensors" OR "gyroscope" OR "magnetometers") AND ("fall" OR "fall detection" OR "fall risk") AND ("gait analysis" OR "signal processing" OR "feature extraction")

3.1.3 ESTRATÉGIAS DE BUSCA

Foram utilizadas três bases de dados para a realização da busca: Scopus (scopus.com), IEEE Xplore (ieeexplore.ieee.org) e Pubmed (ncbi.nlm.nih.gov/pubmed). Além disso, alguns artigos foram incluídos manualmente.

3.1.4 CRITÉRIOS DE INCLUSÃO E EXCLUSÃO

Alguns critérios de inclusão e exclusão foram elencados a fim de possibilitar a seleção final dos trabalhos analisados.

Os critérios de inclusão foram:

- Os trabalhos devem ser de acesso aberto;

- Os trabalhos devem ser artigos completos publicados em periódicos;
- Os trabalhos devem ser escritos em português ou inglês;
- Os trabalhos devem apresentar as palavras-chave no resumo e/ou título e/ou nas palavras-chave do artigo;
- Os trabalhos devem apresentar abordagem sobre detecção de eventos relacionados a quedas;
- Os trabalhos devem conter uma amostra de idosos (60+).

Os critérios de exclusão foram:

- Trabalhos que não especificassem a idade dos participantes;
- Revisões de literatura.

3.1.5 EXTRAÇÃO DE DADOS

Os dados foram extraídos segundo os passos citados nas seções anteriores. A sequência de passo foi:

1. A string de busca foi utilizada para encontrar os trabalhos sobre detecção de eventos relacionados a quedas. Após, foi realizada uma leitura dos títulos, resumos e palavras-chave;
2. Foi realizada a leitura dos trabalhos com base nos critérios de inclusão e exclusão;
3. Foram selecionados os trabalhos a serem analisados neste mapeamento.

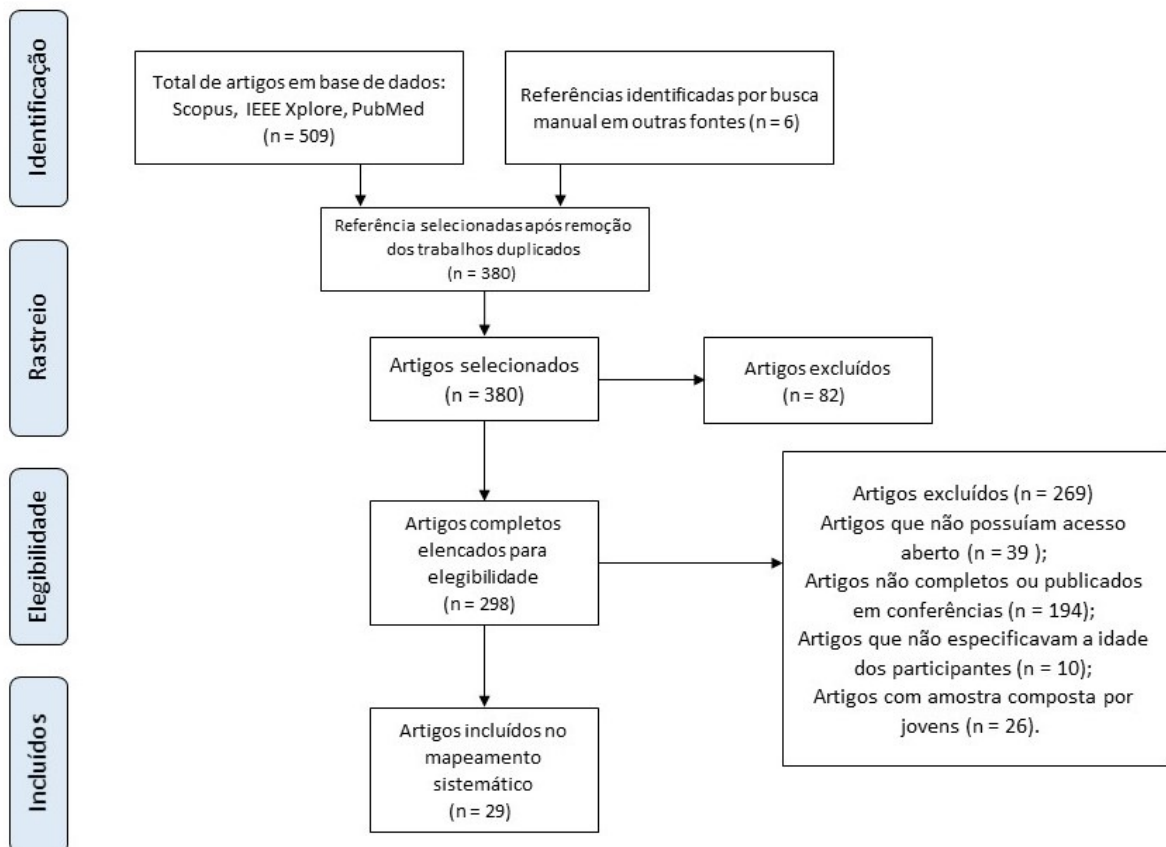
3.2 COLETA DE DADOS

A Tabela 2 apresenta o resultado em relação a quantidade de trabalhos encontrados em cada base de dados. A maioria dos trabalhos foi encontrada no Scopus e IEEE Xplore. Além disso, foi realizada uma busca manual pois trabalhos considerados importantes poderiam não ter sido incluídos na análise.

Tabela 2: Quantidade de trabalhos selecionados.

Base de dados	Número de trabalhos encontrados
Scopus	262
IEEE Xplore	192
Pubmed	55
Manual	6
Total	515

A Figura 1 apresenta um fluxograma com os passos considerados para a seleção de artigos deste mapeamento. Foram removidos 135 trabalhos duplicados e na fase de leitura de títulos e resumos foram excluídos 82. Além disso, foram excluídos mais 269 artigos baseados nos critérios e inclusão e exclusão.

**Figura 1:** Fluxograma no padrão PRISMA utilizado na seleção dos artigos para o mapeamento sistemático.

A Tabela 3 contém os artigos selecionados para análise neste mapeamento, juntamente com seu autor e ano de publicação, tamanho da amostra utilizada, tipo de aplicação, tipo de sensor (com a taxa de amostragem em Hz) e os testes utilizados para coleta dos dados.

Tabela 3: Artigos selecionados para análise.

Autor e ano	Amostra	Tipo de aplicação	Tipo de sensor	Hz	Testes
Schwickert et al. (2018)	27	Queda	Acelerômetro, giroscópio e magnetômetro	100	AVD
Wang et al. (2017a)	82	Risco de queda	Acelerômetro	128	AVD
Sucerquia et al. (2017)	38	Queda	Acelerômetro, giroscópio	200	AVD
Zakaria et al. (2015)	38	Risco de queda	Acelerômetro, giroscópio	100	Teste Funcional
Caby et al. (2011)	20	Caidor	Acelerômetro, giroscópio	50	Teste Funcional
Narayanan et al. (2010)	68	Risco de queda	Acelerômetro	40	Teste funcional
Najafi et al. (2002)	11	Risco de queda	Giroscópio	40	AVD
Shahzad et al. (2017)	23	Risco de queda	Acelerômetro	41	Teste funcional
Howcroft et al. (2018)	75	Caidor	Acelerômetro	50	Teste funcional
Howcroft et al. (2017b)	75	Risco de queda	Acelerômetro	50	Teste funcional
Drover et al. (2017)	76	Caidor	Acelerômetro	50	Teste funcional
Similä et al. (2017)	42	Risco de queda	Acelerômetro	100	Teste funcional
Rosa et al. (2017)	39	Risco de queda	Acelerômetro, giroscópio	-	Teste funcional, AVD
Ponti et al. (2017)	36	Caidor	Acelerômetro	200	Teste funcional
Brodie et al. (2015)	18	Caidor	Acelerômetro, barômetro	50	AVD
Palmerini et al. (2015)	29	Queda	Acelerômetro	100	AVD
Similä et al. (2014)	54	Risco de queda	Acelerômetro	75	Teste funcional
Gietzelt et al. (2012)	3	Queda	Acelerômetro	-	AVD
Senden et al. (2012)	100	Risco de queda	Acelerômetro	100	Teste funcional
Liu et al. (2011)	68	Risco de queda	Acelerômetro	40	Teste funcional
Bautmans et al. (2011)	121	Risco de queda	Acelerômetro	100	Teste funcional
Marschollek et al. (2009)	110	Risco de queda	Acelerômetro	4	Teste funcional
Ejupi et al. (2014)	119	Risco de queda	Acelerômetro, barômetro	50	Teste funcional, AVD
Weiss et al. (2011)	41	Risco de queda	Acelerômetro	256	Teste funcional
Weiss et al. (2013)	71	Risco de queda	Acelerômetro, giroscópio	100	Teste funcional, AVD
Howcroft et al. (2016)	100	Caidor	Acelerômetro	50	Teste funcional
Rivolta et al. (2018)	90	Risco de queda	Acelerômetro	50	Teste funcional
Aicha et al. (2018)	296	Risco de queda	Acelerômetro	100	AVD
Hua et al. (2018)	67	Caidor	Acelerômetro	30	Teste funcional

Na Figura 2 podemos observar a distribuição temporal dos trabalhos analisados neste mapeamento. Observamos que não há um padrão ou tendência definidos sobre a destruição dos trabalhos ao longo dos anos, entretanto, podemos identificar um número maior de trabalhos publicados no ano de 2017.



Figura 2: Número de estudos por ano de publicação.

3.2.1 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Por meio das informações contidas nos trabalhos analisados, foi realizada uma caracterização do estado da arte referente a detecção de eventos relacionados a quedas, em particular no público idoso. Essa caracterização descrita a seguir poderá auxiliar no desenvolvimento de novas pesquisas na área pois, a partir dos resultados obtidos neste mapeamento, decisões poderão ser tomadas em relação a novos métodos e abordagens em relação ao tema.

3.2.1.1 RESPOSTA QUESTÃO 1: SENSORES UTILIZADOS

A primeira questão de pesquisa deste mapeamento sistemático diz respeito aos sensores mais utilizados em pesquisas sobre detecção de eventos relacionados a quedas em idosos. Foram identificados quatro tipos de sensores nos estudos, sendo eles acelerômetro, giroscópio, barômetro e magnetômetro¹. O equipamento mais utilizado foi o acelerômetro, aparecendo em 28 dos 29 artigos selecionados (Veja Figura 3).

¹Barômetros são ferramentas utilizadas para a mensurar pressão atmosférica e magnetômetros são dispositivos utilizados para medir a intensidade, direção e sentido de campos magnéticos em sua proximidade.

É importante ressaltar que alguns artigos utilizaram a combinação de dois ou mais sensores para capturar os sinais de movimento. Acelerômetro e giroscópio foram empregados em conjunto em 20,7% dos artigos, já acelerômetro e barômetro foram em 6,9%. Este fato corrobora com o estudo de Howcroft et al. (2013), onde a autora encontrou que os dois sensores mais utilizados para pesquisas de avaliação de risco de quedas são acelerômetro e giroscópio, e que 27,5% dos artigos fizeram uso da combinação desses dois sensores.

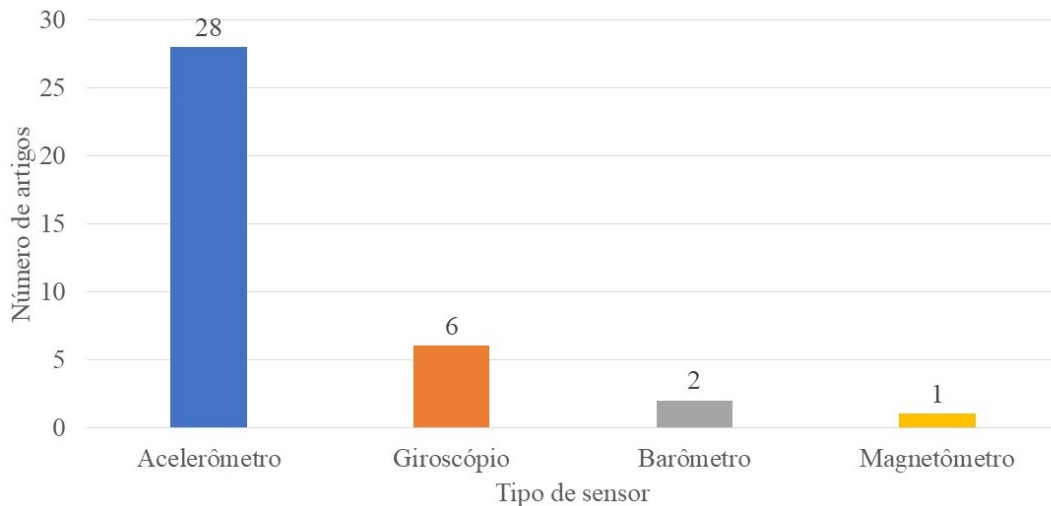


Figura 3: Tipo de sensor utilizado nos artigos analisados.

Analisando os tipos de sensores, conseguimos extrair outro dado importante para nosso mapeamento: o local onde estes sensores foram alocados. Na Figura 4 podemos observar que a região da cintura e da lombar foram as mais utilizadas nos artigos. A categoria denominada "outro" representa as posições que foram menos utilizadas, como pulso e tórax. Howcroft et al. (2013) identificaram que regiões próximas ao centro de massa, como a lombar e a cintura, são superiores para identificação de risco de quedas do que outros locais estudados.

Montesinos et al. (2018) também identificaram a região lombar como o posicionamento mais comum dos sensores, entretanto os autores não identificaram a região da cintura como uma delas. Já Schwickert et al. (2013) observaram que a região da cintura ou quadril eram as mais utilizadas para detecção de quedas.

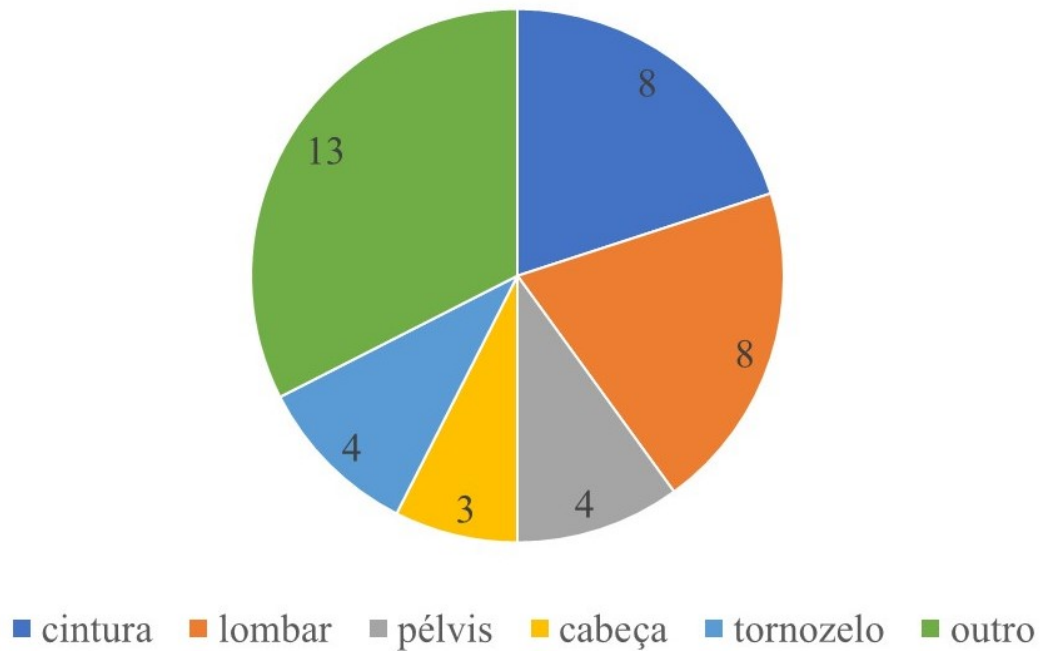


Figura 4: Número de artigos por posição de sensor.

3.2.1.2 RESPOSTA QUESTÃO 2: TAXA DE AMOSTRAGEM

Buscamos identificar através da segunda pergunta qual a taxa de amostragem mais utilizada para capturar os sinais a serem analisados neste tipo de pesquisa. Dois estudos não especificaram a taxa de amostragem utilizada, portanto não foram incluídos na análise desta pergunta. Vale ressaltar que nesta etapa apenas uma taxa é referente exclusivamente ao giroscópio (40Hz), pois um artigo utilizou apenas este dispositivo para aquisição dos dados.

Na Figura 5 podemos identificar que a taxa de amostragem de 100Hz e 50Hz foram as mais utilizadas nas pesquisas, sendo empregada em 8 dos 27 selecionados. Esse resultado confirma o encontrado por Schwickert et al. (2013), onde foi identificado que a maioria dos artigos utilizaram 100Hz ou mais para amostragem referente a detecção de quedas. Pogorelc e Gams (2013) identificaram em seu estudo sobre o uso de sensores inerciais vestíveis em estudos de biomecânica, que as taxas de amostragem de acelerômetro, giroscópio e magnetômetro variam de 20–800Hz. Já em nosso mapeamento sistemático, essa taxa variou entre 4-256Hz.

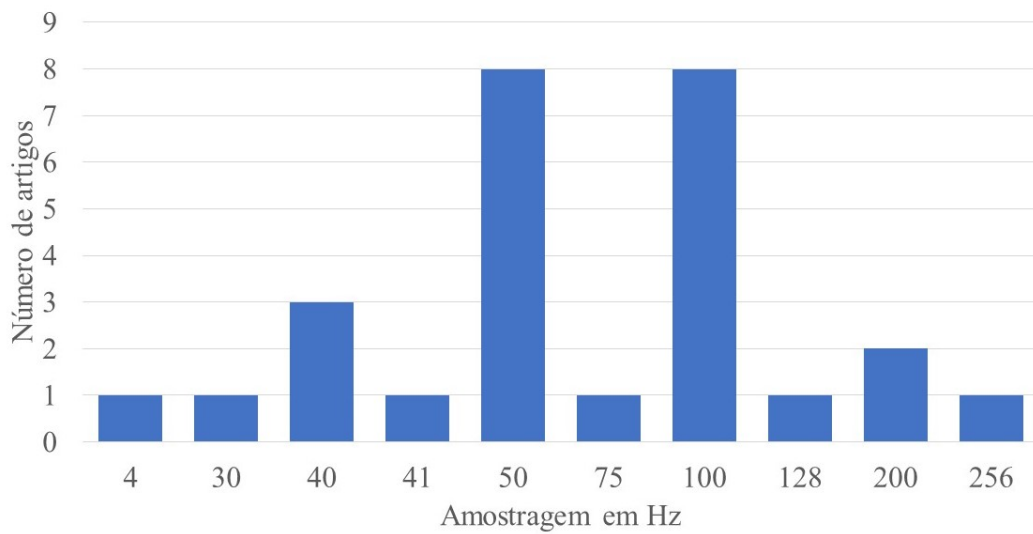


Figura 5: Taxa de amostragem em Hz utilizada por artigo.

3.2.1.3 RESPOSTA QUESTÃO 3: TIPOS DE PROCESSAMENTOS DE DADOS

A terceira pergunta diz respeito ao tipos de processamento de dados utilizados nos artigos selecionados. Foram identificados dois tipos mais utilizados: extração de características e aprendizado de máquinas, descritos na Figura 6. Todos os métodos de aprendizado de máquinas possuíam extração de características, entretanto apenas foram classificados como "extração de características" aqueles que fizeram apenas o uso de comparação de *features* através de testes estatísticos e não aqueles que após a extração utilizaram métodos de inteligência computacional.

Em extração de características, os artigos extraíram *features* referentes a amplitude, orientação, tempo, estatísticas básicas e área. Já em aprendizado de máquina foram utilizados modelos de classificação, que incluíram além dos sinais de acelerometria dados como idade e escores dos testes funcionais. De acordo com Howcroft et al. (2013), os métodos de inteligência computacional emergem como um dos mais apropriados para classificação de queda do que regressão técnica.

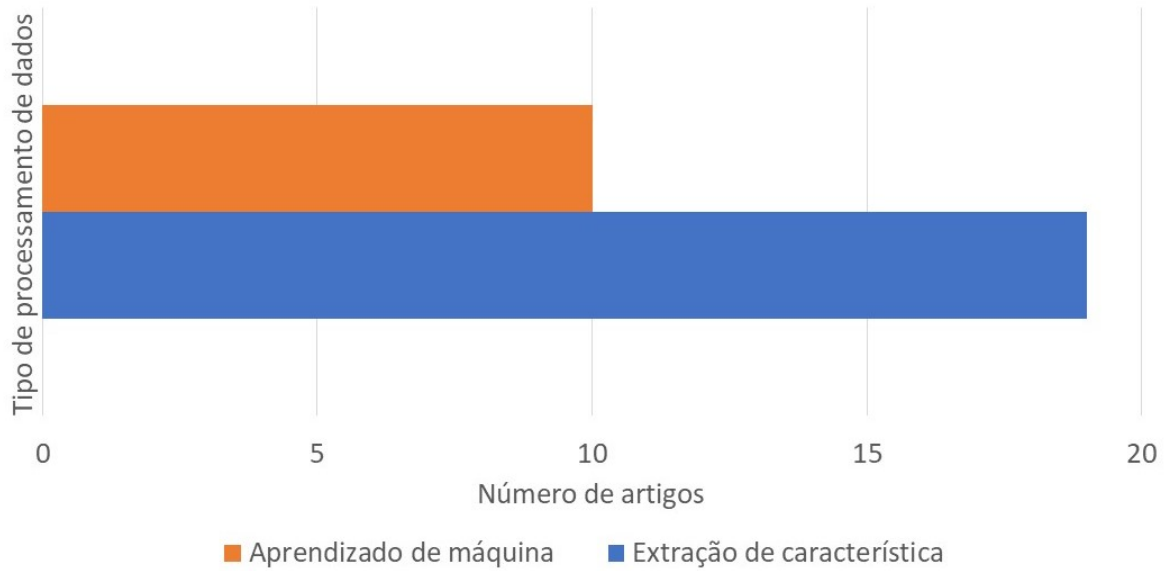


Figura 6: Tipo de processamento de dados utilizado por artigo.

3.2.1.4 RESPOSTA QUESTÃO 4: AMOSTRAS E TESTES UTILIZADO

Outra questão estudada foi qual o tipo de amostra e o testes utilizado nos artigos selecionados. Os 29 artigos selecionados tiveram em média 67 participantes, sendo que apenas 11 especificaram mais profundamente o tipo de sujeito. Na Figura 7 podemos identificar que seis desses estudos foram realizados com idosos saudáveis e cinco com idosos fragilizados, sendo que alguns possuíam tanto o grupo saudável quanto o fragilizado.

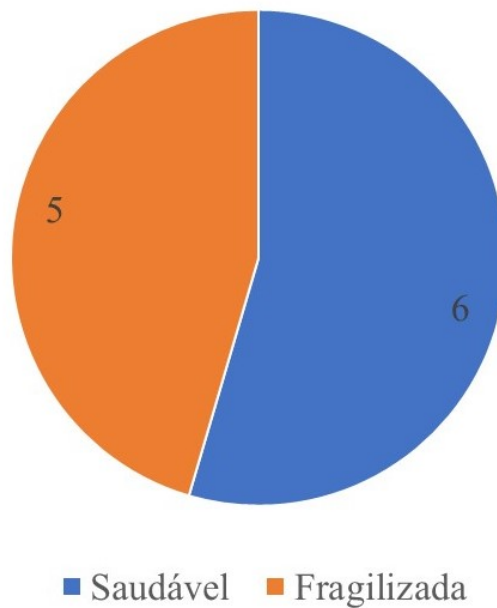


Figura 7: Condição de saúde da amostra utilizada por artigo.

Já em relação aos testes realizados com os sensores para extrair os padrões, podemos identificar que testes funcionais foram utilizados em 21 dos 29 artigos. Os testes utilizados foram o TUG, score de Tinetti, Escala de Equilíbrio de Berg e outros. Já as Atividades de Vida Diária (AVD) eram baseadas em atividades realizadas no cotidiano, como subir e descer escadas, e também no monitoramento ao longo de dias através do sensor. Também foi identificado pesquisas que utilizavam dados extraídos de AVD em conjunto com os extraídos de testes funcionais.

Segundo Montesinos et al. (2018) e Howcroft et al. (2013) testes de caminhada e TUG são os testes funcionais mais utilizados como atividade avaliativa em conjunto com o uso de sensores móveis, fato este também observado neste mapeamento sistemático. Entretanto, ambos os artigos não encontraram estudos que trabalhassem com extração de características através do uso de sensor durante as tarefas de vida diária, sendo que neste mapeamento foram encontrados 11.

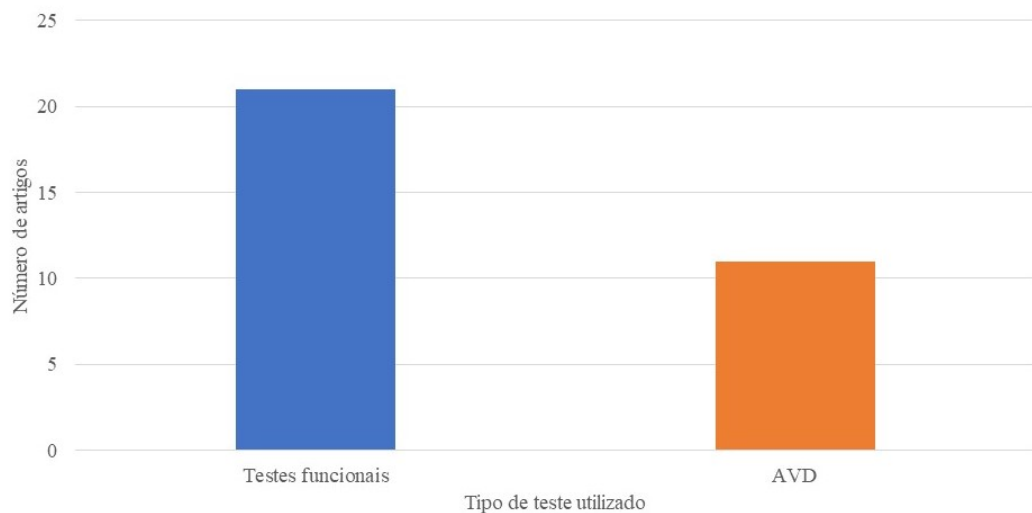


Figura 8: Tipo de teste utilizado para extrair características de marcha.

3.2.1.5 RESPOSTA QUESTÃO 5: APLICAÇÃO

Como apresentado anteriormente na secção de referencial teórico, há três tipos de detecção em relação as quedas: identificar uma queda que já aconteceu, identificar caidores e identificar o risco de quedas. Deste modo, na pergunta cinco buscamos descobrir qual o tipo de aplicação mais utilizada.

Na Figura 9 podemos observar que o risco de que foi a aplicação mais estudada nos artigos selecionado. Entretanto, a maneira como foi mensurado este risco na maioria das vezes é diferente da utilizada neste trabalho. Poucos artigos realizaram uma avaliação em linha de base e após acompanharam os idosos por um período específico de tempo. Em sua maioria, os estudos apenas realizavam os testes de equilíbrio e, a partir do *score* encontrado, cada indivíduo era classificado como em risco ou não de quedas. Outros ainda investigaram o histórico retrospectivo de quedas, como Ponti et al. (2017), entretanto ao invés de classificar seu delineamento como "classificação de caidores", utilizavam "risco de quedas" como objetivo e contribuição principal.

Além disso, nesta etapa era esperado um maior número de artigos relacionados a queda. Este fato pode ser explicado pois, analisando os artigos excluídos por terem sido realizado com jovens, identificamos que sua grande maioria era relacionado a detecção de quedas. A justificativa de não utilizar amostra de idosos mais citada pelos autores foi de que suas pesquisas abordavam eventos simulados, e sua realização se tornava um risco em idosos. Os artigos incluídos que abordavam a temática queda foram todos realizados com sinais obtidos através de AVDs monitoradas durante dias, sendo as quedas capturadas em ambientes de vida diária do

participantes e não intencionais/simuladas.

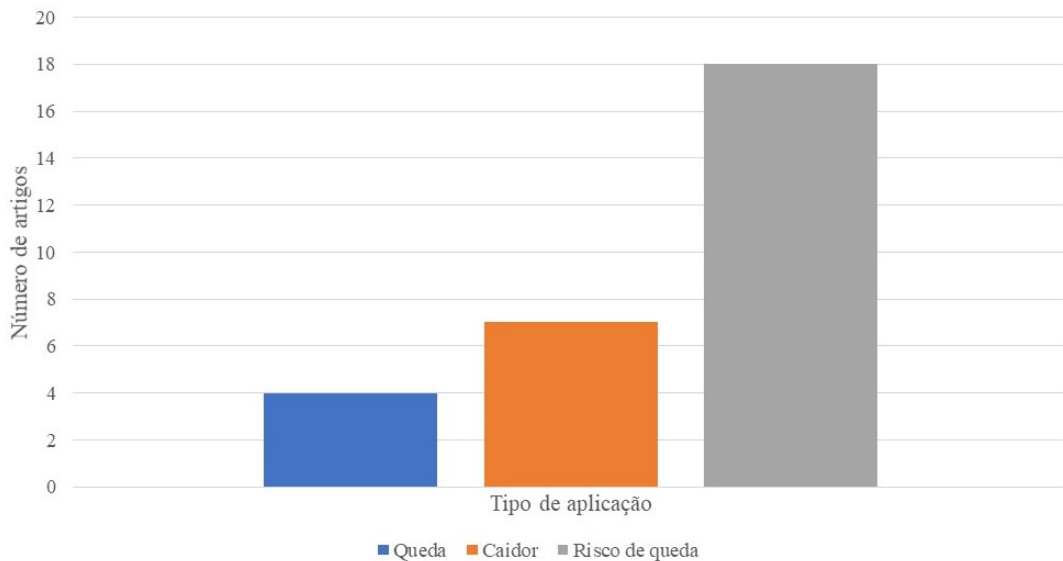


Figura 9: Aplicação relacionada a queda utilizada por artigo.

3.3 CONCLUSÃO DO MAPEAMENTO

Com os resultados obtidos neste mapeamento sistemático fomos capazes de observar alguma padronização nos estudos sobre detecção de eventos relacionados a quedas em idosos e confirmar evidências anteriores na literatura relacionada ao tema. O acelerômetro, com uma taxa de amostragem de 50-100Hz, se mostrou o sensor mais utilizado para capturar os sinais de marcha a serem estudados, sendo a cintura e a lombar o local de utilização mais comum destes. Em relação ao processamento dos sinais, os métodos que utilização apenas a comparação de características extraídas do sinal de acelerometria continuam sendo os mais utilizados, mas foi observado um aumento dos métodos de aprendizado de máquina para esta função.

Entretanto, alguns aspectos ainda não possuem senso comum como o tamanho da amostra a ser estudada, o tipo de população de estudo e quais testes devem ser utilizados para esta tarefa, embora os testes funcionais tenham sido identificados como os mais comuns, tanto neste mapeamento quanto na literatura abordada. A aplicação mais encontrada foi para identificar o risco de quedas, embora não haja um consenso entre os autores em relação a maneira como este fator tenha sido avaliado.

Deste modo, o mapeamento sistemático desenvolvido contribuiu para identificar os principais elementos para serem abordados em estudos sobre detecção de eventos relacionados a quedas em idosos e poderá auxiliar em estudos futuros sobre o tema.

4 OBJETIVOS

4.1 OBJETIVO GERAL

Investigar padrões para rastreamento de risco de queda em idosos sem histórico recente de queda por meio de três variações do teste TUG utilizando um único sensor de aceleração.

4.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Extrair características para identificação de caidores dos dados brutos de acelerometria.
- Comparar as frequências das curvas de aceleração e seus parâmetros entre os grupos caidores e não caidores no momento da avaliação e ao longo dos pontos do acompanhamento.
- Comparar a acurácia das curvas de aceleração e o tempo cronometrado da realização do TUG.
- Comparar a acurácia dos diferentes tipos de TUG: TUG simples (TUG-S), TUG tarefa motora (TUG-M) e TUG dupla tarefa (TUG-D).

5 MÉTODO

5.1 DELINEAMENTO E SELEÇÃO

O presente estudo se insere na perspectiva da abordagem quantitativa, de caráter longitudinal prospectivo. A amostra de 71 idosos foi calculada considerando erro de 5%, poder de 90%, e com base nos estudos pilotos realizados com acelerômetro: Bet et al. (2016) e Ponti et al. (2017) (DUPONT; PLUMMER, 1990), e foi sorteada aleatoriamente entre os indivíduos cadastrados na Universidade Aberta da Terceira Idade (U3I) de São Carlos, São Paulo - Brasil. A Figura 10 apresenta o fluxograma dos indivíduos cadastrados na instituição.

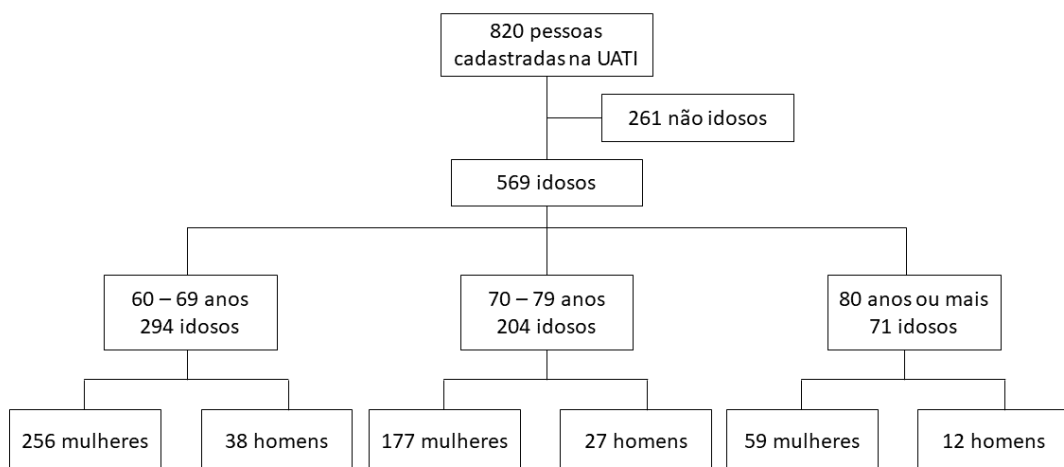


Figura 10: Fluxograma de usuários cadastrados na U3I.

Além disso, a amostra foi estratificada por sexo e idade para garantir a representatividade de ambos os gêneros, de acordo com a população idosa brasileira. Na Figura 11 podemos observar o fluxograma do estudo, incluindo amostral total, perdas e número de voluntários classificados como caidores e não caidores ao final dos 12 meses do estudo. Note que ao todo foram

avaliados 74 voluntários, três a mais que o cálculo amostral, a fim de suprir possíveis perdas amostrais no decorrer do acompanhamento longitudinal de um ano.

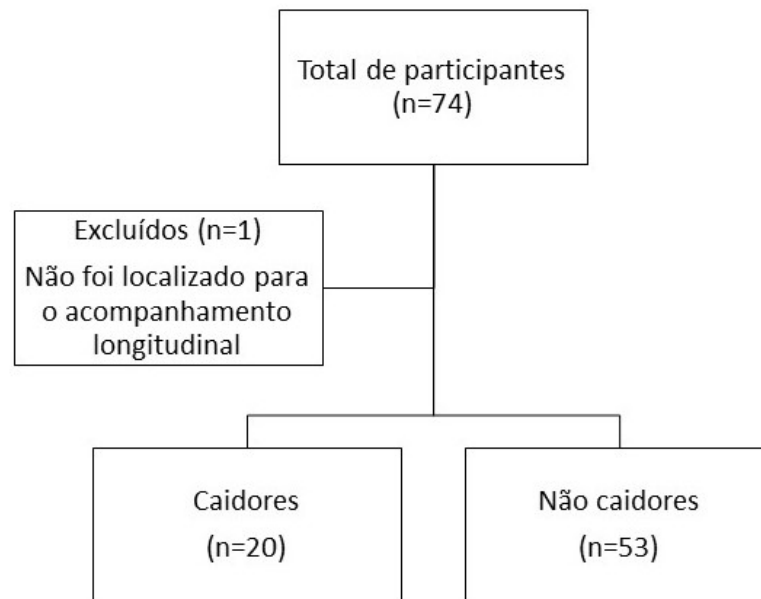


Figura 11: Fluxograma do estudo.

5.2 CRITÉRIOS DE INCLUSÃO

- Idade superior a 60 anos;
- Voluntário não ter caído nos últimos 6 meses;
- Capacidade de se levantar sem auxílio de terceiro, de uma cadeira com braços;
- Deambulação independente sem auxílio de dispositivo de auxílio a marcha.

5.3 CRITÉRIOS DE EXCLUSÃO

- Amputação e/ou uso de prótese de membro inferior ou outro dispositivo que modifique o padrão de marcha, presença de claudicação, dentre outros;
- Participante sofrer de condição de saúde que interfira no padrão de deambulação ou controle postural, como doenças do sistema nervoso central (acidente vascular encefálico, Parkinson), doença neuromuscular periférica (esclerose), declínio neurocognitivo;
- Presença de fator de risco importante que comprometa a segurança, avaliado no momento da realização dos testes, como hipotensão arterial (menor que 90/60mmHg) ou hipertensão arterial (maior que 140/100 mmHg), queixa de angina ou dispneia.

Todas estas condições e fatores de confusão, bem como dados demográficos e de caracterização da amostra foram investigados em entrevista administrada no início do recrutamento e da avaliação da linha de base. O projeto foi autorizado pelo Comitê de Ética em Pesquisa da Universidade Federal de São Carlos (2.668.999/2018), respeitando-se integralmente a Resolução CNS 466/12 e suas complementares.

5.4 DESFECHO PRINCIPAL E AVALIAÇÕES

Principal resposta (desfecho): ocorrência de novas quedas. Os voluntários selecionados foram acompanhados por um ano e receberam quatro ligações sobre ocorrência de quedas neste período. A primeira, segunda, terceira e quarta ligação ocorreram no período de três, seis, nove e doze meses, respectivamente, após a primeira avaliação (Figura 12).

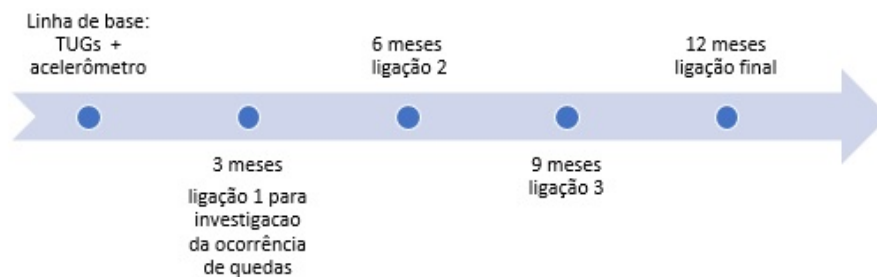


Figura 12: Linha do tempo das avaliações.

As variáveis para o rastreamento de risco de queda deste estudo foram criadas a partir do uso do acelerômetro na cintura (mais próximo ao centro de massa) em voluntários com 60 anos ou mais durante o teste TUG. O sensor foi colocado na região da cintura pois segundo Özdemir (2016) esta região é considerada a localização mais adequada para a colocação do sensor no corpo, com 99,96% de sensibilidade para detecção de quedas.

O TUG foi realizado nove vezes em cada indivíduo, sendo três repetições de cada um dos três tipos de TUG, que serão abordados a seguir. Anterior a sua realização, o voluntário passou por uma fase de familiarização com o teste, onde foi orientado a respeito dos procedimentos de execução e qualquer dúvida referente ao seu andamento, juntamente com uma realização prévia do teste sem uso do acelerômetro.

Timed Up and Go Test (TUG): O controle postural dinâmico foi avaliado pelo TUG, que permite a avaliação tanto da mudança de posturas, de sentado para em pé e vice-versa, como de marcha (SOCIETY et al., 2001). O teste consiste em cronometrar o tempo que o participante leva para: partir de uma posição sentada em cadeira; levantar-se sem apoiar os braços; andar

três metros em linha reta; girar; retornar andando três metros; e sentar-se na cadeira sem apoio (Figura 13). Neste estudo o teste em questão foi realizado nove vezes em cada indivíduo, sendo o primeiro o TUG-S, o segundo o TUG-M e o terceiro o TUG-D. Ao final, o indivíduo repetiu mais duas vezes cada um dos TUGs, na mesma sequência.

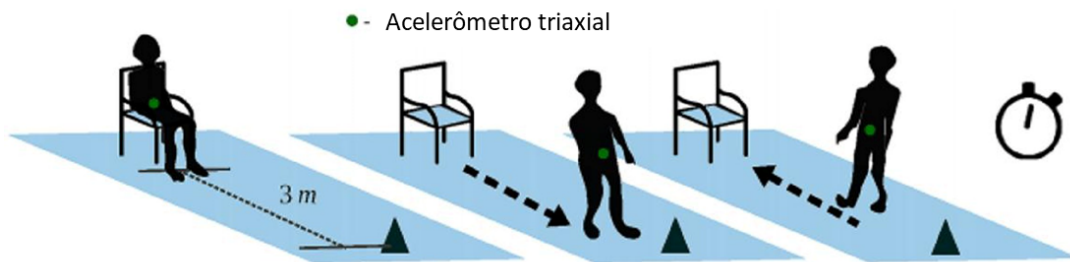


Figura 13: Configuração do Teste TUG

O TUG apresenta, até o momento, a medida mais sensível e confiável para avaliação de risco de quedas em idosos. Considerando as diferentes sensibilidades, especificidades e razões de verossimilhança do teste, o melhor valor preditivo para discriminar idosos que caíram é de 12,47 segundos, no contexto brasileiro (ALEXANDRE et al., 2012). O TUG possui também algumas variações como com tarefa motora e dupla tarefa.

Segundo Gomes et al. (2012) a busca por uma concentração focal ao realizar ações simultâneas compromete o equilíbrio postural, podendo ter como consequência o maior risco de quedas. Deste modo, atividades com dupla tarefa são as mais confiáveis para detecção do risco de queda em idosos, pois a maioria das quedas nesta população acontecem quando eles realizam tarefas múltiplas. Uma dupla tarefa, ou tarefa simultânea, é a execução de uma tarefa primária (foco principal de atenção) e uma tarefa secundária, executadas ao mesmo tempo, sendo estas geralmente motora, cognitiva ou motora-cognitiva (MARINHO et al., 2014)

Entretanto, em Ponti et al. (2017) a mensuração em segundos para completar o TUG demonstrou não ser sensível quando aplicado a uma amostra de idosos saudáveis e ativos. A sensibilidade e especificidade com o uso de acelerometria baseado no TUG dupla tarefa mostrou-se mais acurado. Nesse estudo, além da forma tradicional do teste, foram realizadas duas tarefas descritas a seguir:

- Tarefa motora — TUG-M: carregar um copo com água até a borda sem derrubar enquanto realiza o teste;
- Dupla tarefa (Motora-cognitiva) — TUG-D: Transferir moedas do bolso de um jaleco enquanto conta regressivamente de 7 em 7, a partir de 100 e realiza o teste.

As avaliações propostas foram realizadas pela própria mestrand, que recebeu treinamento prévio com especialistas no tema para poder proceder a aplicação dos instrumentos.

5.5 PROCEDIMENTOS

A Figura 14 ilustra a sequência de passos considerados nesse estudo para extração e processamento de características e análise de dados de acelerometria com relação a capacidade de rastreamento de caidores, bem como sua predição. Os passos coloridos com a cor verde estão relacionados à aquisição de dados, já os coloridos com a cor rosa claro são referentes ao processamento de sinais e extração de características; por fim, os coloridos com a cor azul representam a fase de análise estatística do projeto. Cada um dos passos será descrito nas seções a seguir.

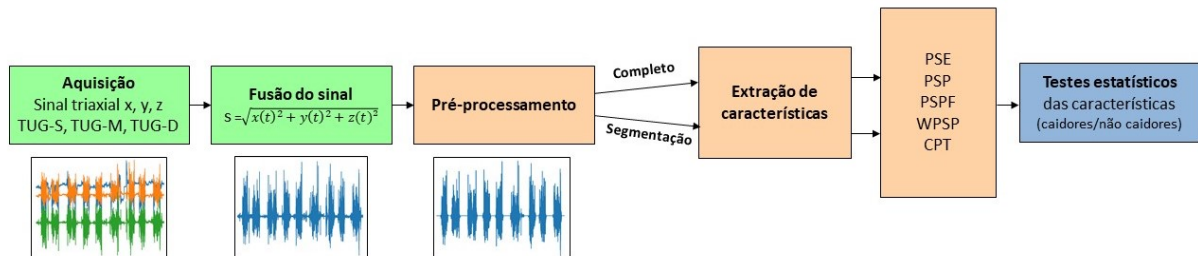


Figura 14: Diagrama da sequência de passos para a análise dos dados de acelerometria.

5.5.1 AQUISIÇÃO E PROCESSAMENTO DO SINAL

Acelerômetro: Um sensor de aceleração triaxial (modelo IMC 16 IMU 16-bit) foi utilizado para adquirir o sinal a uma taxa de amostragem de 100Hz. Para facilitar o processamento do sinal e evitar a necessidade de alinhar os eixos 3-d, uma fusão dos três eixos $x(t)$, $y(t)$, $z(t)$ baseada na distância Euclidiana foi realizada. A fusão foi realizada a partir da seguinte equação:

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

Nyquist Frequency Limit: De acordo com o teorema de amostragem de Nyquist, que descreve o limite de alta frequência do sistema de amostragem, uma taxa de amostragem duas vezes a frequência máxima é 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.

Filtragem: Um *Butterworth low-pass filter* foi usado para suprimir possíveis ruídos, que podem causar altas frequências no sinal. A aplicação deste tipo de filtro é comum em estudos com acelerômetro, pois permite a eliminação de padrões irrealistas (LU et al., 2018; WENG et al., 2017; HAVENS et al., 2018). Em particular, empregamos um filtro de ordem 3 projetado para atenuar a faixa de 34Hz a 50Hz.

Power Spectrum: O *Power Spectrum* (ou espectro de potência) é uma representação de um determinado sinal de acordo com o seu conteúdo de frequência, que pode ser calculado através da Transformada Rápida de Fourier. A Transformada de Fourier converte um sinal no domínio do tempo em uma representação complexa do domínio da frequência, ou seja, em termos de frequências ω . O espectro de potência é o valor absoluto ao quadrado dos coeficientes complexos (PRESS et al., 1989; CONDON; RANSOM, 2016). Seja $\mathfrak{F}(\cdot)$ o operador da Transformada de Fourier, então o espectro de potência de um sinal é obtido da seguinte forma:

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

A figura 15 apresenta um exemplo de um espectro de potência de um participante do estudo e foi gerada a partir dos dados do sinal após a fusão, para os quais apenas as frequências de até 50Hz são mostradas devido à taxa de amostragem. Note que neste caso existem dois picos de frequência, o primeiro em torno de $\omega = 9$ e um segundo em torno de $\omega = 18$. Essas são as frequências dominantes do sinal. Seguindo a literatura recente, como (PONTI et al., 2017), neste artigo exploramos características relacionadas ao conteúdo de frequência como uma maneira de extrair variáveis que permitem discriminar indivíduos com risco de queda.

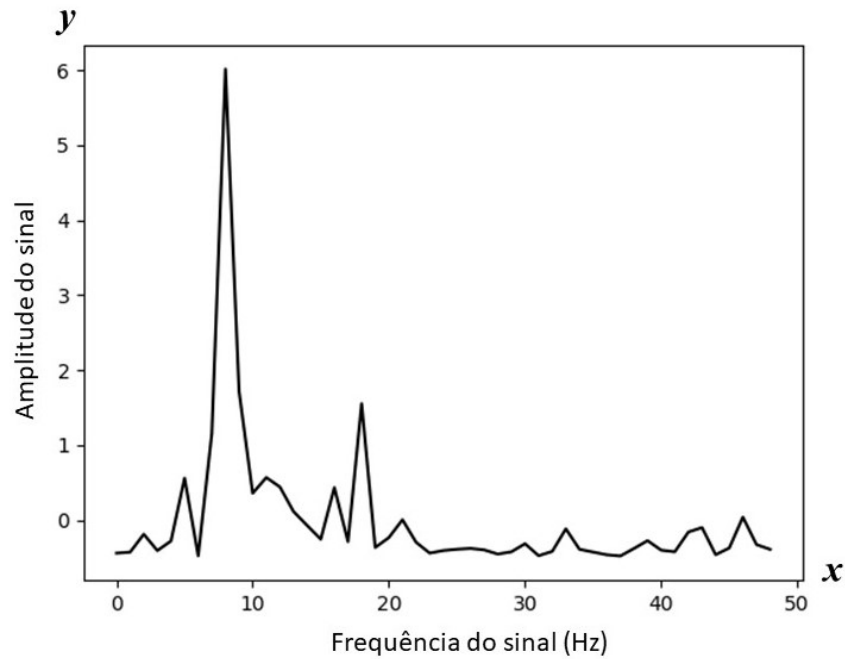


Figura 15: Exemplo de espectro de potência de um participante do estudo. Este espectro de energia foi gerado a partir dos dados brutos de acelerometria, ou seja, sem qualquer tipo de processamento.

Segmentação do Sinal: A fim de investigar cada tipo de TUG separadamente, uma etapa adicional de segmentação de sinal foi empregada, na qual os segmentos relacionados aos 9 testes são rotulados. Isso permite calcular o espectro de potência de diferentes combinações de TUGs ou até mesmo isolar um dado teste, e analisar o potencial dos diferentes tipos de TUG para triagem de risco de queda usando os recursos extraídos dos sinais do acelerômetro (ver Figura 16 para uma ilustração do sinal segmentado).

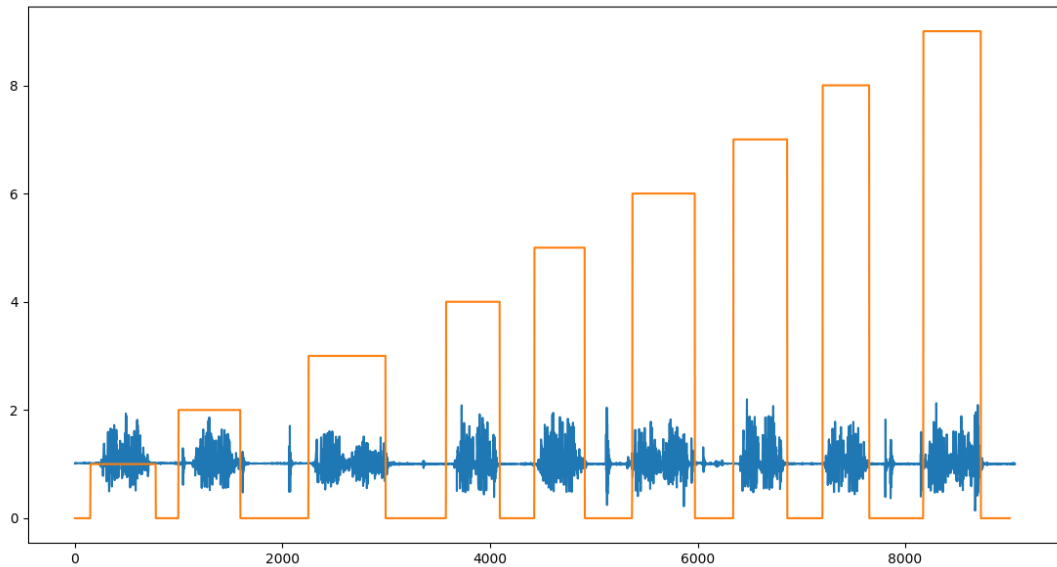


Figura 16: Rótulos obtidos após a segmentação do sinal: o objetivo é separar cada TUG para permitir recursos de computação e realizar análises de cada teste individual. A linha laranja indica os rótulos numéricos de 1 até 9, relativos a cada um dos 9 testes realizados. Os trechos onde a linha indica o valor 0 são considerados períodos de repouso no intervalo de realização dos testes.

5.5.2 EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS

Seja $S(\omega)$ um determinado espectro de potência que é normalizado usando z-score, ou seja, que ele tem média zero e desvio padrão unitário, e $S'(\omega)$ espectro de energia após normalização 0-1. Nós investigamos características extraídas de ambos os casos, de acordo com a necessidade. As seguintes variáveis foram computadas para análise do padrão de marcha sob o ponto de vista da identificação do risco de queda, segundo as diretrizes Millecamps et al. (2015), Ejupi et al. (2017) e Ponti et al. (2017):

1) *Power Spectrum Entropy* (PSE): somas das entropias do espectro de frequências. Esta característica representa uma medida alternativa de compactação de energia na transformação de codificação (GIBSON, 1994), e 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 $\log(0)$ e $S'(\omega)$ é a versão 0-1 normalizada do espectro (WU-EST et al., 2003).

2) *Power Spectrum Peak Frequency* (PSPF): frequências (Hz) relativas às maiores amplitudes, como ilustrado na Figura 17. Essa característica representa os componentes harmônicos

da marcha (OPPENHEIM; WILLISKY, 1996)¹:

$$f_{2,1} = \operatorname{argmax}_{\omega} S(\omega);$$

$$f_{2,2} = \operatorname{argmax}_{\omega - \{f_{2,1}\}} S(\omega);$$

$$f_{2,3} = \operatorname{argmax}_{\omega - \{f_{2,1}, f_{2,2}\}} S(\omega)$$

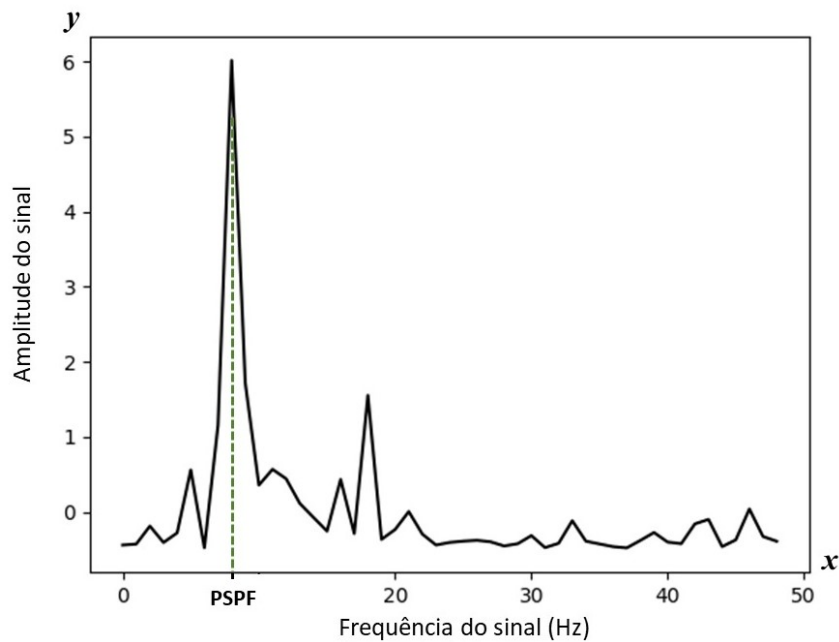


Figura 17: Exemplo de um espectro de potência de um participante do estudo em que o valor do pontilhado verde representa o pico de frequência do espectro de potência (PSPF). O valor se refere ao eixo x do gráfico, isto é, 9Hz.

3) *Power Spectrum Peak* (PSP): característica que visa obter as amplitudes referentes aos componentes PSPF, como mostrado na Figura 18. Este recurso tenta representar as amplitudes correspondentes às frequências fundamentais da marcha:

$$f_{3,1} = S(f_{2,1});$$

$$f_{3,2} = S(f_{2,2});$$

$$f_{3,3} = S(f_{2,3}).$$

¹O uso do termo harmônico é consistente com o conceito musical, no qual se refere a tons resultantes de variações na pressão acústica, em frequências que são múltiplos inteiros de uma frequência fundamental. Por exemplo, o padrão de vibração de uma corda em um instrumento como o violão pode ser descrito como uma sobreposição, em forma de soma ponderada, de exponenciais periódicas relacionadas de forma harmônica.

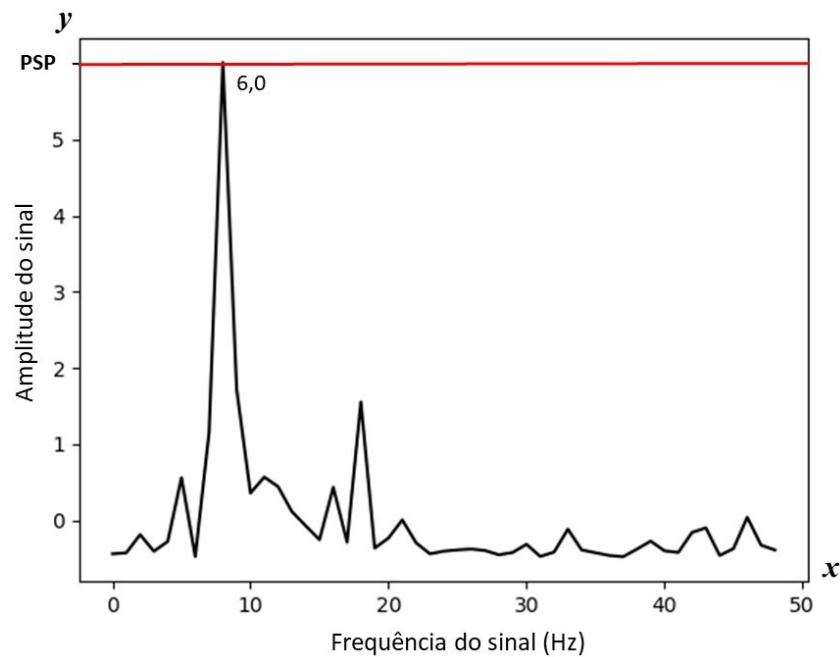


Figura 18: Exemplo de um *power spectrum* de um participante do estudo em que o valor da linha vermelha representa o *power spectrum peak* (PSP). O valor refere-se ao eixo y do gráfico, isto é, aproximadamente 6,0.

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

$$f_{4,1} = f_{2,1} \cdot f_{3,1};$$

5) *TUG Counts* (TC): 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., 2015) — 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 (veja a Figura 19 para uma ilustração dos pesos:

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

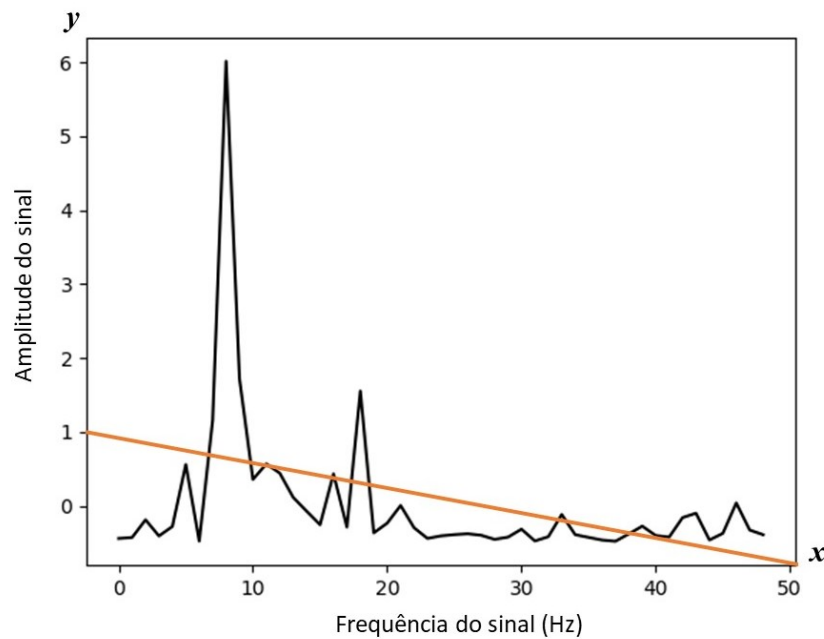


Figura 19: Para calcular as contagens de TUG, cada amplitude de frequência é multiplicada por uma função linear de decaimento (mostrada em laranja) e depois somada.

Essas variáveis foram exploradas em trabalho anterior com sucesso para análise de sinais de acelerometria com testes TUG para identificação de caidores (PONTI et al., 2017). Cada característica, isto é, PSE (f_1), 3 PSPs ($f_{2,1}, f_{2,2}, f_{2,3}$), 3 PSPFs ($f_{3,1}, f_{3,2}, f_{3,3}$), WSPSP (f_4), TC (f_5), foi calculada a partir de espectros relacionados com os seguintes sinais:

- (a) Sinal completo: Características extraídas dos dados brutos, sem qualquer processamento e sem diferenciar sinais relativos a cada uma das execuções dos TUGs.
- (b) Cada TUG separadamente: Características extraídas de cada uma das nove execuções do TUG separadamente. Essas variáveis foram divididas em: TUG-S 1, TUG-M 1, TUG-D 1, TUG-S 2, TUG-M 2, TUG-D 2, TUG-S 3, TUG-M 3, TUG-D 3.
- (c) TUGs agrupados por seu tipo: Características extraídas a partir do agrupamentos dos tipos de TUGs em uma única variável (por exemplo, TUG-S1 + TUG-S 2 + TUG-S 3 = TUG-S). As variáveis desta categoria foram: TUG-S, TUG-M e TUG-D.
- (d) Sequência de execução dos TUGs: Características extraídas de cada sequência de execução dos TUGs (por exemplo, a sequência um é equivalente ao agrupamento do TUG-S 1, TUG-M 1 e TUG-D 1). As variáveis consideradas foram: Seq.1, Seq.2 e Seq.3.

5.5.3 ANÁLISE DE DADOS E AVALIAÇÃO

Com base na distribuição das variáveis geradas a partir das curvas de aceleração, testes estatísticos foram utilizados para identificar quais variáveis geram valores que são significativamente diferentes quando comparamos os grupos de participantes caidor e não caidor. Para amostras com distribuição normal foi utilizado Teste t ou ANOVA, já para distribuição não normal foram utilizados teste de Mann-Whitney U e Kruskal Wallis.

A partir das variáveis geradas do sinal de acelerometria, e como forma de melhor compreender a acurácia de cada característica, foram analisadas sensibilidade e especificidade. Todas as análises de acurácia, incluindo as de sensibilidade e especificidade, foram calculadas com base na ocorrência de quedas futuras reportadas na amostra do estudo. A sensibilidade reflete o quão este método é eficaz em identificar corretamente, dentre todos os indivíduos avaliados, aqueles que realmente apresentam a característica de interesse. Por sua vez, a especificidade reflete o quão eficaz este método é para identificar os indivíduos que não apresentam as condições de interesse. Para fins de avaliação, são *positivos* os indivíduos caidores e *negativos* os indivíduos não caidores. Considerando VP como a quantidade de verdadeiros positivos, VN a quantidade de verdadeiros negativos, FP os falsos positivos e FN os falsos negativos, formalmente temos as seguintes definições para Acurácia:

$$ACC = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN}, \quad (16)$$

Sensibilidade (ou taxa de verdadeiros positivos, TPR do inglês *true positive rate*):

$$TPR = \frac{VP}{VP + FN}, \quad (18)$$

e Especificidade (ou taxa de falsos positivos, TNR do inglês *true negative rate*):

$$TNR = \frac{VN}{VN + FP}. \quad (20)$$

De forma a calcular os valores de ACC , TPR e TNR para cada uma das características foi utilizado como ponto de corte aquele relativo à taxa de igualdade dos erros (EER, do inglês *Equal Error Rate*). O ponto de corte do EER é tal que a sensibilidade seja a mais próxima possível da especificidade, ou seja em que $TPR \approx TNR$.

5.6 IMPLEMENTAÇÃO E REPRODUTIBILIDADE

O software Python e bibliotecas dessa mesma plataforma como `numpy` e `scipy` foram utilizados para o processamento dos sinais, extração de características e análise dos dados e resultados. O código fonte utilizado para processar o sinal, extrair os recursos e produzir os resultados estão disponíveis em um repositório aberto². A plataforma de desenvolvimento MetaWear RPRO (MbientLab) com sensor de aceleração e Bluetooth de baixa energia foram utilizados para a captura dos dados via aplicativo MetaBase/MetaWear para Android e IOS.

²<https://github.com/patriciabet/mobile-fall-screening>

6 RESULTADOS

6.1 CARACTERIZAÇÃO DA AMOSTRA

Como citado anteriormente, a amostra foi estratificada por sexo e idade para garantir a representatividade de ambos os gêneros, de acordo com a população e foi sorteada aleatoriamente de participantes da U3I. Deste modo, foram avaliados 74 idosos (três a mais do que o cálculo amostral devido a possível perda de sujeitos), com média de 70 anos de idade, sendo que 57% eram mulheres, 66% casados, 46% possuíam ensino superior completo e 22% faziam uso de apenas dois medicamentos.

Os voluntários foram divididos em três grupos: idosos com idade entre 60 a 69 anos, com idade entre 70 a 79 anos com e idosos com 80 anos ou mais. A Tabela 4 apresenta uma breve descrição das características da amostra contendo idade, sexo e média do Mini Exame do Estado Mental (MEEM), além das médias dos nove TUGs realizados. Também são apresentadas as médias gerais (resultado das médias dos três TUGs de cada tipo), e os valores do intervalo de confiança (IC) para as médias dos TUG-S, TUG-M e TUG-D dos três grupos em que a amostra foi dividida.

Tabela 4: Características da amostra contendo idade, sexo e média do MEEM, além da média, e valores do intervalo de confiança (IC) para as médias dos TUG-S, TUG-M e TUG-D dos três grupos em que a amostra foi dividida, para os quais todos os valores estão apresentados em segundos.

		60 - 69 anos	70 - 79 anos	80 anos ou mais	p-valor
n		41	22	11	
Idade	$\mu \pm \sigma$	65 \pm 2.97	74 \pm 2.20	82 \pm 2.42	
Sexo	Feminino	22 (54%)	14 (64%)	6 (55%)	
	Masculino	19 (46%)	8 (36%)	5(45%)	
MEEM	$\mu \pm \sigma$	28 \pm 1.25	28 \pm 1.51	27 \pm 1.72	0.038 ^a
TUG-S 1	$\mu \pm \sigma$	8.88 \pm 1.99	9.97 \pm 2.49	11.11 \pm 1.84	0.009 ^a
TUG-M 1	$\mu \pm \sigma$	9.20 \pm 2.12	9.79 \pm 1.78	12.66 \pm 2.73	< 0.001 ^a
TUG-D 1	$\mu \pm \sigma$	11.39 \pm 3.48	12.54 \pm 4.25	15.19 \pm 6.43	0.057 ^a
TUG-S 2	$\mu \pm \sigma$	8.50 \pm 1.95	8.92 \pm 1.77	10.51 \pm 1.31	0.011 ^b
TUG-M 2	$\mu \pm \sigma$	8.63 \pm 1.66	9.59 \pm 1.68	11.40 \pm 1.94	< 0.001 ^b
TUG-D 2	$\mu \pm \sigma$	9.83 \pm 2.36	11.24 \pm 3.43	14.74 \pm 4.28	< 0.001 ^a
TUG-S 3	$\mu \pm \sigma$	8.36 \pm 2.24	8.81 \pm 1.69	10.28 \pm 1.75	0.005 ^a
TUG-M 3	$\mu \pm \sigma$	8.59 \pm 1.64	9.14 \pm 1.60	11.10 \pm 2.36	0.003 ^a
TUG-D 3	$\mu \pm \sigma$	9.61 \pm 2.17	10.61 \pm 2.73	13.24 \pm 3.02	< 0.001 ^b
Med.TUG-S	$\mu \pm \sigma$	8.58 \pm 1.93	9.16 \pm 1.93	10.64 \pm 1.51	
	IC	(7.97 - 9.19)	(8.30 - 10.02)	(9.63 - 11.65)	0.009 ^b
Med.TUG-M	$\mu \pm \sigma$	8.81 \pm 1.74	9.51 \pm 1.63	11.72 \pm 2.13	
	IC	(8.26 - 9.36)	(8.79 - 10.23)	(10.29 - 13.15)	< 0.001 ^a
Med.TUG-D	$\mu \pm \sigma$	10.34 \pm 2.54	11.59 \pm 3.27	14.66 \pm 4.28	
	IC	(9.54 - 11.14)	(10.14 - 13.04)	(11.78 - 17.54)	0.006 ^a

^a — p-valor para teste Kruskal-Wallis; ^b — p-valor para ANOVA.

Como o declínio cognitivo pode ser considerado um fator de risco para quedas, o MEEM foi utilizado na pesquisa como forma de rastreio e, caso o idoso tivesse uma pontuação abaixo do escore indicado para sua escolaridade, ele seria excluído da amostra (CRUZ et al., 2015). A nota de corte utilizada foi a proposta por Bertolucci et al. (1994), sendo 13 ou mais pontos para indivíduos analfabetos, 18 ou mais pontos para aqueles com até 8 anos de escolaridade e 26 ou mais pontos para aqueles com mais de 8 anos de escolaridade.

Em relação ao TUG, cada um dos três tipos do teste (TUG-S, TUG-M, TUG-D) foi realizado três vezes por cada voluntário, totalizando nove repetições. Com os resultados apresentados na Tabela 4, podemos identificar uma diferença significativa entre os grupos de idade para todas as repetições do TUG, exceto para a primeira execução do TUG-D ($p=0.057$).

A Tabela 5 expressa os resultados das características extraídas das curvas de aceleração para ambos os três grupos. É importante notar que, nesse ponto do estudo essas características foram extraídas dos dados brutos, sem qualquer processamento e sem diferenciar os sinais relativos a cada uma das execuções dos TUGs. Considerando os grupos de faixas de idade, apenas o primeiro pico de frequência, isto é, o PSPF1 ($p=0.042$) mostrou diferença estatística entre os grupos.

Tabela 5: Características extraídas do sinal obtidos do acelerômetro após a fusão dos eixos. As análises são referentes aos dados adquiridos dos dados brutos de acelerometria coletados na primeira avaliação e estão divididos nos grupos etários.

	$\mu_+(60 - 69 \text{ anos})$	$\mu_+(70 - 79 \text{ anos})$	$\mu_+(80 \text{ anos ou mais})$	$p\text{-valor}^a$
n	41	22	11	
PSE	6.708 ± 1.966	7.3642 ± 1.844	7.256 ± 2.335	0.517
PSP1	5.059 ± 0.999	4.677 ± 0.977	5.163 ± 1.133	0.302
PSP2	1.523 ± 0.943	1.770 ± 0.814	1.715 ± 1.373	0.622
PSP3	0.716 ± 0.580	0.635 ± 0.417	0.733 ± 0.652	0.836
PSPF1	9.550 ± 1.974	10.500 ± 1.617	8.454 ± 3.367	0.042*
PSPF2	12.800 ± 6.845	10.591 ± 7.831	14.454 ± 11.766	0.403
PSPF3	15.675 ± 12.687	15.909 ± 11.954	11.636 ± 7.969	0.495
WPSP	43.614 ± 13.458	44.103 ± 10.024	40.978 ± 21.632	0.831
CPT	0.341 ± 0.336	0.297 ± 0.512	0.224 ± 0.346	0.690

a — p -valor para teste Kruskal-Wallis; * — diferença significativa entre os grupos.

6.2 VISÃO GERAL DOS RESULTADOS APÓS ACOMPANHAMENTO DE 12 MESES

Após os 12 meses de acompanhamento do estudo, 20 voluntários sofreram pelo menos uma queda, totalizando 27,4% do total da amostra. Além disso, foi possível observar que a maioria dos caidores foram mulheres, cerca de 75%. Na Tabela 6 mostramos os resultados para os valores médios de cada tipo de TUG ao longo dos 12 meses de acompanhamento, incluindo significância estatística (p -valor), acurácia (ou ACC), sensibilidade (ou TPR) e especificidade

(ou TNR), ver Seção 5.5.3 para detalhes de como esses valores são calculados. Esses recursos são utilizados para comparar com os resultados obtidos a partir dos recursos do acelerômetro. O ponto de corte para discriminar os caidores dos não caidores foi de 12,47 segundos para o TUG simples (ALEXANDRE et al., 2012), 14,5 segundos para o TUG motor e 15,0 segundos para o TUG de dupla tarefa (SHUMWAY-COOK et al., 2000).

Ao considerar os caidores por períodos, os valores de acurácia e especificidade dos segundos do TUG apresentados ainda são bons (cerca de 0,75 e 1,00, respectivamente) e os valores de sensibilidade são baixos. Este fato confirma que o corte TUG é inadequado para a população idosa saudável.

Tabela 6: Comparação dos segundos do TUG entre o grupo não caidor e caidor ao longo dos 12 meses de acompanhamento, além de significância estatística, acurácia, sensibilidade e especificidade.

	μ_+ (não caidores)	μ_- (caidores)	<i>p</i> -valor	ACC	TPR	TNR
3 meses						
Med. TUG-S	8.86 ± 1.94	10.94 ± 2.01	0.009 ^a	0.90	0.29	0.97
Med. TUG-M	9.23 ± 1.90	11.60 ± 2.39	0.014 ^b	0.89	0.00	0.98
Med. TUG-D	11.07 ± 3.41	14.15 ± 2.85	0.016 ^b	0.86	0.43	0.91
6 meses						
Med. TUG-S	8.91 ± 2.03	9.69 ± 1.98	0.198 ^a	0.81	0.14	0.97
Med. TUG-M	9.30 ± 1.98	10.15 ± 2.31	0.265 ^b	0.79	0.00	0.98
Med. TUG-D	11.17 ± 3.46	12.18 ± 3.49	0.310 ^b	0.79	0.29	0.92
9 meses						
Med. TUG-S	8.90 ± 2.04	9.68 ± 1.91	0.188 ^a	0.79	0.13	0.97
Med. TUG-M	9.20 ± 1.85	10.47 ± 2.54	0.115 ^b	0.81	0.07	1.00
Med. TUG-D	11.19 ± 3.49	12.06 ± 3.40	0.336 ^b	0.79	0.27	0.91
12 meses						
Med. TUG-S	8.87 ± 1.87	10.89 ± 2.71	0.011 ^a	0.79	0.20	1.00
Med. TUG-M	9.31 ± 2.00	10.86 ± 2.26	0.083 ^b	0.75	0.05	1.00
Med. TUG-D	11.12 ± 3.29	13.73 ± 4.42	0.113 ^b	0.74	0.25	0.92

a — *p*-valor para teste t ; *b* — *p*-valor para Mann-Whitney U

Nas próximas seções, apresentamos e discutimos os resultados em termos de tempo de acompanhamento (3, 6, 9 e 12 meses), bem como comparamos as características propostas com os segundos do TUG, não apenas em termos de significância estatística, mas também em relação à **acurácia, sensibilidade (TPR) e especificidade (TNR)**.

6.3 ANÁLISE AO LONGO DO TEMPO DE ACOMPANHAMENTO

Como o principal resultado é estudar a ocorrência de quedas na amostra ao longo de doze meses, com os parâmetros extraídos do sensor de aceleração, os resultados que serão

apresentados a seguir são referentes aos dados obtidos com a análise do sinal completo das curvas de aceleração (sem qualquer tipo de processamento) e os obtidos após a segmentação dos dados.

6.3.1 TRÊS MESES DE ACOMPANHAMENTO

Após três meses da avaliação inicial (TUGs), foram realizadas ligações aos voluntários para identificar ocorrência de queda durante este período. Ao final da investigação, **sete idosos (9,6 % do total)** relataram ter sofrido pelo menos uma queda. Os outros 66 idosos não sofreram queda e apenas um voluntário que realizou a primeira avaliação não foi encontrado.

A média de idade dos que não caíram foi de 70,2 ($\pm 6,73$) anos e os caidores de 69,71 ($\pm 17,93$) anos ($p=0,389$). 55% dos que não caíram eram mulheres e 45% eram homens. Entre os que caíram, 71% eram mulheres e 29% eram homens.

A tabela 7 mostra as características extraídas do sinal de aceleração que apresentaram diferença estatística ao comparar as médias dos grupos caidores e não caidores formados a partir dos três primeiros meses de acompanhamento do estudo. Note que apenas PSPF3 e TC não apresentaram diferença estatística entre os grupos, considerando o sinal total.

Tabela 7: Características do acompanhamento de 3 meses que produziram diferença estatística ao comparar as médias dos grupos caidor e não caidor.

	μ_+ (não caidores)	μ_- (caidores)	p -valor*
n	66	7	
Sinal completo			
PSE	6.905 ± 2.075	7.931 ± 0.792	0.035
PSP1	5.038 ± 1.030	4.307 ± 0.681	0.037
PSP2	1.530 ± 0.977	2.408 ± 0.740	0.026
PSP3	0.589 ± 0.452	1.355 ± 0.728	0.003
PSPF1	9.818 ± 1.922	8.000 ± 3.891	0.043
PSPF2	13.121 ± 8.289	7.429 ± 4.271	0.025
WPSP	44.700 ± 12.916	30.435 ± 18.802	0.011
Cada TUG separado			
PSE (TUG-D 1)	8.235 ± 2.423	10.054 ± 2.153	0.035
TC (TUG-D 1)	1.240 ± 0.757	0.747 ± 0.646	0.008
PSE (TUG-D 2)	7.573 ± 2.105	9.413 ± 2.477	0.030
PSP2 (TUG-D 2)	2.143 ± 0.777	2.593 ± 0.367	0.045
PSPF3 (TUG-D 2)	11.879 ± 7.296	20.286 ± 10.872	0.022
TC (TUG-D 2)	1.435 ± 0.846	0.850 ± 0.531	0.016
PSPF2 (TUG-D 3)	12.379 ± 7.827	17.123 ± 7.220	0.035
TUG agrupado por tipo			
PSPF1 (TUG-S)	8.545 ± 11.113	11.143 ± 9.992	0.044
TC (TUG-D)	0.668 ± 0.593	0.390 ± 0.456	0.023
Sequência de execução do TUG			
PSPF2 (Seq.1)	23.924 ± 15.389	14.000 ± 11.225	0.045

* — p -valor para Mann-Whitney U.

6.3.2 SEIS MESES DE ACOMPANHAMENTO

Quatorze voluntários (19,2%) sofreram uma queda no período de seis meses, um deles caidor recorrente, uma vez que a pessoa sofreu duas quedas no mesmo período de acompanhamento. A média de idade dos que não caíram foi 70,7 ($\pm 7,7$) anos e os caidores 67,9 ($\pm 6,7$) anos ($p=0,060$). 50,85% dos não caidores eram mulheres e 49,15% eram homens. Entre os caidores, 78,6% eram mulheres e 21,4% eram homens.

Os resultados para as características são mostrados na Tabela 8. Foi identificado diferença estatística tanto para o sinal completo, quanto para as segmentações do TUG.

Tabela 8: Características do acompanhamento de 6 meses que produziram diferença estatística ao comparar as médias dos grupos caidor e não caidor.

	μ_+ (não caidores)	μ_- (caidores)	p -valor*
n	59	14	
Sinal completo			
PSP1	5.108 \pm 1.034	4.376 \pm 0.736	0.011
WSP	45.206 \pm 13.381	35.435 \pm 14.949	0.010
Cada TUG separado			
PSF3 (TUG-S 1)	11.288 \pm 6.638	14.214 \pm 6.038	0.046
PSE (TUG-D 1)	8.151 \pm 2.431	9.496 \pm 2.268	0.037
TC (TUG-D 1)	1.263 \pm 0.779	0.895 \pm 0.597	0.021
PSE (TUG-D 2)	7.456 \pm 2.091	8.985 \pm 2.275	0.021
PSP2 (TUG-D 2)	2.123 \pm 0.804	2.452 \pm 0.442	0.048
TC (TUG-D 2)	1.483 \pm 0.875	0.942 \pm 0.456	0.011
PSP3 (TUG-S 3)	1.490 \pm 0.688	1.846 \pm 0.604	0.046
PSE (TUG-M 3)	6.368 \pm 2.091	7.565 \pm 1.797	0.044
PSP2 (TUG-M 3)	2.089 \pm 0.906	2.639 \pm 0.735	0.009
TUG agrupado por tipo			
PSPF1 (TUG-S)	7.339 \pm 9.212	14.929 \pm 15.196	0.009
WSP (TUG-S)	25.345 \pm 30.429	58.200 \pm 64.973	0.015
PSP2 (TUG-D)	1.954 \pm 0.838	2.407 \pm 0.810	0.035
TC (TUG-D)	0.697 \pm 0.618	0.405 \pm 0.343	0.026
Sequência de execução do TUG			
PSP3 (Seq.1)	7.780 \pm 10.625	15.714 \pm 16.254	0.038

* — p -valor para Mann-Whitney U.

6.3.3 NOVE MESES DE ACOMPANHAMENTO

No período de nove meses, quinze idosos (20,5%) relataram quedas, sendo dois caidores recorrentes. A média de idade dos não caidores foi de 70,5 ($\pm 6,5$) anos e os caidores 68,9 ($\pm 7,8$) anos ($p=0,149$). 51,7% dos não caidores eram mulheres e 48,3% eram homens.

Dos caidores, 73,3% eram mulheres e 26,7% eram homens.

Os resultados da análise de nove meses são mostrados na Tabela 9. No geral, o número de variáveis que apresentaram diferença entre os grupos diminuiu. No sinal completo, apenas o PSP1 e WPSP demonstraram diferença estatística ao comparar os grupos de caidores e não caidores. Ainda foi encontrado diferença estatísticas tanto no sinal completo, quanto nas segmentações.

Tabela 9: Características do acompanhamento de 9 meses que produziram diferença estatística ao comparar as médias dos grupos caidor e não caidor.

	μ_+ (não caidores)	μ_- (caidores)	p -valor*
n	58	15	
Sinal completo			
PSP1	5.113 ± 1.042	4.407 ± 0.720	0.012
WPSP	45.234 ± 13.494	35.976 ± 14.583	0.010
Cada TUG separado			
PSE (TUG-S 1)	6.358 ± 2.227	7.602 ± 2.651	0.045
PSE (TUG-M 1)	6.689 ± 1.900	7.812 ± 2.467	0.045
TC (TUG-M 1)	1.471 ± 0.856	1.092 ± 0.616	0.035
PSE (TUG-D 1)	8.1130 ± 2.434	9.554 ± 2.202	0.027
TC (TUG-D 1)	1.262 ± 0.785	0.924 ± 0.587	0.042
WPSP (TUG-S 2)	24.282 ± 38.079	38.204 ± 42.814	0.043
TC (TUG-M 2)	1.649 ± 1.093	1.197 ± 0.654	0.045
PSE (TUG-D 2)	7.445 ± 2.107	8.926 ± 2.208	0.019
PSPF1 (TUG-D 2)	7.603 ± 8.731	13.667 ± 12.773	0.046
TC (TUG-D 2)	1.491 ± 0.880	0.9472 ± 0.441	0.010
PSPF1 (TUG-S 3)	1.478 ± 0.687	1.870 ± 0.591	0.025
PSE (TUG-M 3)	6.323 ± 2.080	7.660 ± 1.772	0.021
PSP1 (TUG-M 3)	4.689 ± 1.142	4.051 ± 0.898	0.029
PSP2 (TUG-M 3)	2.082 ± 0.912	2.629 ± 0.711	0.010
TUG agrupado por tipo			
PSPF1 (TUG-S)	6.759 ± 8.152	16.667 ± 16.057	0.002
PSPF2 (TUG-S)	25.431 ± 13.599	17.600 ± 14.061	0.030
WPSP (TUG-S)	23.464 ± 27.077	63.282 ± 65.588	0.005
PSE (TUG-D)	9.489 ± 2.534	10.875 ± 1.855	0.025
PSP2 (TUG-D)	1.953 ± 0.846	2.383 ± 0.787	0.043
TC (TUG-D)	0.704 ± 0.621	0.400 ± 0.332	0.023
Sequência de execução do TUG			
PSPF1 (Seq.1)	7.810 ± 10.713	15.067 ± 15.889	0.025
TC (Seq.2)	0.883 ± 0.872	0.503 ± 0.405	0.042
PSPF3 (Seq.3)	22.621 ± 12.952	28.867 ± 11.272	0.031

* — p -valor para Mann-Whitney U.

6.3.4 DOZE MESES DE ACOMPANHAMENTO

Após os doze meses de acompanhamento, **20 voluntários (27.4% do total) relataram ter sofrido pelo menos uma queda**. Dois voluntários sofreram duas quedas em diferentes períodos de acompanhamento e um relatou ter sofrido três quedas durante os doze meses. A média de idade dos que não caíram foi 70,5 ($\pm 6,5$) anos e os que não caíram 69,2 ($\pm 7,6$) anos ($p=0,146$). 75% dos caidores eram mulheres e 25% eram homens. Entre os não caidores, 49,1% eram mulheres e 50,9% eram homens.

Os resultados para as características são apresentados na Tabela 10. Foram encontradas característica discriminativa para o sinal completo e segmentado. As características PSE e TC foram as mais frequentes para ambos os sinais.

Tabela 10: Características do acompanhamento de 12 meses que produziram diferença estatística ao comparar as médias dos grupos caidor e não caidor.

	μ_+ (não caidores)	μ_- (caidores)	p -valor*
n	53	20	
Sinal completo			
PSP1	5.102 ± 1.049	4.613 ± 0.865	0.041
WPSP	45.015 ± 13.952	38.8704 ± 13.9522	0.036
TC	0.370 ± 0.445	0.192 ± 0.227	0.035
Cada TUG separado			
PSE (TUG-S 1)	6.285 ± 2.192	7.485 ± 2.609	0.032
PSE (TUG-M 1)	6.596 ± 1.946	7.779 ± 2.175	0.012
TC (TUG-M 1)	1.522 ± 0.877	1.052 ± 0.547	0.007
PSE (TUG-D 1)	8.048 ± 2.402	9.366 ± 2.345	0.024
TC (TUG-D 1)	1.311 ± 0.799	0.878 ± 0.538	0.007
WPSP (TUG-S 2)	23.546 ± 37.884	36.673 ± 42.036	0.043
TC (TUG-S 2)	1.830 ± 1.108	1.311 ± 0.686	0.040
PSE (TUG-M 2)	6.395 ± 2.218	7.704 ± 1.848	0.017
TC (TUG-M 2)	1.705 ± 1.125	1.163 ± 0.585	0.016
PSE (TUG-D 2)	7.407 ± 2.085	8.655 ± 2.2800	0.021
TC (TUG-D 2)	1.5321 ± 0.898	0.936 ± 0.452	0.005
PSP2 (TUG-S 3)	2.027 ± 0.818	2.399 ± 0.612	0.044
PSP3 (TUG-S 3)	1.451 ± 0.668	1.845 ± 0.652	0.019
TC (TUG-S 3)	1.894 ± 1.151	1.297 ± 0.659	0.019
PSE (TUG-M 3)	6.173 ± 2.034	7.722 ± 1.808	0.005
PSP1 (TUG-M 3)	4.733 ± 1.1630	4.093 ± 0.864	0.018
PSP2 (TUG-M 3)	2.036 ± 0.908	2.615 ± 0.736	0.003
TC (TUG-M 3)	1.685 ± 0.934	1.177 ± 0.534	0.012
PSE (TUG-D 3)	7.298 ± 2.515	8.612 ± 2.019	0.018
PSP1 (TUG-S 3)	4.4307 ± 1.201	3.873 ± 0.936	0.032
TC (TUG-S 3)	1.541 ± 0.941	1.130 ± 0.635	0.042
TUG agrupado por tipo			
PSPF1 (TUG-S)	6.981 ± 8.477	13.600 ± 14.911	0.006
WPSP (TUG-S)	24.047 ± 28.150	51.785 ± 60.323	0.009
TC (TUG-S)	0.996 ± 0.093	0.609 ± 0.521	0.038
TC (TUG-M)	0.875 ± 0.829	0.480 ± 0.366	0.019
PSE (TUG-D)	9.443 ± 2.570	10.650 ± 1.944	0.033
PSPF3 (TUG-D)	21.075 ± 14.428	28.450 ± 12.492	0.029
TC (TUG-D)	0.730 ± 0.639	0.407 ± 0.315	0.014
Sequência de execução do TUG			
PSPF2 (Seq.1)	24.792 ± 15.618	18.150 ± 13.354	0.047
TC (Seq.1)	0.786 ± 0.634	0.505 ± 0.435	0.028
TC (Seq.2)	0.921 ± 0.900	0.498 ± 0.372	0.024
TC (Seq.3)	0.922 ± 0.817	0.534 ± 0.405	0.048

* — p -valor para Mann-Whitney U.

6.4 AVALIAÇÃO DO RISCO DE QUEDA: ACURÁCIA, SENSIBILIDADE E ESPECIFICIDADE

Ao analisar o potencial dos testes do TUG e das características de acelerometria, é importante comparar os resultados com relação às acurácias, sensibilidade e especificidade.

Como mostrado no início desta seção (consulte a Tabela 6), embora haja um grupo de testes TUG que mostram diferença estatística, considerando o valor em segundos e, consequentemente, uma boa acurácia (cerca de 0.9), seus valores de sensibilidade são baixos, indicando uma alta taxa de falsos negativos. Isso é típico de cenários desequilibrados, em que a maioria dos exemplos pertence à categoria negativa. Por outro lado, as características de frequência extraídas dos sinais são mais equilibradas em relação à sensibilidade e especificidade.

Na Tabela 11, resumimos as principais características e seus resultados de acurácia, sensibilidade (TPR) e especificidade (TNR) para os três meses de acompanhamento. Note que **essas características são capazes de separar caidores de não caidores, dentro de três meses antes da ocorrência da queda, com precisões acima de 0,7, mantendo a sensibilidade em torno de 0,71, o que é crucial para triagem de risco de queda. Uma fusão dessas três melhores características aumenta a sensibilidade para 0,86.** Nós não apresentamos a média e o desvio padrão para a fusão, uma vez que é uma fusão tardia (*late fusion*), ou seja, a votação por maioria das decisões usando as três melhores características.

Ressalta-se, ainda, que os não caidores tendem a ter um valor maior para o pico da frequência fundamental, tanto em Hertz quanto em amplitude, o que significa que sua marcha é mais dominada por uma única frequência característica quando comparada aos caidores. Além disso, a entropia do espectro de potência é consistentemente menor para os não caidores.

Tabela 11: Visão geral dos principais resultados das características para os três meses de acompanhamento e sua acurácia (ACC), sensibilidade (TPR) e especificidade (TNR).

	μ_+ (não caidores)	μ_- (caidores)	p -valor*	ACC	TPR	TNR
n	63	7				
PSE	6.905 ± 2.075	7.931 ± 0.792	0.035	0.70	0.71	0.70
PSP2	1.530 ± 0.977	2.408 ± 0.740	0.026	0.70	0.71	0.70
PSP3	0.589 ± 0.452	1.355 ± 0.728	0.003	0.75	0.71	0.76
Fusão (PSE, PSP2, PSP3)	-	-	-	0.71	0.86	0.70

* — p -valor para Mann-Whitney U.

A Tabela 12 representa os melhores resultados de acurácia, sensibilidade e especificidade para os recursos nos períodos de acompanhamento de seis, nove e doze meses. Este fato confirma que as características extraídas do sinal do acelerômetro têm mais sensibilidade (cerca

de 0, 6) para separar os caidores dos não caidores com doze meses antes da ocorrência da queda. A fusão das mesmas três melhores características aumentou a sensibilidade para os nove meses e manteve os valores para seis e doze. Entretanto, os valores não foram tão bons comparados aos encontrados nos três primeiros meses de acompanhamento.

Tabela 12: Visão geral dos principais resultados das características para os seis, nove e doze meses de acompanhamento e sua acurácia, sensibilidade (TPR) e especificidade (TNR).

Feature	6 meses			9 meses			12 meses		
	ACC	TPR	TNR	ACC	TPR	TNR	ACC	TPR	TNR
PSE	0.59	0.57	0.59	0.60	0.60	0.60	0.62	0.60	0.62
PSP2	0.63	0.64	0.63	0.63	0.60	0.64	0.63	0.60	0.64
PSP3	0.67	0.64	0.68	0.62	0.60	0.62	0.55	0.55	0.55
Fusão (PSE,PSP2,PSP3)	0.64	0.64	0.64	0.63	0.67	0.62	0.62	0.60	0.62

7 DISCUSSÃO

Ao final do acompanhamento de um ano, a incidência de quedas na população de estudo foi de 27,4%, resultado muito semelhante aos dados mundiais de quedas na população idosa. De acordo com a OMS, cerca de 33% dos idosos relatam ter sofrido pelo menos uma queda ao ano (ORGANIZATION, 2008). Além disso, a população feminina foi predominante entre os indivíduos caidores, fato que também pode ser observado em estudos como o de Cruz et al. (2012a) e Rosa et al. (2015).

O melhor resultado de predição de quedas foi obtido para o período de três meses anterior à ocorrência das quedas. Considerando o uso de variáveis individuais: PSP3 apresentou acurácia de 0,75 com sensibilidade de 0,71 e especificidade de 0,76; ambas PSE e PSP2 obtiveram acurácia de 0,70, sensibilidade de 0,71 e especificidade de 0,70. Uma fusão dessas três melhores características aumentou a sensibilidade para 0,86 com uma acurácia de 0,71.

A combinação de testes físicos que avaliam o risco de quedas e o uso de sensores (por exemplo, acelerômetro) para identificar padrões que diferenciam caidores e não caidores foi discutida na literatura. Ponti et al. (2017) extraíram recursos de acelerometria através de variações do TUG, como a dupla tarefa, para classificar caidores e não caidores e observaram que a fusão de características melhora seu poder de discriminação, alcançando uma área sobre a curva (AUC) de 0,84 e sensibilidade/especificidade de 0,83. Apesar dos valores de acurácia e especificidade do método serem superiores aos encontrados em nosso estudo, além de utilizar um histórico de quedas retrospectivo, esse artigo tentou classificar a condição de caidores e não caidores, enquanto nosso método identifica o risco de cair.

Brodie et al. (2015) buscaram desenvolver um algoritmo para detectar deficiências na marcha usando dados de acelerômetro e barômetro durante o monitoramento de oito semanas. A partir de um total de 1085 dias de dados de acelerometria foi possível observar que os caidores, quando comparados aos não caidores, demonstraram significativamente menor quantidade de passos por caminhada e tiveram relativamente mais exposição a caminhadas curtas, além de serem menos capazes de completar longas caminhadas sem pausa. Entretanto, assim como o

estudo anterior, este utilizou um histórico de queda retrospectivo para classificar a condição dos indivíduos, e não prospectivo como em nosso trabalho. Além disso, o acompanhamento longitudinal do estudo não tinha como objetivo principal investigar quedas na população de estudo e sim condições de marcha.

Em uma abordagem semelhante, Howcroft et al. (2016) analisaram a viabilidade de uma grande variedade de sensores vestíveis, a fim de identificar mudanças no padrão de movimento quando adultos mais velhos realizam dupla tarefa. Ao explorar este método para distinguir os caidores dos não caidores identificados de maneira retrospectiva, houve uma diferença na aceleração entre a tarefa simples e a tarefa dupla para os acelerômetros ligados à cabeça e à pélvis. Posteriormente, os autores buscaram detectar diferenças entre caidores e não caidores identificados prospectivamente usando as mesmas medidas e amostra. Diferenças foram encontradas entre os grupos, onde medidas extraídas dos sensores posicionados na cabeça e na região da tíbia foram menores para os caidores para marcha em simples e dupla tarefa (HOWCROFT et al., 2018). Os autores ainda compararam os dados de 2016 e 2018 e observaram que as diferenças de marcha entre caidores e não caidores foram dependentes da identificação retrospectiva ou prospectiva de queda. Ambas as amostras dos estudos incluíram idosos com e sem histórico de quedas, o que os tornam diferente do nosso, onde a amostra foi exclusivamente de idosos não caidores.

Combinando o escore de Tinetti (escala de risco de queda) com características baseadas em um único acelerômetro alocado no tórax dos voluntários, Rivolta et al. (2018) utilizou características de equilíbrio e de marcha para diferenciar caidores e não caidores. Dezesete características de acelerometria foram extraídas enquanto o voluntário realizava testes do escore de Tinetti, onde dez (seis para o equilíbrio e quatro para a marcha) eram estatisticamente diferentes nos grupos caidores e não caidores. A amostra deste estudo foi composta por idosos fragilizados e idosos saudáveis, já em nosso estudo apenas idosos saudáveis foram incluídos.

Najafi et al. (2002) também utilizou o escore de Tinetti e recursos extraídos de um giroscópio para comparar dois grupos de idosos (com alto e baixo risco de queda). Foi identificado que os parâmetros extraídos do sensor foram correlacionados com o risco de queda, sendo este mensurado, além da escala, pelo histórico de quedas durante o último ano, distúrbios visuais e distúrbios cognitivos e/ou depressivos. Senden et al. (2012) investigou a associação da mesma escala com características de marcha medidas objetivamente através de sensor de aceleração. Foi identificado que mudanças sutis de marcha, previamente relacionadas ao risco de queda, não são capturadas pela avaliação subjetiva (escore de Tinetti), ressaltando a necessidade da inclusão de avaliação objetiva da marcha através do sensor na triagem de risco de

queda. Este fato também foi observado em nosso estudo, onde as notas de corte do TUG não foram sensíveis em rastrear o risco de queda numa população saudável.

Similä et al. (2014) exploraram o uso da acelerometria na estimativa da Escala de Equilíbrio de Berg (EEB) para facilitar o desenvolvimento de métodos para estimar o risco de queda de forma objetiva e discreta, durante as atividades diárias. O método baseado na tarefa EEB proposto identificou indivíduos com 89,5% de acurácia para o grupo de alto risco de queda e acurácia de 62,1% para o grupo de baixo risco de queda. Em outro estudo, Similä et al. (2017) identificou que um simples teste de caminhada com monitoramento de sensores vestíveis poderia ser aplicável como uma ferramenta de triagem inicial para identificar sinais precoces de diminuição de equilíbrio. Entretanto, estes estudos que utilizaram escalas de equilíbrio para estimar o risco de queda de idosos, não realizaram um acompanhamento dos indivíduos após a avaliação de linha de base e estimaram o risco de queda apenas através dos escores obtidos pelos testes funcionais.

Rosa et al. (2017) avaliaram o risco de quedas por meio de um novo sistema chamado *Fall Risk Index* (FRI) baseado em parâmetros e reconhecimento de padrões de marcha extraídos de um acelerômetro utilizado pelos participantes por duas semanas de atividades de vida diária. Os resultados mostraram que o FRI captura o risco de quedas com acurácia semelhante aos testes convencionais de estimativa de risco de quedas, realizados na linha de base do estudo. Para os idosos com baixo risco de quedas os resultados do sistema foram similares aos de testes como *Performance Oriented Mobility Assessment Tool* (POMA) e *Dynamic Gait Index* (DGI); para os indivíduos com médio risco de queda os resultados foram melhores do que DGI e TUG para predição. Entretanto, para os indivíduos com alto risco de quedas os resultados se mostraram piores. Este artigo empregou acelerômetro com giroscópio e um par de palmilhas eletrônicas capazes de transferir dados para um *smartphone*, em contraste com o nosso estudo que utiliza um único sensor triaxial na cintura do voluntário.

A avaliação do risco de queda utilizando sensores foi também estudada com a extração de características enquanto o voluntário simula tarefas semelhantes às da vida diária. Wang et al. (2017a) investigaram parâmetros baseados na segmentação dos sinais de sensores que caracterizam a diferença ao andar entre superfícies planas e em escadas. Correlação foi encontrada apenas entre a frequência fundamental do sinal no movimento de descida de degraus, sendo maior em caidores múltiplos do que em caidores não múltiplos no período seis meses de *follow-up*. No entanto, em nosso estudo, identificamos diferença entre os grupos, mesmo sem uma segmentação de sinal e com um acompanhamento longitudinal de um ano e não apenas seis meses.

Ejupi et al. (2017) desenvolveram um algoritmo baseado em *wavelets* para detectar e avaliar a qualidade dos movimentos *sit-to-stand*. Os voluntários realizaram tarefas como levantar de uma cadeira (altura: 45 cm), andar 10 m, e sentar-se em uma segunda cadeira em sua velocidade habitual enquanto carregavam com um dispositivo pendente *wearable*. Os idosos classificados como caidores tiveram aceleração, velocidade e potência máximas significativamente menores durante o movimento de sentar-se em comparação com os que não caíram. Além de utilizar um acelerômetro e um barômetro, este estudo abordou o histórico retrospectivo de quedas durante o último ano.

Weiss et al. (2011) testaram a hipótese de que um acelerômetro fixado ao corpo pode melhorar a habilidade do TUG para identificar idosos em risco de quedas de origem desconhecida e que vivem na comunidade. Foi identificado que, enquanto a duração do TUG baseada nos segundos cronometrados não obteve diferença significativa entre os grupos, similar aos nossos resultados, a duração do TUG derivada da aceleração foi significativamente maior entre os caidores. Além disso, enquanto os segundos do TUG identificaram uma acurácia de 63% para identificar risco de quedas nos voluntários, uma combinação da aceleração derivada do acelerômetro aumentou a acurácia para 87%. Como nos estudos anteriores, a amostra foi composta por caidores analisados de maneira retrospectiva, além de incluídos indivíduos não idosos (50+).

Posteriormente, Weiss et al. (2013) tentaram quantificar o risco de queda no ambiente doméstico usando um acelerômetro. Foram realizadas avaliações em laboratório, por meio de testes funcionais como TUG, e durante atividades de vida diária, onde os sujeitos utilizaram um acelerômetro triaxial na parte inferior das costas por 3 dias consecutivos. Os voluntários ainda foram acompanhados por seis meses a fim de identificar novas quedas e testar o valor preditivo do modelo: comparado com os não caidores, a consistência passo-a-passo foi menor nos caidores no eixo vertical, já no eixo mediolateral, a consistência passo-a-passo foi maior nos caidores. As medidas de 3 dias melhoraram a identificação de status de quedas passadas e futuras ($p < 0,005$), em comparação com testes funcionais. Neste estudo foram analisados os eixos individualmente, o que requer um passo extra de normalização e alinhamento desses eixos, enquanto nosso método combina os eixos em um único sinal, tornando a análise independente do posicionamento do sensor.

Utilizando aprendizado de máquina Narayanan et al. (2010) identificaram que as características temporais de acelerometria possui correlação forte ($p=0,81$) com uma medida clinicamente validada para detectar risco de quedas (avaliação do perfil fisiológico). Liu et al. (2011) utilizou a mesma amostra do estudo anterior para empregar características de domínio

de frequência (componentes de frequência fundamental e harmônicos de sinais) em conjunto as características temporais já avaliadas. Foi observado um aumento da para $p=0,96$. Além disso, com o uso de um algoritmo automatizado para realizar a segmentação do sinal foi obtida uma correlação de $p=0,99$. Entretanto, ambos os estudos utilizaram características complementares em seus modelos como idade e gênero, e não somente os dados de acelerometria como em nosso estudo.

Marschollek et al. (2009) induziram, avaliaram e compararam dois modelos preditivos para o risco de queda de pacientes geriátricos. O primeiro modelo obteve acurácia de 0,836, sensibilidade de 0,385 e especificidade de 0,976. Já o segundo modelo obteve resultados melhores, com acurácia de 0,90, sensibilidade de 0,577 e especificidade de 1. Ambos os modelos apresentam acurácia e especificidade maiores que os encontrados em nosso estudo, entretanto os valores de sensibilidade são menores, ou seja, nosso método possibilita um menor alerta de falsos negativos do que o citado. Além disso, houve uma combinação de características de acelerometria com dados clínicos, assim como citado no estudo anterior.

Shahzad et al. (2017) buscaram fornecer um método objetivo, de baixo custo e não supervisionado para estimar equilíbrio funcional e risco de queda baseado na avaliação da mobilidade de idosos da comunidade. As características de acelerometria foram obtidas através uma rotina dirigida e utilizados para extrair recursos e encontrar o subconjunto mais adequado de recursos para cada dado de treinamento durante validação cruzada de dez vezes do modelo de estimativa EEB. A média de duas estimativas de EEB baseadas em teste e reteste gerou uma forte correlação ($p=0,86$) com o escore padrão da EEB. Caby et al. (2011) utilizou algoritmos de seleção de recursos para selecionar quais seriam capazes de classificar caidores e não caidores. Características foram extraídas a partir do uso do acelerômetro no pulso, tornozelo, cotovelo, joelho e ombro, durante a realização teste de caminhada de 25 metros. O classificador probabilístico apresentou erro 0, com sensibilidade e especificidade de 1 para uma amostra de 20 idosos hospitalizados. Já Zakaria et al. (2015) extraíram 78 características durante a realização do TUG utilizando acelerômetro e giroscópio, sendo 44 destes diferentes entre caidores e não caidores. Para tal os autores empregaram segmentação do sinal do TUG em: sentar, suporte, espera, caminhada, volta, espera, flexão e espera. Também apontaram o algoritmo de vizinhos mais próximos como melhor resultado de classificação, o que coloca em questão a qualidade das características do ponto de vista de generalização. Além disso, as amostras de ambos os estudos foi composta exclusivamente por idosos hospitalizados.

Aicha et al. (2018) estudaram métodos de aprendizado de máquina para derivar automaticamente recursos brutos de dados do acelerômetro que avaliam o risco de queda. O

método de pré-processamento resultou em seu melhor desempenho (AUC de 0,75). Em outro estudo, Howcroft et al. (2017a) selecionaram recursos com o objetivo de encontrar um conjunto menor e melhor de características para classificação de caidores. O melhor modelo de desempenho foi uma máquina de vetores de suporte com acurácia de 78%, sensibilidade de 26%, especificidade de 95%, usando um acelerômetro pélvico. Este estudo apresenta valores de acurácia semelhantes aos encontrados em nossos resultados, com alta especificidade, mas baixa sensibilidade quando comparado ao nosso (em torno de 0,7). Isto implica em um problema semelhante ao uso de segundos TUG, resultando em uma alta taxa de falsos negativos, o que pode prejudicar sua aplicação prática.

Hua et al. (2018) usaram onze modelos para classificar caidores, com base nas medidas tradicionais da marcha e/ou recursos baseados nos sinais extraídos do acelerômetro. O melhor modelo incluiu dados triaxiais, correlação cruzada e medidas tradicionais de marcha, e obteve acurácia de 78,9%, precisão (também conhecido como valor preditivo positivo) de 84,4%, sensibilidade (conhecido como recordação) de 0,88, e AUC de 0,85. A taxa de amostragem deste estudo foi de 30Hz, enquanto a nossa taxa foi de 100Hz. Aplicando o teorema de amostragem de Nyquist, o estudo apenas conseguiria garantir a análise de marcha em frequências até 15 Hz, enquanto o nosso de até 50 Hz. De acordo com Antonsson e Mann (1985) para medir o movimento humano ou estimar a marcha dinâmica, um sistema amostrado requer um mínimo de 30Hz de taxa de amostragem. Sendo assim, ainda que com 30Hz, o componente de 15Hz garantidos para análise teria apenas dois pontos de dados por ciclo, e seria uma estimativa grosseira. Além disso, a amostra do estudo era composta exclusivamente por mulheres.

Qiu et al. (2018) também utilizou modelos de aprendizado de máquinas para tal função. A aplicação de dados de sensores e vetores de suporte de classificação alcançou uma acurácia geral de 89,4% com 92,7% de sensibilidade e 84,9% de especificidade. Como no estudo anterior, a amostra era composta apenas por mulheres caidoras e não caidoras e não realizava acompanhamento prospectivo de quedas. Em outro estudo, os autores treinaram seis modelos de classificação obtidos pela extração de características durante o teste de caminhada de seis minutos para identificar o risco de quedas. O melhor modelo utilizado foi utilizando o sinal apenas respectivo ao movimento de virada durante a caminhada. Para alcançar 73,4% de acurácia, 60,5% de sensibilidade, 82,0% de especificidade foi necessário o uso de métodos de combinação de classificadores *random forest classifier* e *select-5-best feature selector* (DROVER et al., 2017). Por sua vez, este estudo também tentou classificar apenas a condição de caidor e não caidor, e não o risco futuro de quedas.

Uma **limitação** do estudo foi a forma como o histórico de novas ocorrências de quedas

foi obtido. Apesar de ter sido entregue na linha de base uma ficha de anotação de quedas, as novas ocorrências foram mensuradas de forma autorrelatada, o que pode ser um viés no estudo, devido a problemas de memória ou até omissão do acontecimento por parte do voluntário.

Dentre os estudos citados, nenhum utilizou amostra composta apenas por idosos sem histórico de quedas recentes. Além disso, muitas vezes incluíam informações complementares além dos sinais brutos, como idade, e os escores dos testes clínicos/funcionais. O emprego de algoritmos de aprendizado complexos também pode ser um sinal de que as características individuais não são suficientemente discriminativas ou que possuem baixa capacidade preditiva. Outro fato é que há poucos estudos longitudinais no tema e dos que foram encontrados, nenhum realizou acompanhamento trimestral por um ano. Em contraste, relatamos novas evidências empíricas a partir de uma amostra **sem histórico de quedas nos últimos seis meses**, empregando um **único acelerômetro**, e apenas recursos de acelerometria para diferenciar risco de queda. Adicionalmente, comparamos resultados de três variações do TUG (simples, motor e dupla tarefa).

8 CONCLUSÕES

Há evidências suficientes para indicar que o uso de características extraídas de um único acelerômetro com amostragem de 100Hz tem o potencial de estimar o risco de queda em idosos sem história recente de quedas. De acordo com os resultados apresentados, a frequência fundamental, bem como a entropia do espectro de potência, são relevantes para prever quedas futuras. Nosso melhor resultado individual apresenta uma acurácia de 0,75 com sensibilidade de 0,71 e especificidade de 0,76. Uma fusão das três melhores características aumentou a sensibilidade para 0,86 com uma acurácia de 0,71. Este resultado tem um impacto prático importante, pois permite o uso do método em situações em que os testes funcionais teriam baixa sensibilidade, ou seja, produziriam muitos resultados falso-negativos e deixariam de sinalizar o risco real.

Esse estudo confirma evidências anteriores sobre incidência de quedas na população idosa. Vinte idosos participantes do estudo sofreram pelo menos uma queda nos meses de acompanhamento, cerca de 27,4% do total da amostra, sendo a maioria mulheres. Além disso, os resultados obtidos podem auxiliar na mensuração de risco de quedas na prática clínica, pois a extração de características de acelerometria após a realização do teste TUG com a utilização de um acelerômetro se mostraram mais adequados para discriminar caidores e não caidores, podendo assim apoiar possíveis aplicações que tentam inferir o risco de queda em cenários menos restritos, uma vez que nossa amostra é estratificada por idade e sexo e é composta por idosos da comunidade.

Trabalhos futuros podem explorar sensores adicionais e métodos de pré-processamento, bem como investigar técnicas de aprendizado de máquina para criar modelos treinados com características advindas de diferentes origens como sensores, sinais, entre outros. A análise de padrões a partir de sinais coletados de forma livre e contínua, bem como em atividades de vida diária, também é um tema ainda a ser investigado.

REFERÊNCIAS

- AGUIAR, B. et al. Accelerometer-based fall detection for smartphones. In: IEEE. **Medical Measurements and Applications (MeMeA), 2014 IEEE International Symposium on.** [S.l.], 2014. p. 1–6.
- AICHA, A. N. et al. Deep learning to predict falls in older adults based on daily-life trunk accelerometry. **Sensors**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 18, n. 5, p. 1654, 2018.
- ALEXANDRE, T. S. et al. Accuracy of timed up and go test for screening risk of falls among community-dwelling elderly. **Brazilian Journal of Physical Therapy**, SciELO Brasil, v. 16, n. 5, p. 381–388, 2012.
- ALMEIDA, S. T. d. et al. Análise de fatores extrínsecos e intrínsecos que predisõem a quedas em idosos. **Rev Assoc Med Bras**, p. 427–433, 2012.
- 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**, IEEE, v. 19, n. 1, p. 219–226, 2015.
- AMBROSE, A. F.; PAUL, G.; HAUSDORFF, J. M. Risk factors for falls among older adults: a review of the literature. **Maturitas**, Elsevier, v. 75, n. 1, p. 51–61, 2013.
- AMICK, R. Z.; PATTERSON, J. A.; JORGENSEN, M. J. Sensitivity of tri-axial accelerometers within mobile consumer electronic devices: a pilot study. **International Journal of Applied**, v. 3, n. 2, 2013.
- ANSAI, J. H. et al. Revisão de dois instrumentos clínicos de avaliação para predizer risco de quedas em idosos. **Revista brasileira de geriatria e gerontologia**, Universidade do Estado do Rio Janeiro, v. 17, n. 1, p. 177–189, 2014.
- ANTONSSON, E. K.; MANN, R. W. The frequency content of gait. **Journal of biomechanics**, Elsevier, v. 18, n. 1, p. 39–47, 1985.
- ASSIS, M. d.; ARAÚJO, T. D. d. E. d.; JANEIRO, R. de. Atividade física e postura corporal. In: **Saúde do idoso: a arte de cuidar.** [S.l.]: Interciência, 2004. p. 83–87.
- BAGALÀ, F. et al. Evaluation of accelerometer-based fall detection algorithms on real-world falls. **PloS one**, Public Library of Science, v. 7, n. 5, p. e37062, 2012.
- BARAKAT, A. et al. ehealth technology competencies for health professionals working in home care to support older adults to age in place: Outcomes of a two-day collaborative workshop. **Medicine 2.0**, JMIR Publications Inc., v. 2, n. 2, 2013.
- BARBOSA, B. R. et al. Avaliação da capacidade funcional dos idosos e fatores associados à incapacidade. **Ciência & Saúde Coletiva**, Associação Brasileira de Pós-Graduação em Saúde Coletiva, v. 19, n. 8, 2014.

- BARRY, E. et al. Is the timed up and go test a useful predictor of risk of falls in community dwelling older adults: a systematic review and meta-analysis. **BMC geriatrics**, BioMed Central, v. 14, n. 1, p. 14, 2014.
- BAUTMANS, I. et al. Reliability and clinical correlates of 3d-accelerometry based gait analysis outcomes according to age and fall-risk. **Gait & posture**, Elsevier, v. 33, n. 3, p. 366–372, 2011.
- BENEFIELD, L. E.; HOLTZCLAW, B. J. Aging in place: A life course perspective. **Nursing Clinics**, Elsevier, v. 49, n. 2, p. xiii–xv, 2014.
- BERTOLUCCI, P. H. et al. O mini-exame do estado mental em uma população geral; impacto da escolaridade. **Arquivos de Neuro-psiquiatria**, Directory of Open Access Journals, v. 52, n. 1, p. 01–07, 1994.
- BET, P. et al. Identification of fallers on gait accelerometer data. **Gerontechnology**, v. 15, n. suppl, p. 103s, 2016.
- BRODIE, M. A. et al. Eight-week remote monitoring using a freely worn device reveals unstable gait patterns in older fallers. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, IEEE, v. 62, n. 11, p. 2588–2594, 2015.
- BYUN, S. et al. Test-retest reliability and concurrent validity of a single tri-axial accelerometer-based gait analysis in older adults with normal cognition. **PloS one**, Public Library of Science, v. 11, n. 7, p. e0158956, 2016.
- CABY, B. et al. Feature extraction and selection for objective gait analysis and fall risk assessment by accelerometry. **Biomedical engineering online**, BioMed Central, v. 10, n. 1, p. 1, 2011.
- CAPELA, N. A.; LEMAIRE, E. D.; BADDOUR, N. Feature selection for wearable smartphone-based human activity recognition with able bodied, elderly, and stroke patients. **PloS one**, Public Library of Science, v. 10, n. 4, p. e0124414, 2015.
- CASTRO, L. A. et al. Behavioral data gathering for assessing functional status and health in older adults using mobile phones. **Personal and Ubiquitous Computing**, Springer, v. 19, n. 2, p. 379–391, 2015.
- CAVALCANTE, A. L. P.; AGUIAR, J. B. de; GURGEL, L. A. Fatores associados a quedas em idosos residentes em um bairro de fortaleza, ceará. **Revista Brasileira de Geriatria e Gerontologia**, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, v. 15, n. 1, p. 137–146, 2012.
- CHAIMOWICZ, F. Epidemiologia e o envelhecimento no brasil. **FREITAS et alii**, p. 165–182, 2016.
- CHIESA, M.; HOBBS, S. Making sense of social research: How useful is the hawthorne effect? **European Journal of Social Psychology**, Wiley Online Library, v. 38, n. 1, p. 67–74, 2008.
- CONDON, J. J.; RANSOM, S. M. **Essential radio astronomy**. [S.l.]: Princeton University Press, 2016.
- CRUZ, D. T. d. et al. Prevalence of falls and associated factors in elderly individuals. **Revista de saude publica**, SciELO Public Health, v. 46, n. 1, p. 138–146, 2012.

- CRUZ, D. T. d. et al. Prevalência de quedas e fatores associados em idosos. **Revista de saúde pública**, SciELO Public Health, v. 46, p. 138–146, 2012.
- CRUZ, D. T. da et al. Associação entre capacidade cognitiva e ocorrência de quedas em idosos. **Cadernos Saúde Coletiva**, v. 23, n. 4, 2015.
- DANIELSEN, A.; OLOFSEN, H.; BREMDAL, B. A. Increasing fall risk awareness using wearables: a fall risk awareness protocol. **Journal of biomedical informatics**, Elsevier, v. 63, p. 184–194, 2016.
- DELAHOZ, Y. S.; LABRADOR, M. A. Survey on fall detection and fall prevention using wearable and external sensors. **Sensors**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 14, n. 10, p. 19806–19842, 2014.
- DEMIRIS, G.; HENSEL, B. “smart homes” for patients at the end of life. **Journal of Housing for the Elderly**, Taylor & Francis, v. 23, n. 1-2, p. 106–115, 2009.
- DOI, T. 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**, BioMed Central, v. 10, n. 1, p. 7, 2013.
- DOLL, J.; CACHIONI, M.; MACHADO, L. As novas tecnologias e os idosos. **Tratado de geriatria e gerontologia**. GEN, Rio de Janeiro, 2016.
- DROVER, D. et al. Faller classification in older adults using wearable sensors based on turn and straight-walking accelerometer-based features. **Sensors**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 17, n. 6, p. 1321, 2017.
- DUPONT, W. D.; PLUMMER, W. D. Power and sample size calculations: a review and computer program. **Controlled clinical trials**, Elsevier, v. 11, n. 2, p. 116–128, 1990.
- EJUPI, A. et al. Wavelet-based sit-to-stand detection and assessment of fall risk in older people using a wearable pendant device. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, IEEE, v. 64, n. 7, p. 1602–1607, 2017.
- EJUPI, A.; LORD, S. R.; DELBAERE, K. New methods for fall risk prediction. **Current Opinion in Clinical Nutrition & Metabolic Care**, LWW, v. 17, n. 5, p. 407–411, 2014.
- ERVATTI, L.; BORGES, G. M.; JARDIM, A. de P. **Mudança demográfica no Brasil no início do século XXI: subsídios para as projeções da população**. [S.l.]: IBGE, Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, 2015.
- FECHINE, B. R. A.; TROMPIERI, N. O processo de envelhecimento: as principais alterações que acontecem com o idoso com o passar dos anos. **InterSciencePlace**, v. 1, n. 20, 2015.
- FILHO, E. T. d. C.; NETTO, M. P. Geriatria: fundamentos, clínica e terapêutica. In: **Geriatria: fundamentos, clínica e terapêutica**. [S.l.]: Atheneu, 2005.
- FILLIT, H. M.; ROCKWOOD, K.; YOUNG, J. B. **Brocklehurst’s Textbook of Geriatric Medicine and Gerontology E-Book**. [S.l.]: Elsevier Health Sciences, 2016.
- FONG, D. T.-P.; CHAN, Y.-Y. The use of wearable inertial motion sensors in human lower limb biomechanics studies: a systematic review. **Sensors**, Molecular Diversity Preservation International, v. 10, n. 12, p. 11556–11565, 2010.

GIACOMIN, K. C. et al. Estudo de base populacional dos fatores associados à incapacidade funcional entre idosos na região metropolitana de belo horizonte, minas gerais, brasil. 2008.

GIBSON, J. D. What is the interpretation of spectral entropy? In: IEEE. **Information Theory, 1994. Proceedings., 1994 IEEE International Symposium on.** [S.l.], 1994. p. 440.

GIETZELT, M. et al. Gal@ home. **Zeitschrift fuer Gerontologie und Geriatrie**, Springer, v. 45, n. 8, p. 716–721, 2012.

GOMES, C. et al. Análise do equilíbrio postural associado a dupla tarefa em idosos saudáveis. **FIEP Bulletin On-line**, v. 82, 2012.

GREENE, B. R. et al. Classification of frailty and falls history using a combination of sensor-based mobility assessments. **Physiological measurement**, IOP Publishing, v. 35, n. 10, p. 2053, 2014.

HAAK, M. et al. Home as a signification of independence and autonomy: experiences among very old swedish people. **Scandinavian Journal of Occupational Therapy**, Taylor & Francis, v. 14, n. 1, p. 16–24, 2007.

HAVENS, K. L. et al. Accelerations from wearable accelerometers reflect knee loading during running after anterior cruciate ligament reconstruction. **Clinical Biomechanics**, Elsevier, 2018.

HEIKKINEN, E.; WATERS, W. E.; BRZEZINSKI, Z. J. The elderly in eleven countries: a sociomedical survey. In: **The Elderly in eleven countries: a sociomedical survey.** [S.l.: s.n.], 1983. p. 231–231.

HOOFF, J. v. et al. Ambient intelligence, ethics and privacy. **Gerontechnology**, v. 6, n. 3, p. 155–163, 2007.

HOWCROFT, J.; KOFMAN, J.; LEMAIRE, E. D. Review of fall risk assessment in geriatric populations using inertial sensors. **Journal of neuroengineering and rehabilitation**, BioMed Central, v. 10, n. 1, p. 91, 2013.

HOWCROFT, J.; KOFMAN, J.; LEMAIRE, E. D. Feature selection for elderly faller classification based on wearable sensors. **Journal of neuroengineering and rehabilitation**, BioMed Central, v. 14, n. 1, p. 47, 2017.

HOWCROFT, J.; KOFMAN, J.; LEMAIRE, E. D. Prospective fall-risk prediction models for older adults based on wearable sensors. **IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering**, IEEE, v. 25, n. 10, p. 1812–1820, 2017.

HOWCROFT, J. et al. Analysis of dual-task elderly gait in fallers and non-fallers using wearable sensors. **Journal of biomechanics**, Elsevier, v. 49, n. 7, p. 992–1001, 2016.

HOWCROFT, J. et al. Dual-task elderly gait of prospective fallers and non-fallers: A wearable sensor-based analysis. **Sensors**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 18, n. 4, p. 1275, 2018.

HUA, A. et al. Accelerometer-based predictive models of fall risk in older women: a pilot study. **npj Digital Medicine**, Nature Publishing Group, v. 1, n. 1, p. 25, 2018.

- JANSSEN, W. G. et al. Validity of accelerometry in assessing the duration of the sit-to-stand movement. **Medical & biological engineering & computing**, Springer, v. 46, n. 9, p. 879–887, 2008.
- JONES, S. S. et al. Health information technology: an updated systematic review with a focus on meaningful use. **Annals of internal medicine**, Am Coll Physicians, v. 160, n. 1, p. 48–54, 2014.
- JÚNIOR, C. M. P.; HECKMANN, M. Distúrbios da postura, marcha e quedas. **Tratado de geriatria e gerontologia**. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan, p. 1642–1658, 2016.
- KALACHE, A. O mundo envelhece: é imperativo criar um pacto de solidariedade social. **Ciência & Saúde Coletiva**, Associação Brasileira de Pós-Graduação em Saúde Coletiva, v. 13, n. 4.
- KHAN, S. S.; HOEY, J. Review of fall detection techniques: A data availability perspective. **Medical engineering & physics**, Elsevier, v. 39, p. 12–22, 2017.
- KITCHENHAM, B. et al. Systematic literature reviews in software engineering—a tertiary study. **Information and software technology**, Elsevier, v. 52, n. 8, p. 792–805, 2010.
- KLENK, J. et al. Comparison of acceleration signals of simulated and real-world backward falls. **Medical engineering & physics**, Elsevier, v. 33, n. 3, p. 368–373, 2011.
- KWOLEK, B.; KEPSKI, M. Improving fall detection by the use of depth sensor and accelerometer. **Neurocomputing**, Elsevier, v. 168, p. 637–645, 2015.
- LIFELINE, P. **Philips Lifeline products**. 2011.
- LIU, Y. et al. Spectral analysis of accelerometry signals from a directed-routine for falls-risk estimation. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, IEEE, v. 58, n. 8, p. 2308–2315, 2011.
- LU, Y.-S.; WANG, H.-W.; LIU, S.-H. An integrated accelerometer for dynamic motion systems. **Measurement**, Elsevier, v. 125, p. 471–475, 2018.
- MAJUMDER, S.; MONDAL, T.; DEEN, M. J. Wearable sensors for remote health monitoring. **Sensors**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 17, n. 1, p. 130, 2017.
- MAO, L. et al. Pre-impact and impact detection of falls using built-in tri-accelerometer of smartphone. In: **HIS**. [S.l.: s.n.], 2014. p. 167–174.
- MARINHO, M. S.; CHAVES, P. de M.; TARABAL, T. de O. Dupla-tarefa na doença de parkinson: uma revisão sistemática de ensaios clínicos aleatorizados. **Revista Brasileira de Geriatria e Gerontologia**, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, v. 17, n. 1, p. 191–199, 2014.
- MARSCHOLLEK, M. et al. Predicting in-patient falls in a geriatric clinic. **Zeitschrift für Gerontologie und Geriatrie**, Springer, v. 42, n. 4, p. 317–322, 2009.
- MARTIN, I. et al. Habitação para pessoas idosas: problemas e desafios em contexto português. **Sociologia: Revista da Faculdade de Letras da Universidade do Porto**, Universidade do Porto, n. 2, p. 177–203, 2012.

- MELLO, R. F. de; PONTI, M. A. **Machine Learning: A Practical Approach on the Statistical Learning Theory**. [S.l.]: Springer, 2018.
- MENDES, M. R. et al. The social situation of elderly in brazil: a brief consideration. **Acta Paulista de Enfermagem**, SciELO Brasil, v. 18, n. 4, p. 422–426, 2005.
- MILLECAMPS, A. et al. Understanding the effects of pre-processing on extracted signal features from gait accelerometry signals. **Computers in biology and medicine**, Elsevier, v. 62, p. 164–174, 2015.
- MONTESINOS, L.; CASTALDO, R.; PECCHIA, L. Wearable inertial sensors for fall risk assessment and prediction in older adults: a systematic review and meta-analysis. **IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering**, IEEE, v. 26, n. 3, p. 573–582, 2018.
- MUNDIAL, B. Envelhecendo em um brasil mais velho: implicações do envelhecimento populacional para o crescimento econômico, a redução da pobreza, as finanças públicas e a prestação de serviços. **Washington DC: Banco Mundial**, 2011.
- NAJAFI, B. et al. Measurement of stand-sit and sit-stand transitions using a miniature gyroscope and its application in fall risk evaluation in the elderly. **IEEE Transactions on biomedical Engineering**, IEEE, v. 49, n. 8, p. 843–851, 2002.
- NARAYANAN, M. R. et al. Longitudinal falls-risk estimation using triaxial accelerometry. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, IEEE, v. 57, n. 3, p. 534–541, 2010.
- NASCIMENTO, J. S.; TAVARES, D. M. dos S. Prevalência e fatores associados a quedas em idosos. **Texto & Contexto Enfermagem**, Universidade Federal de Santa Catarina, v. 25, n. 2, 2016.
- OH, H. et al. What is ehealth (3): a systematic review of published definitions. **Journal of medical Internet research**, JMIR Publications Inc., v. 7, n. 1, 2005.
- OPPENHEIM, A.; WILLSKY, A. **Signals & Systems**. 2. ed. New Jersey: Prentice Hall, 1996.
- ORGANIZATION, W. H. **WHO global report on falls prevention in older age**. [S.l.]: World Health Organization, 2008.
- ORGANIZATION, W. H. **World report on ageing and health**. [S.l.]: World Health Organization, 2015.
- ÖZDEMİR, A. T. An analysis on sensor locations of the human body for wearable fall detection devices: Principles and practice. **Sensors**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 16, n. 8, p. 1161, 2016.
- PALMERINI, L. et al. A wavelet-based approach to fall detection. **Sensors**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 15, n. 5, p. 11575–11586, 2015.
- PIVA, L. S. et al. falert: Um sistema android para monitoramento de quedas em pessoas com cuidados especiais. In: **Workshop de Ferramentas e Aplicações do XX Simpósio Brasileiro de Sistemas Multimídia e Web**. [S.l.: s.n.], 2014.

POGORELC, B.; GAMS, M. Detecting gait-related health problems of the elderly using multidimensional dynamic time warping approach with semantic attributes. **Multimedia tools and applications**, Springer, v. 66, n. 1, p. 95–114, 2013.

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**, Public Library of Science, v. 12, n. 4, p. e0175559, 2017.

POOL, D. I.; WONG, L. R.; VILQUIN, E. **Age-structural transitions: Challenges for development**. [S.l.]: Committee for International Cooperation in National Research in Demography, 2006.

PRESCHER, S. et al. Ubiquitous ambient assisted living solution to promote safer independent living in older adults suffering from co-morbidity. In: IEEE. **Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2012 Annual International Conference of the IEEE**. [S.l.], 2012. p. 5118–5121.

PRESS, W. H. et al. **Numerical recipes**. [S.l.]: Cambridge university press Cambridge, 1989.

QIU, H. et al. Application of wearable inertial sensors and a new test battery for distinguishing retrospective fallers from non-fallers among community-dwelling older people. **Scientific reports**, Nature Publishing Group, v. 8, n. 1, p. 16349, 2018.

RAWASSIZADEH, R.; PRICE, B. A.; PETRE, M. Wearables: Has the age of smartwatches finally arrived? **Communications of the ACM**, ACM, v. 58, n. 1, p. 45–47, 2015.

REZENDE, A. A. B. et al. Medo do idoso em sofrer quedas recorrentes: a marcha como fator determinante da independência funcional. **Acta fisiátrica**, v. 17, n. 3, p. 117–121, 2016.

RIVOLTA, M. W. et al. Evaluation of the tinetti score and fall risk assessment via accelerometry-based movement analysis. **Artificial intelligence in medicine**, Elsevier, 2018.

ROCHAT, S. et al. What is the relationship between fear of falling and gait in well-functioning older persons aged 65 to 70 years? **Archives of physical medicine and rehabilitation**, Elsevier, v. 91, n. 6, p. 879–884, 2010.

ROSA, M. D. et al. Concurrent validation of an index to estimate fall risk in community dwelling seniors through a wireless sensor insole system: A pilot study. **Gait & posture**, Elsevier, v. 55, p. 6–11, 2017.

ROSA, T. S. M. et al. Epidemiologic profile of elderly people who died because of falls in rio grande do sul state, brazil. **Revista Brasileira de Geriatria e Gerontologia**, SciELO Brasil, v. 18, n. 1, p. 59–69, 2015.

SAÚDE, M. da Saúde (BR). Secretaria de Vigilância em Saúde. Departamento de Análise de Situação de. **Plano de ações estratégicas para o enfrentamento das doenças crônicas não transmissíveis (DCNT) no Brasil 2011-2022**. [S.l.]: Ministério da Saúde Brasília, 2011.

SCHWICKERT, L. et al. Fall detection with body-worn sensors: a systematic review. **Zeitschrift für Gerontologie und Geriatrie**, Springer, v. 46, n. 8, p. 706–719, 2013.

SCHWICKERT, L. et al. Reading from the black box: what sensors tell us about resting and recovery after real-world falls. **Gerontology**, Karger Publishers, v. 64, n. 1, p. 90–95, 2018.

- SENDEN, R. et al. Accelerometry-based gait analysis, an additional objective approach to screen subjects at risk for falling. **Gait & posture**, Elsevier, v. 36, n. 2, p. 296–300, 2012.
- SHAHZAD, A. et al. Quantitative assessment of balance impairment for fall-risk estimation using wearable triaxial accelerometer. **IEEE Sensors Journal**, IEEE, v. 17, n. 20, p. 6743–6751, 2017.
- SHANY, T. et al. Sensors-based wearable systems for monitoring of human movement and falls. **IEEE Sensors Journal**, IEEE, v. 12, n. 3, p. 658–670, 2012.
- SHUMWAY-COOK, A.; BRAUER, S.; WOOLLACOTT, M. Predicting the probability for falls in community-dwelling older adults using the timed up & go test. **Physical therapy**, Oxford University Press, v. 80, n. 9, p. 896–903, 2000.
- SIMILÄ, H.; IMMONEN, M.; ERMES, M. Accelerometry-based assessment and detection of early signs of balance deficits. **Computers in biology and medicine**, Elsevier, v. 85, p. 25–32, 2017.
- SIMILÄ, H. et al. Accelerometry-based berg balance scale score estimation. **IEEE journal of biomedical and health informatics**, IEEE, v. 18, n. 4, p. 1114–1121, 2014.
- SKUBIC, M. et al. A smart home application to eldercare: Current status and lessons learned. **Technology and Health Care**, IOS Press, v. 17, n. 3, p. 183–201, 2009.
- SOCIETY, A. G. et al. Guideline for the prevention of falls in older persons. **Journal of the American Geriatrics Society**, Wiley Online Library, v. 49, n. 5, p. 664–672, 2001.
- STEINHUBL, S. R.; MUSE, E. D.; TOPOL, E. J. Can mobile health technologies transform health care? **Jama**, American Medical Association, v. 310, n. 22, p. 2395–2396, 2013.
- STEINHUBL, S. R.; MUSE, E. D.; TOPOL, E. J. The emerging field of mobile health. **Science translational medicine**, American Association for the Advancement of Science, v. 7, n. 283, p. 283rv3–283rv3, 2015.
- STOECKEL, K. J.; PORELL, F. Do older adults anticipate relocating? the relationship between housing relocation expectations and falls. **Journal of Applied Gerontology**, SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 29, n. 2, p. 231–250, 2010.
- SUCERQUIA, A.; LÓPEZ, J. D.; VARGAS-BONILLA, J. F. Sisfall: A fall and movement dataset. **Sensors**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 17, n. 1, p. 198, 2017.
- SUN, R.; SOSNOFF, J. J. Novel sensing technology in fall risk assessment in older adults: a systematic review. **BMC geriatrics**, BioMed Central, v. 18, n. 1, p. 14, 2018.
- TAMURA, T. et al. A wearable airbag to prevent fall injuries. **IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine**, IEEE, v. 13, n. 6, p. 910–914, 2009.
- TCHALLA, A. E. et al. Efficacy of simple home-based technologies combined with a monitoring assistive center in decreasing falls in a frail elderly population (results of the esoppe study). **Archives of gerontology and geriatrics**, Elsevier, v. 55, n. 3, p. 683–689, 2012.
- TERROSO, M. et al. Physical consequences of falls in the elderly: a literature review from 1995 to 2010. **European Review of Aging and Physical Activity**, SpringerOpen, v. 11, n. 1, p. 51, 2014.

- TINETTI, M. E.; KUMAR, C. The patient who falls: “it’s always a trade-off”. **Jama**, American Medical Association, v. 303, n. 3, p. 258–266, 2010.
- VASCONCELOS, A. M. N.; GOMES, M. M. F. Transição demográfica: a experiência brasileira. **Epidemiologia e Serviços de Saúde**, Coordenação-Geral de Desenvolvimento da Epidemiologia em Serviços/Secretaria de Vigilância em Saúde/Ministério da Saúde, v. 21, n. 4, p. 539–548, 2012.
- VERAS, R. Envelhecimento populacional contemporâneo: demandas, desafios e inovações. **Revista de Saúde Pública**, SciELO Public Health, v. 43, n. 3, p. 548–554, 2009.
- WANG, K. et al. Differences between gait on stairs and flat surfaces in relation to fall risk and future falls. **IEEE journal of biomedical and health informatics**, IEEE, 2017.
- WANG, Y.; WU, K.; NI, L. M. Wifall: Device-free fall detection by wireless networks. **IEEE Transactions on Mobile Computing**, IEEE, v. 16, n. 2, p. 581–594, 2017.
- WEBSTER, J. G.; EREN, H. **Measurement, instrumentation, and sensors handbook: spatial, mechanical, thermal, and radiation measurement**. [S.l.]: CRC press, 2014.
- WEISS, A. et al. Does the evaluation of gait quality during daily life provide insight into fall risk? a novel approach using 3-day accelerometer recordings. **Neurorehabilitation and neural repair**, Sage Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 27, n. 8, p. 742–752, 2013.
- WEISS, A. et al. An instrumented timed up and go: the added value of an accelerometer for identifying fall risk in idiopathic fallers. **Physiological measurement**, IOP Publishing, v. 32, n. 12, p. 2003, 2011.
- WENG, Y. et al. A high resolution tilt measurement system based on multi-accelerometers. **Measurement**, Elsevier, v. 109, p. 215–222, 2017.
- WOOLFOLK, A. E. **Educational psychology**. [S.l.]: Allyn & Bacon, 1995.
- WUEST, L. J.; NICKERSON, B. G.; MUREIKA, R. A. Information entropy of non-probabilistic processes. **Geographical Analysis**, Wiley Online Library, v. 35, n. 3, p. 215–248, 2003.
- YING, H. et al. Automatic step detection in the accelerometer signal. In: SPRINGER. **4th International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks (BSN 2007)**. [S.l.], 2007. p. 80–85.
- ZAKARIA, N. A. et al. Quantitative analysis of fall risk using tug test. **Computer methods in biomechanics and biomedical engineering**, Taylor & Francis, v. 18, n. 4, p. 426–437, 2015.

APÊNDICE A - TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO (TCLE)

TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO

Pesquisadora Coordenadora: Profa. Dra. Paula Costa Castro

Departamento de Gerontologia / Universidade Federal de São Carlos

Telefone para contato: 16 3306 6678 ou 16 98141-4074 **email:** castro@ufscar.br

O Sr(a) está sendo convidado(a) como voluntário(a) a participar da pesquisa: ***“Tecnologias Assistivas para Moradias e Independência no Envelhecimento.”***

Neste estudo pretendemos desenvolver tecnologias de avaliação e intervenções que possam desempenhar um papel na mudança do local de saúde para a moradia.

O motivo que nos leva a estudar é que os resultados podem apontar a validade de equipamentos de baixo custo, baixo nível de erro, e boa receptividade possibilitando a geração de produtos que permitam a manutenção da independência do idoso frágil. Isso poderia reduzir a necessidade de viajar para um hospital ou para enviar um especialista para uma casa, bem como a necessidade da presença de cuidadores.

Para este estudo adotaremos os **seguintes procedimentos:** durante o experimento, o sr(a) será avaliado(a) 1(uma) vez respondendo a um questionário e 3 vezes com o teste que consiste de levantar, andar 3 metros e sentar novamente; além de monitorado(a) à distância, em suas atividades de vida diária (sem alterar sua rotina), vestindo os equipamentos no decorrer de 15 dias. Além disso, receberá uma ligação a cada três meses, para nos informar a respeito do seu diário de quedas. O sr(a) não será submetido(a) a nenhum tipo de tratamento sem estar ciente ou sem seu consentimento, e pode se desligar dessa pesquisa a qualquer momento.

Desconforto e risco: Apesar da natureza observacional do estudo e apesar dos procedimentos não serem invasivos e considerados seguros, eles podem apresentar risco à sua saúde, tais como: queda durante a realização do teste de levantar, andar e sentar, possível elevação da pressão arterial por caminhar 3 metros. Entretanto é importante ressaltar que medidas de monitoramento e orientações serão realizadas para evitar a ocorrência destes problemas. Se no decorrer do estudo, for percebido qualquer tipo de risco ou danos à saúde, mesmo que não previsto no termo de consentimento, ou sendo constatada a superioridade de um método disponível de estudo sobre a monitoração à distância, o mesmo será suspenso.

Possíveis benefícios: O sr(a) será avaliado(a) e notificado(a) quanto ao risco de cair. Também terá oportunidade de aprender o uso de novas tecnologias para comunicação e auxílio em tarefas cognitivas. Além disso, se for considerado em algum risco de cair ou cognitivo, continuará a se beneficiar dos equipamentos após o término do estudo. Considerando o impacto social do estudo, estes dados auxiliarão no maior conhecimento a respeito do envelhecimento bem-sucedido e na investigação de métodos de intervenção e prevenção capazes de auxiliar idosos a envelhecerem com independência na comunidade.

Acompanhamento e assistência: Todas as avaliações serão realizadas pelos responsáveis por este projeto. A qualquer momento os pesquisadores estarão disponíveis para orientar e esclarecer

APÊNDICE B - FICHA DE AVALIAÇÃO

FICHA DE CARACTERIZAÇÃO SOCIODEMOGRÁFICA

Nome: _____

Número de Identificação: _____

1) Sexo	1. Feminino 2. Masculino
2) Data de Nascimento	__ / __ / ____
3) Idade	_____ anos
4) Estado Conjugal	1. Nunca foi casado(a) 2. Casado(a) ou vive com companheiro(a) 3. Separado(a) ou divorciado(a) 4. Viúvo(a)
5) Anos de estudo	_____ anos
6) Escolaridade	1. Analfabeto/Menos de um ano de instrução 2. Fundamental Incompleto 4. Fundamental Completo 5. Ensino Médio Incompleto 6. Ensino Médio Completo 7. Superior Incompleto 6. Superior Completo ou mais
7) Raça/Cor	1. Branca 2. Preta 3. Amarela 4. Parda 5. Indígena
8) Histórico de quedas "Você caiu nos últimos 6 meses?"	1. Não (não caidor) 2. Sim (caidor)
9) Condições auto relatadas de saúde	1. Diabetes Mellitus 2. Hipertensão Arterial 3. Osteoartrite/Osteoporose 4. Acidente Vascular Encefálico 5. Doença de Alzheimer 6. Demência 7. Doença de Parkinson
10) Medicamentos em uso	1. 2. 3. 4.

	5. 6. 7.
--	----------------

TIMED UP AND GO TEST (TUG)

1ª repetição:

TUG 1: __: __ segundos	TUG 2: __: __ segundos	TUG 3: __: __ segundos
------------------------	------------------------	------------------------

2ª repetição:

TUG 1: __: __ segundos	TUG 2: __: __ segundos	TUG 3: __: __ segundos
------------------------	------------------------	------------------------

3ª repetição:

TUG 1: __: __ segundos	TUG 2: __: __ segundos	TUG 3: __: __ segundos
------------------------	------------------------	------------------------

MINI EXAME DO ESTADO MENTAL (MEEM)

ORIENTAÇÃO (1 ponto para cada resposta correta):

Temporal - qual é o:

Espacial - onde estamos:

Ano:	<input type="text"/>	País:	<input type="text"/>
Hora aproximada	<input type="text"/>	Estado:	<input type="text"/>
Dia da semana:	<input type="text"/>	Cidade:	<input type="text"/>
Dia do mês:	<input type="text"/>	Rua/local:	<input type="text"/>
Mês:	<input type="text"/>	Bairro	<input type="text"/>
		Pontos (0 a 10): <input type="text"/>	

REGISTRO (1 ponto por palavra lembrada na primeira vez)

* Dizer três palavras: PENTE RUA AZUL.

Solicitar ao paciente que preste atenção pois terá que repetir as palavras mais tarde. Peça para repetir as 3 palavras depois de você dizê-las. Se necessário, repita até 5 vezes para aprender as palavras, porém a pontuação é referente a primeira tentativa de repetição.

Pontos (0 a 3):

ATENÇÃO E CÁLCULO

Peça que o paciente faça subtrações seriadas. Se errar na primeira ou na segunda tentativa, peça para soletrar.

Subtrair: 100-7	ou	Soletrar: mundo de trás para frente
(93) <input type="text"/>		(O) <input type="text"/>
(86) <input type="text"/>		(D) <input type="text"/>
(79) <input type="text"/>		(N) <input type="text"/>
(72) <input type="text"/>		(U) <input type="text"/>
(65) <input type="text"/>		(M) <input type="text"/>
		Pontos (0 a 5): <input type="text"/>

EVOCAÇÃO (1 ponto por palavra lembrada)

* Perguntar pelas 3 palavras anteriores (Pente, rua, azul).

Pontos (0 a 3):

LINGUAGEM

* Mostre um relógio e uma caneta e peça para nomear. (1 ponto por palavra).

Pontos (0 a 2):

* Repetir: "Nem aqui, nem ali, nem lá".

Pontos (0 a 1):

* Seguir o comando (falado) de três estágios:

"Pegue o papel com a mão direita, dobre ao meio e ponha no chão". Pontos (0 a 3):

(1 ponto por comando realizado).

* Escreva em um papel e peça para a pessoa executar: FECHÉ OS OLHOS

Pontos (0 a 1):

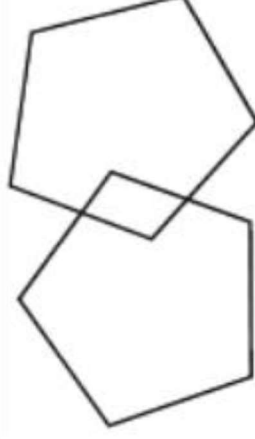
* Solicite que o paciente escreva uma frase (um pensamento, ideia completa)

Pontos (0 a 1):

VISUOESPACIAL

* Copiar o desenho:

Pontos (0 a 1):



13 ou mais pontos para indivíduos analfabetos, 18 ou mais pontos para aqueles com até 8 anos de escolaridade e 26 ou mais pontos para aqueles com mais de 8 anos de escolaridade (BERTOLUCCI)

Total MEEM:

APÊNDICE C - FICHA DE ANOTAÇÃO DE NOVAS OCORRÊNCIA DE QUEDAS

APÊNDICE D - FORMA ALTERNATIVA DE ANÁLISE DOS RESULTADOS

Além da forma de análise dos resultados proposta no decorrer deste trabalho, onde o número de caídores por período de acompanhamento foi analisado de forma acumulativa, foi realizada uma análise isolada, com apenas os caídores em cada intervalo de tempo de acompanhamento. Os resultados obtidos estão descritos a seguir:

D.1 ANÁLISE AO LONGO DO TEMPO DE ACOMPANHAMENTO

Na Tabela 13 mostramos os resultados para os valores médios de cada tipo de TUG ao longo dos 12 meses de acompanhamento, incluindo significância estatística (p -valor), acurácia (ACC), sensibilidade (TPR) e especificidade (TNR). Esses recursos são utilizados para comparar com os resultados obtidos a partir dos recursos do acelerômetro. O ponto de corte para discriminar os caídores dos não caídores foi de 12,47 segundos para o TUG simples (ALEXANDRE et al., 2012), 14,5 segundos para o TUG motor e 15,0 segundos para o TUG de dupla tarefa (SHUMWAY-COOK et al., 2000).

Tabela 13: Comparação dos segundos do TUG entre o grupo não caidor e caidor ao longo dos 12 meses de acompanhamento, além de significância estatística, acurácia, sensibilidade e especificidade.

	μ_+ (não caidores)	μ_- (caidores)	<i>p</i> -valor	ACC	TPR	TNR
3 meses						
Med. TUG-S	8.86 ± 1.94	10.94 ± 2.01	0.009 ^a	0.90	0.29	0.97
Med. TUG-M	9.23 ± 1.90	11.60 ± 2.39	0.014 ^b	0.89	0.00	0.98
Med. TUG-D	11.07 ± 3.41	14.15 ± 2.85	0.016 ^b	0.86	0.43	0.91
6 meses						
Med. TUG-S	9.07 ± 2.08	8.96 ± 1.69	0.881 ^a	0.86	0.13	0.94
Med. TUG-M	9.48 ± 2.08	9.34 ± 2.02	0.757 ^b	0.88	0.00	1.00
Med. TUG-D	11.41 ± 3.47	11.01 ± 3.61	0.640 ^b	0.82	0.25	0.89
9 meses						
Med. TUG-S	9.03 ± 2.04	10.30 ± 1.14	0.386 ^a	0.92	0.00	0.93
Med. TUG-M	9.36 ± 1.97	13.11 ± 2.55	0.052 ^b	0.99	0.50	0.99
Med. TUG-D	11.35 ± 3.50	11.91 ± 2.21	0.600 ^b	0.85	0.00	0.86
12 meses						
Med. TUG-S	8.87 ± 1.87	10.89 ± 2.71	0.011 ^a	0.93	0.43	0.97
Med. TUG-M	9.31 ± 2.00	10.86 ± 2.26	0.083 ^b	0.89	0.00	0.97
Med. TUG-D	11.12 ± 3.29	13.73 ± 4.42	0.113 ^b	0.84	0.29	0.88

a — *p*-valor para teste *t*; *b* — *p*-valor para Mann-Whitney U

D.1.1 TRÊS MESES DE ACOMPANHAMENTO

Após três meses da avaliação inicial (TUGs), foram realizadas ligações aos voluntários para identificar ocorrência de queda durante este período. Ao final da investigação, **sete idosos (9,6 % do total)** relataram ter sofrido pelo menos uma queda, e dois deles sofreram duas ou mais. Os outros 66 idosos não sofreram queda e apenas um voluntário que realizou a primeira avaliação não foi encontrado.

A média de idade dos que não caíram foi de 70,2 (±6, 73) anos e os caidores de 69,71 (±17, 93) anos (*p*=0,389). 55% dos que não caíram eram mulheres e 45% eram homens. Entre os que caíram, 71% eram mulheres e 29% eram homens.

Tabela 14 mostra as características extraídas do sinal de aceleração que apresentaram diferença estatística ao comparar as médias dos grupos caidores e não caidores formados a partir dos três primeiros meses de acompanhamento do estudo. Note que apenas PSPF3 e TC não apresentaram diferença estatística entre os grupos, considerando o sinal total.

Tabela 14: Características do acompanhamento de 3 meses que produziram diferença estatística ao comparar as médias dos grupos caidor e não caidor.

	μ_+ (não caidores)	μ_- (caidores)	p -valor*
n	66	7	
Sinal completo			
PSE	6.905 ± 2.075	7.931 ± 0.792	0.035
PSP1	5.038 ± 1.030	4.307 ± 0.681	0.037
PSP2	1.530 ± 0.977	2.408 ± 0.740	0.026
PSP3	0.589 ± 0.452	1.355 ± 0.728	0.003
PSPF1	9.818 ± 1.922	8.000 ± 3.891	0.043
PSPF2	13.121 ± 8.289	7.429 ± 4.271	0.025
WPSP	44.700 ± 12.916	30.435 ± 18.802	0.011
Cada TUG separado			
PSE (TUG-D 1)	8.235 ± 2.423	10.054 ± 2.153	0.035
TC (TUG-D 1)	1.240 ± 0.757	0.747 ± 0.646	0.008
PSE (TUG-D 2)	7.573 ± 2.105	9.413 ± 2.477	0.030
PSP2 (TUG-D 2)	2.143 ± 0.777	2.593 ± 0.367	0.045
PSPF3 (TUG-D 2)	11.879 ± 7.296	20.286 ± 10.872	0.022
TC (TUG-D 2)	1.435 ± 0.846	0.850 ± 0.531	0.016
PSPF2 (TUG-D 3)	12.379 ± 7.827	17.123 ± 7.220	0.035
TUG agrupado por tipo			
PSPF1 (TUG-S)	8.545 ± 11.113	11.143 ± 9.992	0.044
TC (TUG-D)	0.668 ± 0.593	0.390 ± 0.456	0.023
Sequência de execução do TUG			
PSPF2 (Seq.1)	23.924 ± 15.389	14.000 ± 11.225	0.045

* — p -valor para Mann-Whitney U.

D.1.2 SEIS MESES DE ACOMPANHAMENTO

Oito voluntários (10,9 %) sofreram uma queda no período entre três e seis meses, um deles caidor recorrente, uma vez que a pessoa já havia sofrido uma queda no período de acompanhamento anterior. A média de idade dos que não caíram foi 70,42 ($\pm 6,64$) anos e os caidores 68,13 ($\pm 8,13$) anos ($p=0,142$). 52,3% dos não caidores eram mulheres e 47,7% eram homens. Entre os caidores, 87,5% eram mulheres e 12,5% eram homens.

Os resultados para as características são mostrados na Tabela 15. WSP e TC apresentaram diferença estatística entre os grupos, considerando todo o sinal. Os resultados ainda indicaram diferença estatística para os TUGs separados e agrupados.

Tabela 15: Características do acompanhamento entre 3 e 6 meses que produziram diferença estatística ao comparar as médias dos grupos caidor e não caidor.

	μ_+ (não caidores)	μ_- (caidores)	<i>p</i> -valor*
n	65	8	
Sinal completo			
WSP	44.182 \pm 14.218	36.424 \pm 12.272	0.038
TC	0.343 \pm 0.420	0.141 \pm 0.164	0.046
Cada TUG separado			
PSPF3 (TUG-S 1)	11.385 \pm 6.639	15.625 \pm 5.170	0.037
PSPF1 (TUG-M 1)	6.677 \pm 8.458	12.875 \pm 8.623	0.041
PSPF3 (TUG-M 1)	11.631 \pm 6.055	7.000 \pm 5.4544	0.017
WSP (TUG-M 1)	22.649 \pm 35.505	45.949 \pm 34.811	0.045
PSP3 (TUG-D 2)	1.427 \pm 0.614	1.810 \pm 0.579	0.040
PSP3 (TUG-S 3)	1.496 \pm 0.684	2.070 \pm 0.459	0.013
PSP2 (TUG-M 3)	2.144 \pm 0.916	2.605 \pm 0.652	0.044
TUGs agrupado por tipo			
PSPF1 (TUG-S)	7.508 \pm 9.249	19.250 \pm 17.137	0.028
PSPF2 (TUG-S)	24.831 \pm 13.855	15.625 \pm 12.951	0.042
WSP (TUG-S)	26.625 \pm 31.828	72.440 \pm 75.125	0.049

* — *p*-valor para Mann-Whitney U.

D.1.3 NOVE MESES DE ACOMPANHAMENTO

Entre seis e nove meses, dois idosos (2,7%) relataram quedas, sendo um caidor recorrente. A média de idade dos não caidores foi de 70,1 ($\pm 6,66$) anos e os caidores 73,0 ($\pm 14,14$) anos ($p=0,374$). 56% dos não caidores eram mulheres e 31 % eram homens. Dos caidores, 50% eram mulheres e 50% eram homens.

Os resultados da análise de nove meses são mostrados em Tabela 16. No geral, o número de variáveis que apresentaram diferença entre os grupos diminuiu para todos os sinais.

No sinal completo, apenas o PSP2 demonstrou diferença estatística ao comparar os grupos de caidores e não caidores.

Tabela 16: Características do acompanhamento entre 6 e 9 meses que produziram diferença estatística ao comparar as médias dos grupos caidor e não caidor.

n	μ_+ (não caidores)	μ_- (caidores)	<i>p</i> -valor*
	71	2	
Sinal completo			
PSP2	1.568 ± 0.961	3.255 ± 0.534	0.021
Cada TUG separado			
PSPF2 (TUG-M 1)	11.422 ± 6.686	3.500 ± 2.500	0.035
PSPF3 (TUG-S 3)	12.972 ± 7.107	3.000 ± 2.000	0.023
TUG agrupado por tipo			
PSPF1 (TUG-S)	8.380 ± 10.505	23.500 ± 17.500	0.027
PSP1 (TUG-D)	4.458 ± 1.248	3.022 ± 0.204	0.047
PSPF2 (TUG-D)	23.324 ± 14.729	43.500 ± 3.500	0.039
Sequência de execução do TUG			
PSP2 (Seq.2)	1.932 ± 0.834	2.970 ± 0.232	0.033
PSPF3 (Seq.2)	24.301 ± 13.609	7.500 ± 2.500	0.033
WPSP (Seq.3)	44.122 ± 57.259	7.038 ± 2.081	0.035

* — *p*-value for Mann-Whitney U Test.

D.1.4 DOZE MESES DE ACOMPANHAMENTO

Sete voluntários (9,6% do total) entre nove e doze meses relataram quedas, dois deles caidores recorrentes. A média de idade dos que não caíram foi 70,1 (±6,6) anos e os que não caíram 70,9 (±8,8) anos ($p=0,451$). 85,7% dos caidores eram mulheres e 14,3% eram homens. Entre os não caidores, 54,5% eram mulheres e 45,5% eram homens.

Os resultados para as características são apresentados na Tabela 17, sem característica discriminativa para o sinal completo, e indicando diferença estatística nas características TC para a terceira execução do TUG simples e do TUG motor, também como algumas sequências ou tipos específicos do TUG.

Tabela 17: Características do acompanhamento entre 9 e 12 meses que produziram diferença estatística ao comparar as médias dos grupos caidor e não caidor.

	μ_+ (não caidores)	μ_- (caidores)	p -valor*
n	66	7	
Cada TUG separado			
TC (TUG-S 3)	1.800 ± 1.099	1.073 ± 0.371	0.027
TC (TUG-M 3)	1.601 ± 0.894	1.029 ± 0.346	0.034
TUG agrupado por tipo			
PSPF1 (TUG-M)	14.091 ± 15.296	3.000 ± 0.000	0.007
WPSP (TUG-M)	51.687 ± 56.786	9.774 ± 2.122	< 0.001
Sequência de execução do TUG			
PSPF1 (Seq. 1)	10.015 ± 12.733	2.571 ± 1.678	0.004
PSPF2 (Seq. 1)	24.197 ± 15.499	11.429 ± 5.973	0.027
WPSP (Seq. 1)	32.313 ± 41.455	8.712 ± 10.196	0.015
WPSP (Seq. 2)	39.956 ± 52.507	11.498 ± 8.077	0.042

* — p -valor para Mann-Whitney U.

D.2 AVALIAÇÃO DO RISCO DE QUEDA: ACURÁCIA, SENSIBILIDADE E ESPECIFICIDADE

Ao analisar o potencial dos testes do TUG e das características de acelerometria, é importante comparar os resultados com relação às acurácias, sensibilidade e especificidade.

Como mostrado no início desta seção (consulte a Tabela 13), embora haja um grupo de testes TUG que mostram diferença estatística, considerando o valor em segundos e, consequentemente, uma boa acurácia (cerca de 0,9), seus valores de sensibilidade são baixos, indicando uma alta taxa de falsos negativos. Isso é típico de cenários desequilibrados, em que a maioria dos exemplos pertence à categoria negativa. Por outro lado, as características de frequência extraídas dos sinais são mais equilibradas em relação à sensibilidade e especificidade.

Na Tabela 18, resumimos as principais características e seus resultados de acurácia, sensibilidade (TPR) e especificidade (TNR) para os três meses de acompanhamento. Note que **essas características são capazes de separar caidores de não caidores, dentro de três meses antes da ocorrência da queda, com precisões acima de 0,7, mantendo a sensibilidade em torno de 0,71, o que é crucial para triagem de risco de queda. Uma fusão dessas três melhores características aumenta a sensibilidade para 0,86.** Nós não apresentamos a média e o desvio padrão para a fusão, uma vez que é uma fusão tardia (*late fusion*), ou seja, a votação por maioria das decisões usando as três melhores características.

Ressalta-se, ainda, que os não caidores tendem a ter um valor maior para o pico da frequência fundamental, tanto em Hertz quanto em amplitude, o que significa que sua marcha é

mais dominada por uma única frequência característica quando comparada aos caidores. Além disso, a entropia do espectro de potência é consistentemente menor para os não caidores.

Tabela 18: Visão geral dos principais resultados das características para os três meses de acompanhamento e sua acurácia (ACC), sensibilidade (TPR) e especificidade (TNR).

	μ_+ (não caidores)	μ_- (caidores)	p -valor*	ACC	TPR	TNR
n	63	7				
PSE	6.905 ± 2.075	7.931 ± 0.792	0.035	0.70	0.71	0.70
PSP2	1.530 ± 0.977	2.408 ± 0.740	0.026	0.70	0.71	0.70
PSP3	0.589 ± 0.452	1.355 ± 0.728	0.003	0.75	0.71	0.76
Fusão (PSE, PSP2, PSP3)	-	-	-	0.71	0.86	0.70

* — p -valor para Mann-Whitney U.

A Tabela 19 representa os melhores resultados de acurácia, sensibilidade e especificidade para os recursos nos períodos de acompanhamento de seis, nove e doze meses. Note-se que para PSE e PSP2 os resultados diminuem com a passagem dos meses de acompanhamento, onde os melhores resultados são aqueles para os seis meses; já com PSP1 e PSP3 o oposto é observado, onde os melhores valores são para os doze meses de acompanhamento.

Tabela 19: Visão geral dos principais resultados das características para os seis, nove e doze meses de acompanhamento e sua acurácia, sensibilidade (TPR) e especificidade (TNR).

Feature	6 meses			9 meses			12 meses		
	ACC	TPR	TNR	ACC	TPR	TNR	ACC	TPR	TNR
PSE	0.52	0.50	0.52	-	-	-	-	-	-
PSP1	0.41	0.38	0.42	0.45	0.50	0.45	0.59	0.57	0.59
PSP2	0.52	0.50	0.52	-	-	-	0.47	0.43	0.47
PSP3	0.51	0.50	0.51	0.55	0.50	0.55	0.62	0.57	0.62

Ao considerar todos os caidores, independentemente do período da queda, os valores de acurácia e especificidade dos segundos do TUG ainda são bons (cerca de 0,75 e 1,00, respectivamente) e os valores de sensibilidade são baixos. Este fato confirma que o corte TUG é inadequado para a população idosa saudável e que as características extraídas do sinal do acelerômetro têm mais sensibilidade (cerca de 0,6) para separar os caidores dos não caidores com doze meses antes da ocorrência da queda (veja a tabela 20).

Tabela 20: Resumo da análise comparando os segundos do TUG com as características de acelerometria para todos os caídores nos doze meses de acompanhamento.

<i>Feature</i>	Acurácia	Sensibilidade	Especificidade
<i>Média TUGs</i>			
TUG-S average	0.79	0.20	1.00
TUG-M average	0.75	0.05	1.00
TUG-D average	0.74	0.25	0.91
<i>Features</i>			
PSE	0.62	0.60	0.62
PSP2	0.63	0.60	0.64
PSP3	0.58	0.55	0.58