

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL  
INSTITUTO DE INFORMÁTICA  
CURSO DE CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

JOZEANNE BELOMO

**Fall Watcher: Um sistema de detecção de quedas para Android**

Monografia apresentada como requisito parcial para a obtenção do grau de Bacharel em Ciência da Computação.

Orientador: Prof. Dr. Cláudio Fernando Resing  
Geyer  
Co-orientador: Guilherme Antônio Borges

Porto Alegre  
2015

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL

Reitor: Prof. Carlos Alexandre Netto

Vice-Reitor: Prof. Rui Vicente Oppermann

Pró-Reitor de Graduação: Prof. Sérgio Roberto Kieling Franco

Diretor do Instituto de Informática: Prof. Luís da Cunha Lamb

Coordenador do Curso de Ciência da Computação: Prof. Raul Fernando Weber

Bibliotecária-Chefe do Instituto de Informática: Beatriz Regina Bastos Haro

## **AGRADECIMENTOS**

Sem citar nomes, a todos que participaram dessa aventura.

## RESUMO

Pessoas idosas que sofrem uma queda, na maioria dos casos, precisam de atendimento médico urgente. Devido a isso, a demora desse atendimento pode agravar a situação do idoso, e, em alguns casos, levar a óbito. Nessa situação, sistemas de detecção de quedas avisam uma pessoa quando uma queda é detectada, agilizando o atendimento médico do idoso. Esse trabalho apresenta o desenvolvimento de um aplicativo Android para detecção de quedas. O algoritmo é baseado em valores limitantes e utiliza dados do acelerômetro do smartphone. Em termos de desempenho, os resultados mostraram que o algoritmo consegue distinguir quedas de atividades diárias em diferentes conjuntos de dados de atividades humanas com o smartphone no bolso da calça do usuário.

**Palavras-chave:** Detecção de quedas. Acelerômetro. Android. Idoso.

## **Fall Watcher: A fall detection system for Android**

### **ABSTRACT**

Elderly people who suffer a fall, in most cases, need urgent medical care. Due to this, the delay of care can aggravate the situation of the elderly, and in some cases, lead to death. In this situation, fall detection systems warn a person when a fall is detected, speeding up the medical care of the elderly. This paper presents the development of an Android application for fall detection. The algorithm is based on thresholds values and uses the smartphone accelerometer data. In terms of performance, the results showed that the algorithm can distinguish falls from daily activities in different data sets from human activities with the smartphone on the user pants pocket.

**Keywords:** Fall detection. Accelerometer. Android. Elderly.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Eixos do Acelerômetro no Smartphone.....	15
Figura 2.2 – Rotação dos eixos do Giroscópio no Smartphone.....	16
Figura 2.3 – GPS no Smartphone.....	17
Figura 3.1 – Fases da Queda de Yue Shi.....	20
Figura 4.1 – Arquitetura do Sistema de Detecção de Quedas.....	28
Figura 4.2 – Visão Geral do Sistema.....	28
Figura 4.3 – Quedas.....	30
Figura 4.4 – Atividades Diárias Semelhantes a Quedas.....	31
Figura 4.5 – Instantes da queda em uma queda pra trás.....	33
Figura 4.6 – Instantes da queda em uma queda pra frente.....	34
Figura 4.7 – Fases da Queda.....	35
Figura 4.8 – Força da Gravidade no Smartphone.....	37
Figura 4.9 – Fluxograma do Algoritmo de Detecção de Quedas.....	39
Figura 5.1 – Mapa do Google Maps.....	43
Figura 5.2 – Tela Principal.....	43
Figura 5.3 – Botão para Adicionar Contato.....	44
Figura 5.4 – Botão para Iniciar Monitoramento.....	45
Figura 5.5 – Tela Cronômetro.....	46

## LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 - Características dos Trabalhos.....	24
Tabela 2.2 - Desempenho das Soluções.....	25
Tabela 6.1 - Quedas do Trabalho de Vavoulas.....	48
Tabela 6.2 - Atividades do Trabalho de Vavoulas.....	48
Tabela 6.3 - Sensibilidade das Soluções.....	49
Tabela 6.4 - Especificidade das Soluções.....	49
Tabela 6.5 - Características voluntários.....	51

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

G	Gravidade
GPS	Global Positioning System
IDC	International Data Corporation
IDE	Integrated Development Environment
MMA	Média da Magnitude da Aceleração
MVA	Média de Valores Altos
MVB	Média de Valores Baixos
ONU	Organização das Nações Unidas
OS	Operating System
SDK	Software Development Kit
SMS	Short Message Service
SMA	Signal Magnitude Area
SVM	Support Vector Machine
TA	Tilt Angle
UFRGS	Universidade Federal do Rio Grande do Sul



## SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO.....</b>	<b>11</b>
<b>1.1 Motivação.....</b>	<b>11</b>
<b>1.2 Objetivos do Trabalho.....</b>	<b>12</b>
1.2.1 Objetivo Geral.....	12
1.2.2 Objetivos Específicos.....	12
<b>1.3 Estrutura do Texto.....</b>	<b>12</b>
<b>2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....</b>	<b>14</b>
<b>2.1 Tecnologias para Detecção de Quedas.....</b>	<b>14</b>
<b>2.2 Sensores.....</b>	<b>14</b>
2.2.1 Acelerômetro.....	14
2.2.2 Giroscópio.....	15
<b>2.3 Android.....</b>	<b>16</b>
<b>2.4 Localização.....</b>	<b>16</b>
<b>3 TRABALHOS RELACIONADOS.....</b>	<b>18</b>
<b>3.1 iFall: Uma aplicação Android para o monitoramento e resposta de queda.....</b>	<b>18</b>
<b>3.2 PerFallD: Um sistema de detecção de quedas universal para detecção de quedas.....</b>	<b>18</b>
<b>3.3 Detecção de quedas em celulares usando características de um modelo de cinco fases</b> .....	<b>19</b>
<b>3.4 Um sistema de detecção de quedas usando smarphthone.....</b>	<b>20</b>
<b>3.5 Detecção de quedas e sistema de notificação usando os sensores acelerômetro de três</b> <b>eixos e giroscópio do smartphone.....</b>	<b>21</b>
<b>3.6 O conjunto de dados mobifall: Uma avaliação inicial dos algoritmos de detecção de</b> <b>queda usando smartphones.....</b>	<b>21</b>
<b>3.7 Detecção de quedas humanas com smartphones.....</b>	<b>22</b>
<b>3.8 Reconhecimento de atividade humana considerando transições de atividades usando</b> <b>smartphones.....</b>	<b>23</b>
<b>3.9 Comparação dos Sistemas de Detecção de Quedas.....</b>	<b>23</b>
3.9.1 Características.....	23
3.9.2 Desempenho.....	25
<b>4 MODELO DA APLICAÇÃO.....</b>	<b>27</b>
<b>4.1 Identificação do Problema.....</b>	<b>27</b>
<b>4.2 Definição dos Requisitos.....</b>	<b>27</b>
4.2.1 Requisitos Funcionais.....	27
4.2.2 Requisitos Não-funcionais.....	27
<b>4.3 Arquitetura do Sistema.....</b>	<b>28</b>
<b>4.4 Visão Geral da Aplicação.....</b>	<b>28</b>
<b>4.5 Módulos.....</b>	<b>29</b>
4.5.1 Aquisição de Dados.....	29
4.5.2 Detecção de Quedas.....	31
4.5.2.1 Características das Quedas.....	32
4.5.2.2 Análise de Dados.....	35
4.5.2.3 Algoritmo de Detecção de Quedas.....	38
4.5.3 Confirmação de Ocorrência de Queda.....	40
4.5.4 Comunicação com Contato do Usuário.....	40
<b>5 IMPLEMENTAÇÃO DA APLICAÇÃO.....</b>	<b>41</b>

<b>5.1 Modelo de Desenvolvimento da Aplicação.....</b>	<b>41</b>
<b>5.2 Dados Importantes para a Aplicação.....</b>	<b>42</b>
5.2.1 Acelerômetro.....	42
5.2.2 Lista de Contatos.....	42
5.2.3 Coordenadas Geográficas.....	42
<b>5.3 Funcionamento da Aplicação.....</b>	<b>43</b>
5.3.1 Tela Principal.....	43
5.3.2 Tela do Cronômetro.....	45
<b>6 AVALIAÇÃO.....</b>	<b>47</b>
<b>6.1 Cálculo do Desempenho.....</b>	<b>47</b>
<b>6.2 Desempenho da Solução.....</b>	<b>47</b>
6.2.1 Conjunto de Dados de Atividades Humanas de Vavoulas (2013).....	47
6.2.2 Conjunto de Dados de Atividades Humanas de Reyes-Ortiz (2015).....	50
6.2.3 Conjunto de Dados de Atividades Humanas do Autor.....	50
<b>7 CONCLUSÃO.....</b>	<b>52</b>
<b>7.1 Trabalhos Futuros.....</b>	<b>52</b>
<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>54</b>

## 1 INTRODUÇÃO

Esse capítulo apresenta a motivação e os objetivos do trabalho.

### 1.1 Motivação

Devido ao desenvolvimento de tecnologias médicas e à melhora da qualidade de vida, as pessoas vivem mais hoje do que há 50 anos. No Brasil, aproximadamente 10,8% da população é de idosos, pessoas com 60 anos ou mais, e a tendência é aumentar para 14% em 2020 (ARAÚJO, 2014). Por esse motivo, existem cada vez mais pesquisas e inovações da área médica com foco na população idosa.

Nos idosos, a queda é uma das principais causas de machucados, invalidez e morte. Cerca de 30% dos idosos com idade igual ou superior a 65 anos caem pelo menos uma vez por ano e, para aqueles com idade acima dos 80 anos, essa porcentagem aumenta para 50%. Como fatores da queda, tanto o local quanto alguma doença ou medicamento podem ser considerados (ARAÚJO, 2014). De acordo com um estudo da ONU realizado em 2005 com dados de 130 países, aproximadamente uma em cada sete pessoas idosas vive sozinha (CAMARGOS, 2011). Então, se o idoso mora sozinho, o intervalo entre a queda e a prestação de socorro pode ser grande, comprometendo as chances de recuperação e de sobrevivência do idoso.

Para agilizar o atendimento médico, sistemas de detecção de quedas foram construídos utilizando dispositivos juntos ao corpo com sensores como acelerômetro e giroscópio. Esses dispositivos podem ser customizados para o propósito de identificar quedas, como o colete do trabalho de Bourke (2008). Ou, assim como nos trabalhos de Sposaro (2009) e Dai (2010), outra opção é utilizar smartphones como dispositivos. A principal vantagem dos smartphones em relação aos dispositivos customizados é que as pessoas já os possuem, ou seja, não existe necessidade da compra de um novo dispositivo.

Enquanto os dispositivos de detecção de quedas existentes são caros e desconfortáveis para usar (YE,2013), o mercado de venda de smartphones está em crescimento. Segundo o IDC Brasil, a venda de smartphones subiu 55% no Brasil em 2014 em comparação ao ano anterior, alcançando 54,5 milhões de unidades (G1 GLOBO, 2015). Esse trabalho apresenta o desenvolvimento de uma solução para detecção de quedas utilizando um smartphone como dispositivo para obter dados utilizados na identificação de quedas.

## 1.2 Objetivos do Trabalho

Os objetivos do trabalho são divididos em geral e específicos.

### 1.2.1 Objetivo Geral

O objetivo geral desse trabalho é desenvolver um aplicativo Android de detecção de quedas para idosos com a intenção de diminuir o tempo de resposta do atendimento médico para minimizar sequelas físicas e psicológicas resultantes de uma queda.

### 1.2.2 Objetivos Específicos

1. Pesquisar algoritmos para identificar padrões de comportamentos com o objetivo de diferenciar atividades diárias de quedas usando o hardware presente nos smartphones;
2. Definir um algoritmo de detecção de quedas;
3. Aplicar o algoritmo definido em um conjunto de dados de atividades humanas e comparar o seu desempenho com outros algoritmos da área;
4. Avaliar o desempenho do algoritmo definido em diferentes conjuntos de dados de atividades humanas;
5. Modelar, implementar e validar um aplicativo para Android que identifique e alarme quando uma queda ocorrer.

Dos cinco objetivos citados acima, os quatro primeiros estão inclusos na modelagem do aplicativo do quinto objetivo.

## 1.3 Estrutura do Texto

O trabalho está organizado em 7 capítulos.

No próximo capítulo, os principais conceitos da área de detecção de quedas utilizados nesse trabalho serão explicados.

No capítulo 3, os trabalhos relevantes para a área de detecção de quedas são apresentados.

No capítulo 4, o modelo da aplicação é definido.

No capítulo 5, a implementação da aplicação em Android é apresentada.

No capítulo 6, o desempenho do algoritmo de detecção de quedas para três conjuntos de dados de atividades humanas distintos é analisado.

No capítulo 7, serão abordadas as conclusões do trabalho.

## **2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA**

Nesse capítulo os principais conceitos da área de detecção de quedas utilizados nesse trabalho serão explicados.

### **2.1 Tecnologias para Detecção de Quedas**

Na área de monitoramento de pessoas, as tecnologias para detecção de quedas utilizam três métodos diferentes: vigilância por vídeo, identificação baseada na vibração do áudio e dispositivos de detecção que podem ser usados no corpo. Tanto o primeiro método quanto o segundo possuem limitações quanto ao ambiente de monitoramento que precisa ser modificado. O primeiro utiliza uma ou muitas câmeras de profundidade para capturar o movimento do alvo. O segundo captura o barulho e faz uma análise do sinal do áudio. Essa limitação não se aplica ao dispositivo utilizado junto ao corpo que possui sensores para coletar dados. Por isso, ele é o mais vantajoso dos três em mobilidade (YE,2013).

Nos últimos anos, algumas pesquisas utilizaram o smartphone como dispositivo de detecção de quedas porque ele possui sensores como o acelerômetro e, em alguns modelos, o giroscópio que são utilizados em trabalhos com dispositivos utilizados junto ao corpo como o colete do trabalho de Bourke (2008).

### **2.2 Sensores**

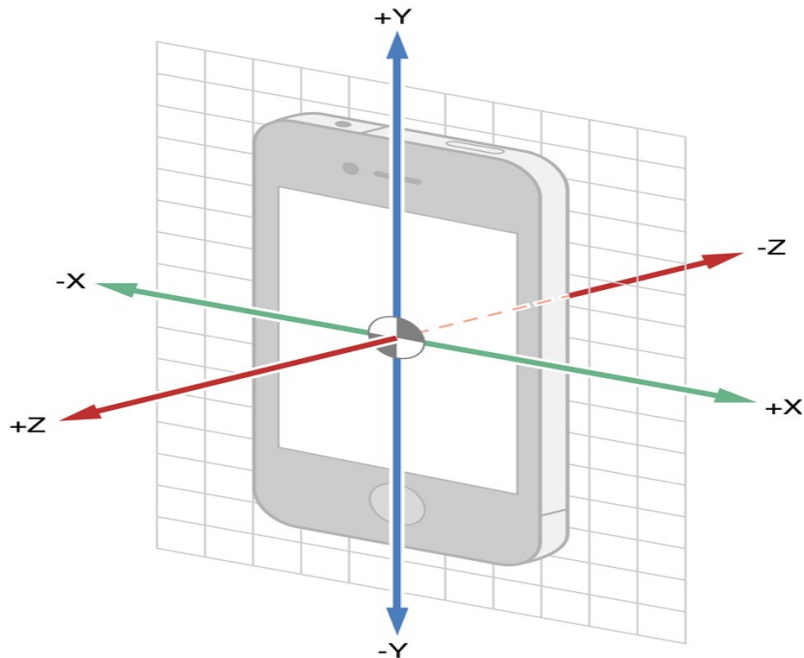
Os sensores mais utilizados nas pesquisas de algoritmos de detecção de quedas são apresentados nessa seção.

#### **2.2.1 Acelerômetro**

No smartphone, o acelerômetro mede a força da aceleração que é aplicada nos três eixos físicos incluindo a força da gravidade. A detecção de movimentos é o uso mais comum desse sensor (ANDROID, 2015). Os eixos do acelerômetro no smartphone podem ser observados na Figura 2.1. A soma dos três valores do sensor deve resultar na força da gravidade se nenhuma outra força estiver atuando sobre o aparelho. Esse sensor está presente em todos os trabalhos de detecção de quedas usando um dispositivo junto ao corpo porque as

mudanças dos valores dos três eixos permitem a identificação de padrões de atividades realizadas pelo usuário.

Figura 2.1 – Eixos do Acelerômetro no Smartphone



Fonte: <http://android.stackexchange.com/questions/91563/is-it-possible-to-repair-an-accelerometer>

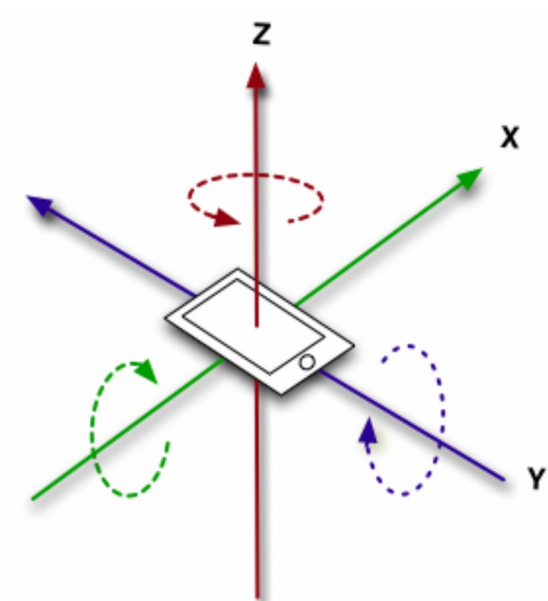
### 2.2.2 Giroscópio

No smartphone, o giroscópio mede a taxa de rotação em radianos por segundo em torno dos eixos x, y e z do dispositivo (ANDROID, 2015). Os principais usos desse sensor são reconhecimento de gestos, identificação da posição e orientação do aparelho.

Os respectivos eixos e as rotações no smartphone podem ser vistos na Figura 2.2. Quando não ocorre nenhum movimento de rotação no dispositivo, os três eixos retornam o valor zero.

Na área de detecção de quedas, os valores dos eixos do giroscópio ajudam na identificação de mudanças na postura da pessoa. As principais desvantagens do uso desse sensor são o alto consumo de bateria e o fato de o sensor não estar presente em todos os smartphones do mercado. Por isso, muitos pesquisadores decidem utilizar somente o acelerômetro.

Figura 2.2 – Rotação dos eixos do Giroscópio no Smartphone



Fonte: <http://stackoverflow.com/questions/32987348/android-gyroscope-y-axis-roll>

### 2.3 Android

O Android é um sistema operacional baseado em Linux desenvolvido, inicialmente, para smartphones e tablets com telas sensíveis ao toque pela empresa de tecnologia Google. Os aplicativos para Android são desenvolvidos em Java com portabilidade para outros dispositivos que utilizem Android.

O Android Studio é a IDE oficial para desenvolvimento de aplicativos Android em Java disponibilizada sem custo para os sistemas operacionais Windows, Mac OS X e Linux.

### 2.4 Localização

Para definir a localização do usuário, utiliza-se o GPS (*Global Positioning System*) do smartphone. O GPS é um sistema de navegação baseado em satélite. Inicialmente, foi utilizado por militares, mas em 1980, o governo americano permitiu que o uso para civis (TECNOLOGIA UOL, 2015). Hoje a maioria dos smartphones possui GPS. Com a localização fornecida pelo GPS, aplicativos informam a localização do usuário em um mapa e o caminho a percorrer para chegar ao destino escolhido pelo usuário como na Figura 2.3. A principal vantagem dele é que os dados do local atual do usuário são obtidos sem o uso da internet.



Figura 2.3 – GPS no Smartphone



Fonte: <http://www.readlikeabook.com/facilidades-encontradas-hoje-em-dia-devido-a-tecnologia/>

### 3 TRABALHOS RELACIONADOS

Os trabalhos relevantes para a área de detecção de quedas são apresentados nesse capítulo.

#### 3.1 iFall: Uma aplicação Android para o monitoramento e resposta de queda

O iFall, de Sposaro (2009), é um sistema de detecção de quedas para Android que obtém dados do acelerômetro do smartphone. O algoritmo utiliza a aceleração total para detectar a queda. Se em um tempo definido  $T$ , existir uma aceleração total maior que um valor limitante (*threshold*)  $U$  e outra menor que o valor limitante  $L$ , o sistema aguarda uns instantes e, se o usuário continua na mesma posição, confirma a queda. Sposaro (2009) utiliza valores adaptativos para detectar quedas baseados na altura, peso e nível de atividade informados pelo usuário.

Na fórmula da aceleração total,  $A_x$ ,  $A_y$  e  $A_z$  são os valores da aceleração nos eixos  $x$ ,  $y$  e  $z$ .

$$|\mathbf{A}_T| = \sqrt{|\mathbf{A}_x|^2 + |\mathbf{A}_y|^2 + |\mathbf{A}_z|^2}. \quad (1)$$

Quando a queda é detectada, o sistema se comunica com o usuário abrindo uma tela pedindo para pressionar um botão ou falar se precisa de ajuda. Caso o usuário não responda à interação durante um intervalo de tempo estabelecido, um SMS é encaminhado para contatos do usuário com um código. Então, o contato deve responder à mensagem com esse código para o sistema iniciar a comunicação por voz entre o usuário e o contato. Se ambas as comunicações falharem, o sistema avisa um serviço de emergência.

#### 3.2 PerFallID: Um sistema de detecção de quedas universal para detecção de quedas

Construído para smartphones com Android por Dai (2010), o PerfallID detecta quedas com um algoritmo desenvolvido especialmente para smartphones. O sistema combina a detecção com os componentes de comunicação e otimiza o gasto de energia.

O algoritmo calcula a aceleração total (1) e vertical em uma janela de tempo de 4 segundos. Como o método de comparação de valores é similar para as duas acelerações,

somente a aceleração total será explicada. Quando a diferença entre duas acelerações totais ultrapassa um valor limitante  $T$ , o sistema considera que uma queda pode ter ocorrido e observa os próximos valores. E, então, se a diferença entre o valor máximo e o mínimo da aceleração total for menor que um valor limitante  $L$ , uma queda ocorreu. No trabalho de Dai (2010), os valores limitantes  $T$  e  $E$  não são informados, mas, o autor diz que eles são escolhidos de forma a reduzir o número de falsos negativos e manter o número de falsos positivos dentro de um intervalo aceitável.

Na fórmula da aceleração vertical,  $A_x$ ,  $A_y$  e  $A_z$  são os valores da aceleração nos eixos  $x$ ,  $y$  e  $z$ .

$$|\mathbf{A}_v| = |\mathbf{A}_x \sin \theta_z + \mathbf{A}_y \sin \theta_y - \mathbf{A}_z \cos \theta_y \cos \theta_z|. \quad (2)$$

Se as condições para as duas acelerações resultarem em queda, então, o sistema inicia um alarme. Se o usuário não desativá-lo, depois de um certo tempo, o sistema envia uma mensagem e liga para os contatos definidos pelo usuário em ordem de prioridade. O usuário pode escolher até cinco contatos.

Para definir o algoritmo e validar o aplicativo, atividades como caminhada, corrida leve, sentar-se e ficar de pé foram analisadas e comparadas com três tipos de quedas (para frente, para trás e para o lado). Como simular uma queda pode lesionar um idoso, a participação de quinze pessoas com idades entre 20 e 30 anos foi essencial para a realização dos experimentos.

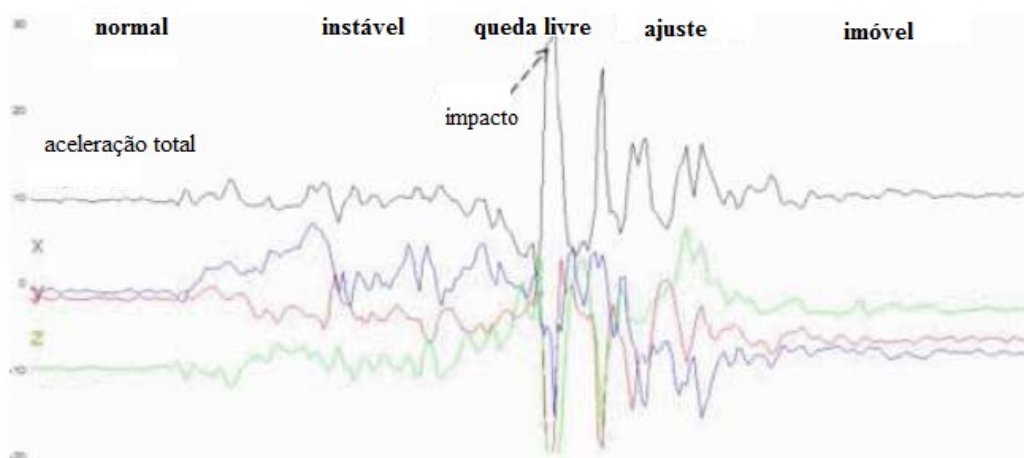
### 3.3 Detecção de quedas em celulares usando características de um modelo de cinco fases

O aplicativo uCare desenvolvido por Yue Shi (2012) para Android detecta quedas utilizando uma máquina de vetor de suporte (SVM) com dados obtidos de um modelo de cinco fases que descreve as mudanças de estado dos movimentos da pessoa durante a queda.

No evento da queda como na Figura 3.1, identificou-se cinco fases: normal, instável, queda livre, ajuste, imóvel. O movimento do usuário está na fase normal se ele está fazendo uma atividade diária como ficar em pé ou caminhar. Se, de repente, algum perigo interno, como dor de cabeça, ou externo, como obstáculos do ambiente, causarem a perda de equilíbrio, os movimentos dele estarão na fase instável, resultando na flutuação da aceleração total (1), também chamada magnitude da aceleração. Então, na fase da queda livre, a leveza do corpo durante a queda causa a diminuição da aceleração total e, posteriormente, quando o

corpo entra em contato com o chão, o valor da aceleração total aumenta subitamente. Depois, como o smartphone está junto ao corpo do usuário de forma solta no bolso, a aceleração total detectada não se estabiliza imediatamente mas de forma gradual na fase de ajuste. Finalmente, se o usuário não consegue se mover porque está machucado ou desacordado, ele ficará deitado no chão na fase imóvel (SHI, Yue; 2012).

Figura 3.1 – Fases da Queda de Yue Shi



Fonte: (SHI, Yue; 2012)\*

\*nomes traduzidos do inglês para português pelo autor

Antes de implementar o aplicativo, Yue Shi (2012) questionou sete pessoas para identificar os requisitos mais relevantes. Com os resultados, definiu-se a inclusão das funcionalidades: dicas para evitar quedas, informações pessoais do usuário e alarme. No momento que uma queda é detectada, o sistema cria uma mensagem de alarme para o usuário. Se o usuário não precisar de ajuda, ele desliga o alarme. Caso contrário, depois de dez segundos, o smartphone vai tocar e vibrar para chamar a atenção das pessoas que estão perto do usuário. Ao mesmo tempo que envia uma mensagem com o horário, a localização e informações de saúde do usuário para o contato de emergência definido anteriormente pelo usuário.

### 3.4 Um sistema de detecção de quedas usando smartphone

No trabalho de Abbate (2012), para reduzir o problema de falsos alarmes, as características de atividades diárias semelhantes às quedas como deitar na cama foram analisadas e utilizadas no projeto de uma rede neural.

Na definição do algoritmo, as atividades, com atributos similares, foram divididas em quatro grupos: sentar/deitar, pular/correr/caminhar, bater o sensor e queda. Na rede neural, classificou-se a ação como componente de um desses grupos.

Para definir os requisitos do aplicativo, Abbate (2012) entrevistou dez idosos com idades entre 60 e 82 anos. Nessa pesquisa, todos os entrevistados concordaram que um sistema de detecção de quedas é importante e reportaram casos de quedas de parentes em que a demora do atendimento médico prejudicou a qualidade de vida. Na interface, os entrevistados concordaram que o sistema precisa de um botão para prevenir falsos alarmes. E, se for para aumentar a confiabilidade do sistema, eles não se importaram de interagir com o sistema para oferecer comentários (*feedback*).

### **3.5 Detecção de quedas e sistema de notificação usando os sensores acelerômetro de três eixos e giroscópio do smartphone**

No trabalho de Wibosono (2013), os dados usados para detectar quedas são obtidos do acelerômetro e do giroscópio. A ideia básica do algoritmo é detectar situações dinâmicas de postura, seguidas por quedas não intencionais ou pela ação de deitar na cama. O algoritmo monitora conjuntos de valores da aceleração total (1) e da taxa de rotação e os compara com um conjunto de valores limitantes obtidos em experimentos. Quando uma queda é detectada, o sistema envia as coordenadas do GPS por e-mail para um contato definido pelo usuário.

Na fórmula da taxa de rotação,  $gx$ ,  $gy$  e  $gz$  são os valores da rotação nos eixos  $x$ ,  $y$  e  $z$  obtidas pelo giroscópio no tempo  $t$ .

$$\omega_t = \sqrt{gx_t^2 + gy_t^2 + gz_t^2} \quad (3)$$

### **3.6 O conjunto de dados mobifall: Uma avaliação inicial dos algoritmos de detecção de queda usando smartphones**

O objetivo desse trabalho é introduzir um conjunto de dados de atividades humanas que irá ajudar em testes de novos métodos, e realizar comparações objetivas entre diferentes algoritmos de detecção de quedas e reconhecimento de atividades (VAVOULAS, 2013).

O trabalho de Vavoulas(2013) compara três algoritmos com valores limitantes utilizando um conjunto de dados de atividades humanas que ele, posteriormente,

disponibilizou para pesquisas. Atualmente, esse conjunto está na segunda versão e possui dados de 31 pessoas para 4 tipos de queda e 9 atividades diárias. No total, 630 testes são executados, dentre os quais 342 são atividades normais e 288 são quedas.

Os algoritmos dos trabalhos de Sposaro (2009) e Dai (2010) mencionados nas seções 3.1 e 3.2 foram implementados no trabalho de Vavoulas (2013). E, o terceiro algoritmo é o do trabalho de He (2012) que calcula a área da magnitude da aceleração e o ângulo de inclinação para determinar se uma queda ocorreu.

Na fórmula da área da magnitude da aceleração e do ângulo de inclinação,  $x$ ,  $y$  e  $z$  são os valores da aceleração nos eixos  $x$ ,  $y$  e  $z$  obtidas pelo acelerômetro no tempo  $i$ .

$$SMA_i = \frac{1}{i} \left( \sum_{u=1}^i |x_u| + \sum_{u=1}^i |y_u| + \sum_{u=1}^i |z_u| \right) \quad (4)$$

$$TA_i = \sin^{-1} \left( \frac{y_i}{\sqrt{x_i^2 + y_i^2 + z_i^2}} \right) \quad (5)$$

He (2012) utiliza três métricas para detectar diversos estados do usuário como deitado, sentado entre outros. No algoritmo de detecção de quedas, um filtro médio com  $n=3$  é aplicado sobre os dados obtidos para atenuar o ruído. Para que a atividade do usuário seja detectada, a área da magnitude da aceleração calculada precisa ser maior que um certo valor  $U$ . Então, se a aceleração total (1) for maior que um valor limitante  $V$  e o ângulo de inclinação for maior que um valor  $Q$ , uma queda é detectada (VAVOULAS, 2013).

Para os três algoritmos, Vavoulas (2013) define valores limitantes baseados no seu conjunto de dados.

### 3.7 Detecção de quedas humanas com smartphones

Para melhorar a usabilidade do sistema, no trabalho desenvolvido por Colon (2014), o smartphone pode ser usado em seis posições: bolso da camisa (peito), bolso da calça, cintura, escrevendo mensagens, conversando no telefone e caminhando com o telefone. Com os dados do acelerômetro e a taxa de rotação (3) do giroscópio, o sistema consegue identificar a localização do smartphone junto ao usuário. Depois, para detectar a queda, a localização define os valores limitantes para serem usados com a aceleração total (1). Se uma queda

ocorre, um alarme é iniciado e, se o usuário não conseguir alcançar o dispositivo ou estiver inconsciente, a aplicação vai chamar por ajuda automaticamente.

### **3.8 Reconhecimento de atividade humana considerando transições de atividades usando smartphones**

Nesse trabalho, um sistema que reconhece transições de atividades diárias executadas por pessoas é desenvolvido. Duas implementações da arquitetura foram propostas que diferem na técnica de predição enquanto lidam com as transições. Na primeira delas, considera-se aprender as transições e, na outra, as classificar como atividades desconhecidas. Isso é alcançado pela combinação de saídas heurísticas de predições de atividades consecutivas de uma máquina de suporte de vetores (SVM) com uma abordagem de filtragem heurística. A arquitetura é validada sobre três casos de estudo que envolvem dados de pessoas executando um amplo conjunto de atividades (até 33), enquanto carregam smartphones ou dispositivos com sensores no corpo. Os resultados mostram que o desempenho do sistema supera alguns trabalhos da área e revela as principais vantagens da arquitetura (REYES-ORTIZ, 2015).

Reyes-Ortiz (2015) construiu um conjunto de dados de atividades humanas de 6 atividades diárias com a participação de 30 pessoas e o disponibilizou para pesquisas.

### **3.9 Comparação dos Sistemas de Detecção de Quedas**

#### **3.9.1 Características**

Na definição dos itens das tabelas de comparação, a pesquisa de Habib (2014) que compara os trabalhos da área usando tabelas foi utilizada como referência.

Na tabela 2.1, a posição do smartphone junto ao corpo do usuário mais utilizada nas pesquisas é a do bolso da calça (coxa). Um dos objetivos da área é possibilitar maior liberdade do uso do smarphone no monitoramento de quedas e essa posição é uma das mais usadas pelo usuário. Outra solução para melhorar a usabilidade do sistema é disponibilizar mais opções de locais no corpo do usuário para usar o smartphone como nos trabalhos de Sposaro (2009) e Colon (2014).

Tabela 2.1 - Características dos Trabalhos

<i>Solução</i>	<i>Posição do Smartphone no corpo do usuário</i>	<i>Sensores utilizados</i>	<i>Algoritmo de Detecção de Quedas</i>	<i>Método de Alarme</i>
(SPOSARO, 2009)	Qualquer	Acelerômetro	Valor Limitante (adaptativo baseado nas informações do usuário)	SMS
(DAI, 2010)	Peito, coxa e cintura	Acelerômetro	Valor Limitante	Ligação, SMS
(ABBATE, 2012)	Cintura	Acelerômetro	Valor Limitante, Redes Neurais com reconhecimento de padrões	Notificação com coordenadas do GPS
(SHI, Yue; 2012)	Bolso da calça (coxa)	Acelerômetro	Valor Limitante, máquina de vetor de suporte	SMS
(WIBISONO, 2013)	Bolso esquerdo da camisa (peito)	Acelerômetro e Giroscópio	Valor Limitante	E-mail
(VAVOULAS, 2013)	Bolso da calça (coxa)	Acelerômetro e Giroscópio	Valor Limitante obtido utilizando algoritmos de outros trabalhos	Não tem
(COLON, 2014)	Bolso da camisa (peito), bolso da calça, cintura, escrevendo mensagens, conversando no telefone e caminhando com o telefone	Acelerômetro e Giroscópio	Valor Limitante determinado pela localização do dispositivo	Ligação
(REYES-ORTIZ, 2015)	Cintura	Acelerômetro e Giroscópio	Não tem	Não tem

Fonte: Autor

Quanto aos sensores, o acelerômetro é a primeira opção pois todos os smartphones o possuem. No caso do giroscópio, não ser influenciado pela força da gravidade é sua principal vantagem. E, como desvantagem, o alto consumo de bateria para obter dados constantemente.

As principais componentes das soluções dos trabalhos são valores limitantes e aprendizado de máquina. No primeiro, valores definidos por experimentos são usados para identificar quedas como no trabalho de Sposaro (2009), e, no segundo, a máquina de aprendizagem classifica os dados como queda ou atividade diária como no trabalho de Yue Shi (2012).

Na comunicação com o contato do usuário, os métodos de alarme são distintos. Para escolher o método adequado, as permissões do usuário devem ser levadas em consideração.



Nos smartphones com Android, o SMS é o mais utilizado porque não precisa de autenticação e internet como o e-mail e, por causa disso, pode ser enviado automaticamente.

### 3.9.2 Desempenho

Para investigar o desempenho do algoritmo, a maioria dos trabalhos da área utiliza a sensibilidade e a especificidade definidas no trabalho de Noury (2008). A sensibilidade mede a habilidade de detectar todas as quedas reais e, a especificidade, a habilidade de detectar somente quedas reais.

Na fórmula da sensibilidade e da especificidade,  $VP$ ,  $VN$ ,  $FP$  e  $FN$  denotam verdadeiro positivo, verdadeiro negativo, falso positivo e falso negativo.

$$\text{Sensibilidade} = \frac{VP}{VP+FN} \quad (6)$$

$$\text{Especificidade} = \frac{VN}{VN+FP} \quad (7)$$

Para desenvolver sistemas de detecção de quedas, as características das quedas precisam ser comparadas com as das atividades diárias. Por isso, os trabalhos da área utilizam dados obtidos por voluntários para desenvolver e validar soluções. Como quedas com idosos podem resultar em lesões, pessoas jovens e saudáveis participam dos experimentos.

Na Tabela 2.2, por causa da ausência de padrões, os trabalhos possuem valores distintos para número de pessoas e componentes do conjunto de dados de atividades humanas. Entretanto, como em todo conjunto de dados, quanto maior o número e variedade, melhor a cobertura de casos.

Tabela 2.2 - Desempenho das Soluções

<i>Solução</i>	<i>Número de Pessoas que participaram dos testes</i>	<i>Conjunto de Dados de Atividades Humanas</i>	<i>Sensibilidade</i>	<i>Especificidade</i>
(SPOSARO, 2009)	Não informado	Não informado	Não utiliza essa métrica	Não utiliza essa métrica
(DAI, 2010)	15 pessoas	Não informa o número de testes. 4 atividades (1 de	72.22%	72.78%

		queda)		
(ABBATE, 2012)	16 pessoas	86 testes com 7 atividades (1 de queda)	100%	100%
(SHI, Yue; 2012)	4 pessoas	200 testes com 10 atividades (5 de queda)	Não utiliza essa métrica	Não utiliza essa métrica
(WIBISONO, 2013)	Não informado	Não informa o número de testes. 3 atividades (1 de queda)	Não utiliza essa métrica	Não utiliza essa métrica
(VAVOULAS, 2013)	31 pessoas	680 testes com 13 atividades (4 de queda)	Compara três algoritmos de outros trabalhos	Compara três algoritmos de outros trabalhos
(COLON, 2014)	6 pessoas	180 testes: 36 de localização do dispositivo no corpo do usuário, 36 de quedas, e 108 de não quedas.	Melhor resultado: 100% para posição escrevendo mensagem Média de todas posições do smartphone no corpo do usuário: 58.2%	Melhor resultado: 100% para posição escrevendo mensagem Média de todas posições do smartphone no corpo do usuário: 79%
(REYES-ORTIZ, 2015)	30 pessoas	61 testes com 12 atividades (nenhuma de queda)	Não utiliza essa métrica	Não utiliza essa métrica

Fonte: Autor

No desenvolvimento de sistemas de detecção, a sensibilidade (6) e a especificidade (7) são calculadas utilizando resultados do algoritmo sobre o conjunto de dados de atividades humanas usado na pesquisa. Para utilização em outros conjuntos, alterações de valores podem ser necessárias, por isso, alguns autores não citam os números usados.

A pesquisa que possui o maior número de pessoas participando nos testes é a de Vavoulas (2013). Diferente dos outros, o trabalho de Vavoulas(2013) inclui a criação de um banco de dados com atividades diárias e quedas para ajudar outros pesquisadores na definição de seus algoritmos.

Comparar a sensibilidade (6) e especificidade (7) dos trabalhos é complicado pois tanto a solução quanto o conjunto de dados de atividades humanas são diferentes. Para realizar a comparação, deve-se utilizar a mesma solução em conjuntos de dados de atividades humanas diferentes como no trabalho de Reyes-Ortiz (2015). Ou, diferentes soluções devem ser comparadas em um mesmo conjunto de testes. Esse último é feito por Vavoulas (2013) que utilizou 3 algoritmos em seu conjunto de dados de atividades diárias e comparou os resultados.

## 4 MODELO DA APLICAÇÃO

Nesse capítulo, o modelo da aplicação é definido.

### 4.1 Identificação do Problema

Para detectar quedas, o sistema deve monitorar as atividades do usuário e distinguir atividades diárias de quedas. No caso de ocorrer uma queda, alarmar uma terceira pessoa através de ligação ou mensagem como no trabalho de Dai (2010).

### 4.2 Definição dos Requisitos

#### 4.2.1 Requisitos Funcionais

1. O usuário deve definir, no mínimo, um contato para alarmar sobre possíveis quedas;
2. O sistema deve permitir que o usuário inicie e pare o monitoramento de atividades;
3. Quando uma queda for identificada, o sistema deve interagir com o usuário para confirmar se ele se encontra inconsciente e precisa de atendimento médico. Caso a queda ocorra e o usuário consiga se levantar sem danos, isso impede um alarme desnecessário;
4. Quando uma queda for identificada e o usuário estiver inconsciente ou impossibilitado (não respondeu à interação), o sistema deve comunicar a queda para o contato definido pelo usuário;
5. Após comunicar a queda, o sistema apresenta uma mensagem de alerta de queda no dispositivo.

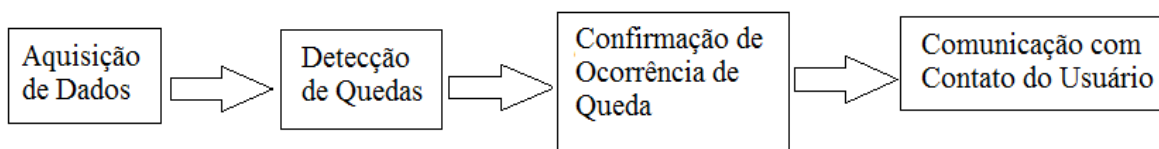
#### 4.2.2 Requisitos Não-funcionais

1. O sistema deve permitir que o usuário defina um dos contatos existentes no smartphone como contato de emergência para avisar de uma possível queda;
2. O monitoramento de atividades deve executar em segundo plano (*background*);
3. As informações da posição do smartphone no corpo do usuário para o sistema detectar quedas corretamente devem ser disponibilizadas de forma intuitiva;
4. A execução do sistema deve consumir pouca bateria.

### 4.3 Arquitetura do Sistema

A arquitetura utilizada nesse trabalho pode ser encontrada na Figura 4.1, onde inicia com a aquisição de dados que verifica se os dados podem ser de uma queda. Posteriormente, no componente de detecção de quedas, a possível queda é classificada como queda ou atividade diária. Se for uma queda, o sistema interage com o usuário para confirmar a queda. E, então, caso o usuário não responda a interação, um alerta é enviado usando um componente de comunicação. Tal arquitetura, de acordo com Habib (2014), é a mais comumente adotada pelos sistemas de detecção de quedas.

Figura 4.1 – Arquitetura do Sistema de Detecção de Quedas

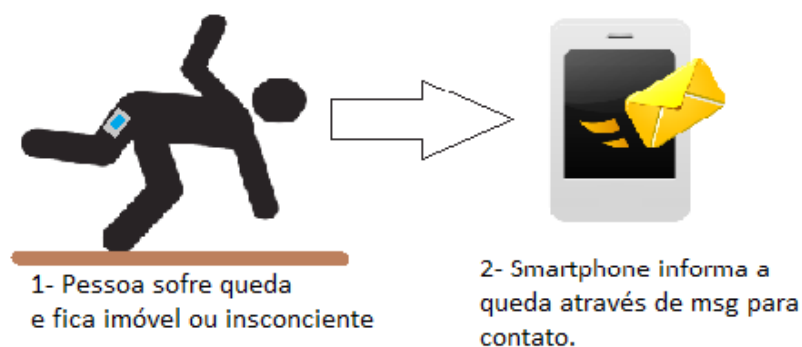


Fonte: Autor

### 4.4 Visão Geral da Aplicação

No sistema de detecção de quedas, o smartphone coleta dados dos três eixos do acelerômetro. Caso exista uma alteração que pode ser resultado de queda em uma análise inicial das informações do acelerômetro, o sistema encaminha os dados para o algoritmo de detecção de quedas. Se uma queda for identificada, o sistema verifica se o usuário está consciente e, se ele não estiver, envia uma mensagem com a localização do usuário para um contato escolhido. Na Figura 4.2, o funcionamento da aplicação pode ser visualizado.

Figura 4.2 – Visão Geral do Sistema



Fonte: Autor\*

\*utilizando imagens disponíveis em <<http://www.elker.com/clipart-fallover-man.html>> e <<http://www.iconarchive.com/show/pretty-office-12-icons-by-custom-icon-design/smartphone-message-send-icon.html>>

## 4.5 Módulos

Nessa seção, os módulos são descritos de forma detalhada.

### 4.5.1 Aquisição de Dados

Os dados utilizados no algoritmo de detecção de quedas são obtidos do acelerômetro contido no smartphone que está no bolso da calça (coxa). E, qualquer dispositivo existente ou construído que possua esse sensor pode ser utilizado na obtenção de dados. O sistema coleta dados constantemente que são providos para outros componentes do sistema como está representado na Fig.4.1.

A informação da aceleração nos três eixos é salva em uma estrutura de dados que se assemelha a uma janela. Para obter dados suficientes para detectar quedas, o tamanho da janela é de ao menos 5.6 segundos. Em um smartphone que obtém 50 amostras por segundo, a estrutura possui 281 amostras. No trabalho de Vavoulas (2015), com 11 amostras por segundo, o número de amostras da janela é 512.

Na equação da magnitude de aceleração, também conhecida como aceleração total,  $A_x$ ,  $A_y$  e  $A_z$  denotam a aceleração no eixo  $x$ ,  $y$  e  $z$ .

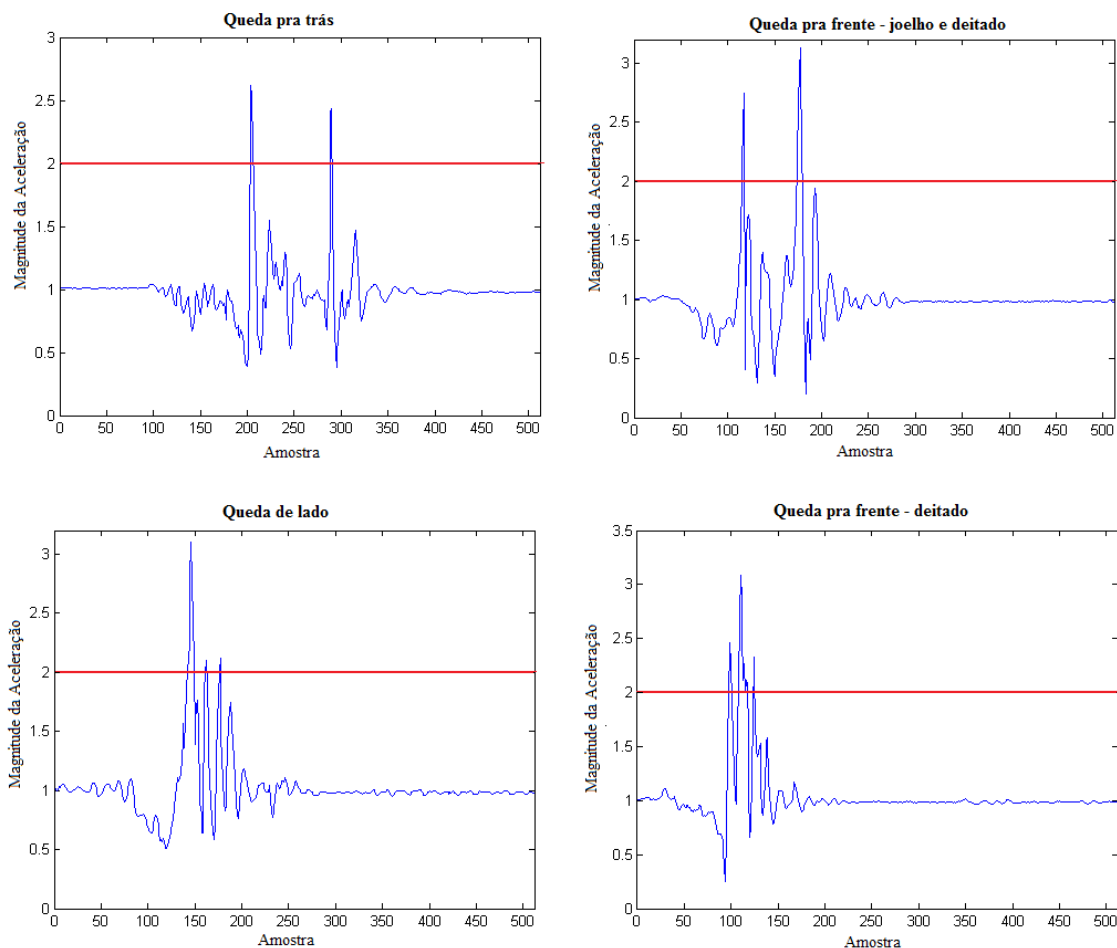
$$Magnitude = \sqrt{Ax^2 + Ay^2 + Az^2} \quad (8)$$

Para cada amostra adicionada na janela, o valor da magnitude da aceleração (8) é calculado e, depois, dividido pela força da gravidade ( $G = 9.8 \text{ m/s}^2$ ). Se esse valor for maior que um número limitante (*threshold*) definido, redefine-se a janela de dados para esse valor ficar na posição central da janela. Assim, a estrutura de dados enviada para o módulo de detecção de quedas vai possuir amostras antes e depois do valor que ultrapassou o número limitante.

Nas Figuras 4.3 e 4.4, gráficos de amostras de quedas e de atividades diárias são apresentados. Nesses gráficos, o eixo vertical denota valores da magnitude da aceleração (8). No eixo horizontal, 512 amostras formam a janela que será analisada no módulo de detecção

de quedas. A linha vermelha é o primeiro valor limitante,  $2G$ , que identifica quedas e atividades diárias semelhantes às quedas. Com isso, algumas atividades de intensidade baixa são descartadas.

Figura 4.3 – Quedas

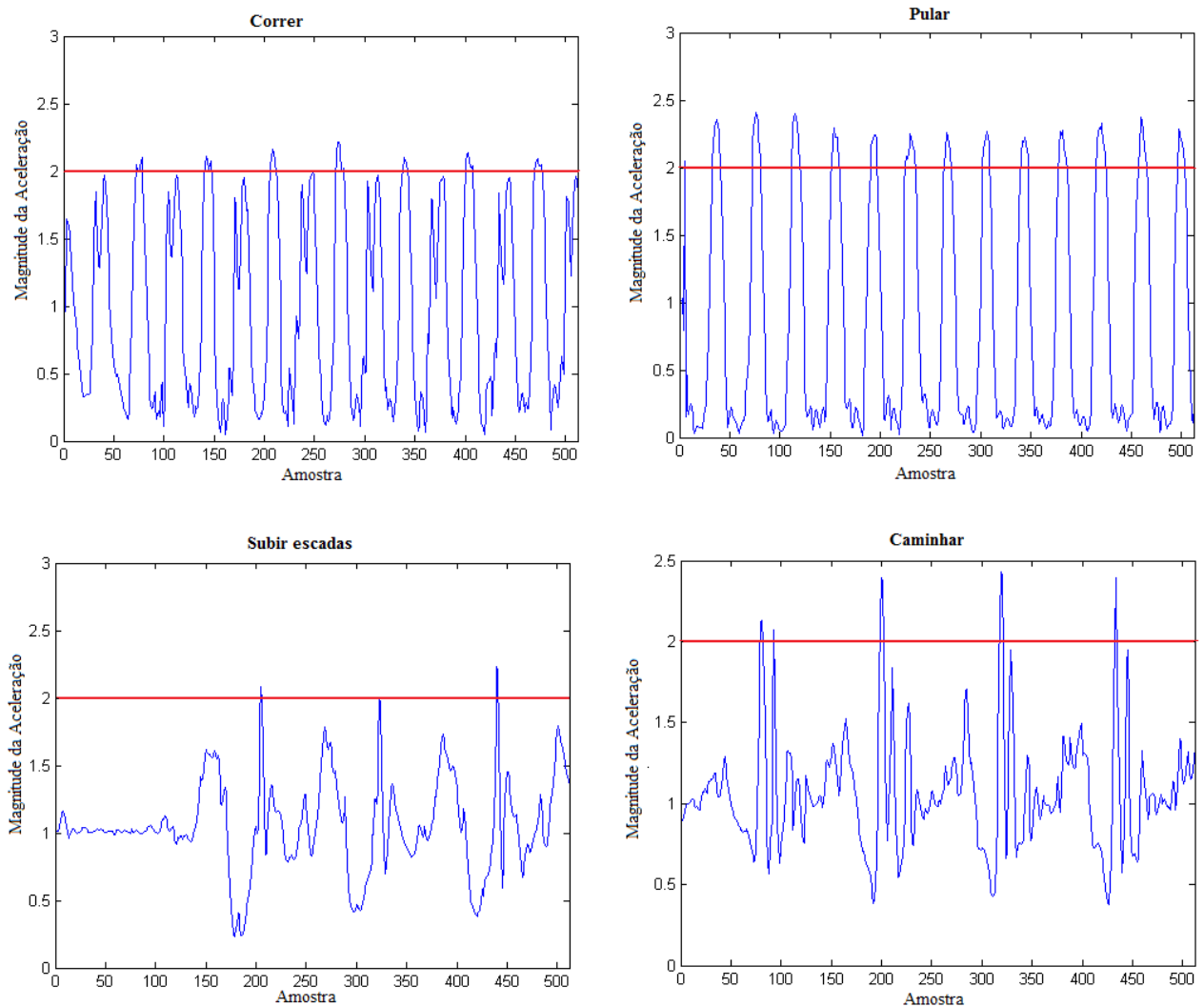


Fonte: Autor

Os tipos de quedas que serão analisados nesse trabalho podem ser visualizados na Figura 4.3. A diferença entre as duas quedas pra frente é que em uma delas a pessoa caiu de joelho e, após, a posição mudou para deitado. Após a pessoa cair, ela fica imóvel no chão durante um intervalo de tempo que pode ser verificado na porção do gráfico depois dos picos onde a magnitude da aceleração se mantém perto de  $1G$ .

As figuras com gráficos de amostras foram feitas no Matlab (2015), um ambiente interativo com uma linguagem de alto nível para cálculos numéricos, com as amostras do conjunto de dados de atividades humanas de Vavoulas (2013).

Figura 4.4 – Atividades Diárias Semelhantes a Quedas



Fonte: Autor

No conjunto de dados de atividades humanas, as ações que se assemelham à queda são correr, pular, subir escadas e caminhar apresentadas na Figura 4.4. Cada atividade tem um padrão de valores que aparecem mais de uma vez nas amostras como no gráfico caminhar onde é possível observar a porção repetida e concluir que são passos.

#### 4.5.2 Detecção de Quedas

Esse módulo baseia-se nos trabalhos de Abbate (2012) e Yue Shi (2012) que analisam as características das diferentes fases da quedas para definir seus algoritmos de detecção de quedas. Na definição do algoritmo, utilizou-se o conjunto de dados de atividades humanas disponibilizado por Vavoulas (2013). Para testar a solução, o desempenho do algoritmo foi

analisado na base de atividades diárias de Reyes-Ortiz (2015) e nas amostras obtidas com o smartphone usado na implementação do sistema.

#### 4.5.2.1 Características das Quedas

Para definir a solução de detecção de quedas, Abatte (2012) definiu três instantes que caracterizam as quedas: tempo de pico, de início do impacto e de fim do impacto. Nesse trabalho, alterou-se a forma de determinar alguns desses instantes para eles se adaptarem aos diferentes tipos de quedas e às amostras do conjunto de dados de Vavoulas (2013). Também adicionou-se o tempo de queda livre.

Na solução proposta por esse trabalho, os quatro instantes são definidos da seguinte maneira:

1. Tempo de pico é o tempo do maior pico da janela de amostras;
2. Tempo de fim do impacto é o tempo da última magnitude da aceleração (8) acima de  $1.5G$  dentro do intervalo que inicia com o tempo de pico e termina 1 segundo depois do tempo de pico. Ele representa o último impacto significativo com o chão; (ABBATE, 2012)
3. Tempo de início do impacto é o tempo da primeira magnitude da aceleração (8) acima de  $1.5G$  que é precedida por ao menos uma amostra abaixo de  $0.8G$  dentro do intervalo que inicia 1.2 segundos antes do tempo de fim do impacto e termina no tempo de pico. Esse é o tempo do primeiro impacto no chão depois do período de queda livre, quando a magnitude da aceleração (8) se encontra abaixo de  $1G$ . Se a amostra de queda livre não for encontrada, o tempo de pico é considerado como o tempo de início do impacto; (ABBATE, 2012)
4. Tempo de queda livre é a primeira magnitude da aceleração (8) menor ou igual a  $0.9G$  no intervalo que inicia 0.2 segundos antes do tempo de pico e termina no tempo de pico. Caso todos os valores verificados sejam maiores que  $0.9G$ , o tempo do menor valor é considerado como tempo de queda livre.

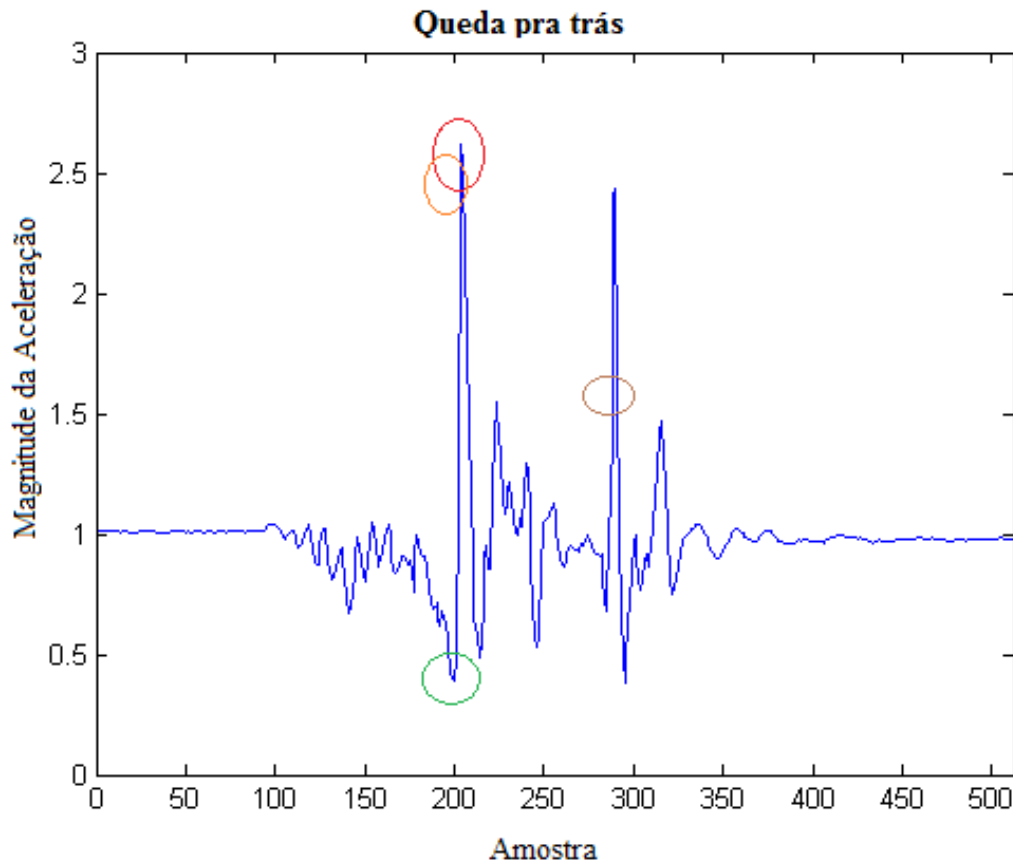
Nas figuras abaixo, os quatro instantes estão destacados com círculos. As cores usadas são verde para o tempo de queda livre, laranja para o de início de impacto, vermelho para o de pico, e marrom para o de fim de impacto.

Na Figura 4.5, como a amostra da janela que denota o tempo de início de impacto está muito perto do tempo de pico, o intervalo entre o início de impacto e o pico é pequeno no



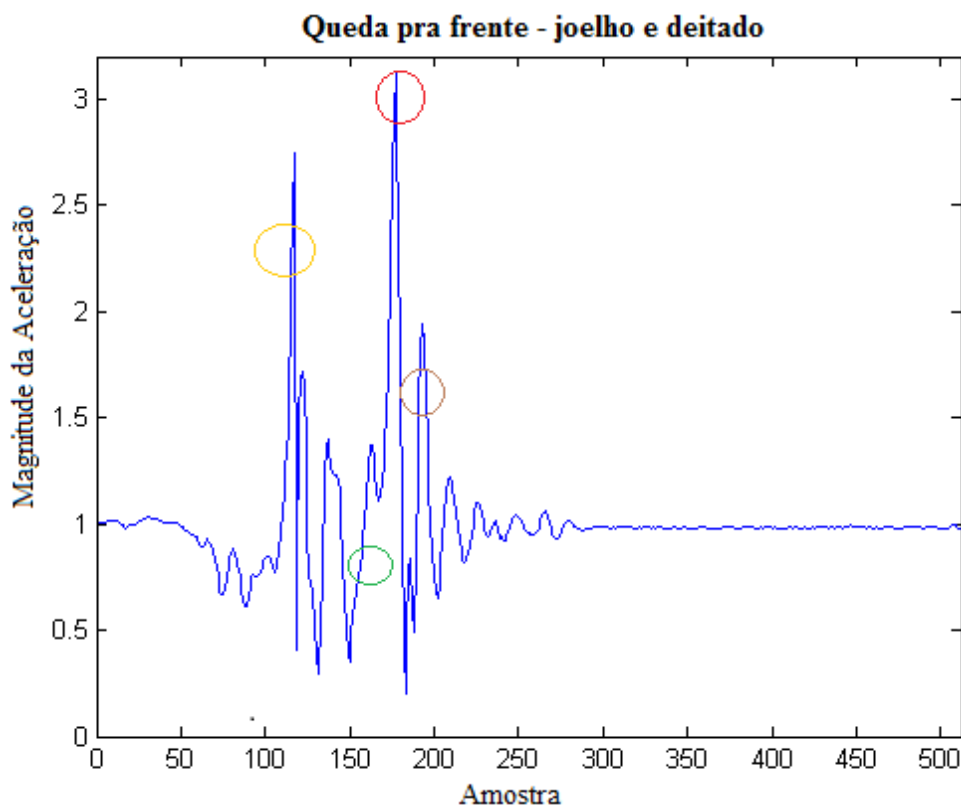
gráfico de queda pra trás. Nesse gráfico, o tempo de fim do impacto acontece depois do pico de  $2.4G$ , e, o de início, antes do tempo de pico. O valor de queda livre de  $0.5G$  está destacado.

Figura 4.5 – Instantes da queda em uma queda pra trás



No gráfico da queda pra frente de joelhos da Figura 4.6, o intervalo entre todos os instantes é significativo. Diferente da Figura 4.5, o tempo de queda livre ocorre depois do de impacto inicial e não é menor que  $0.8G$ .

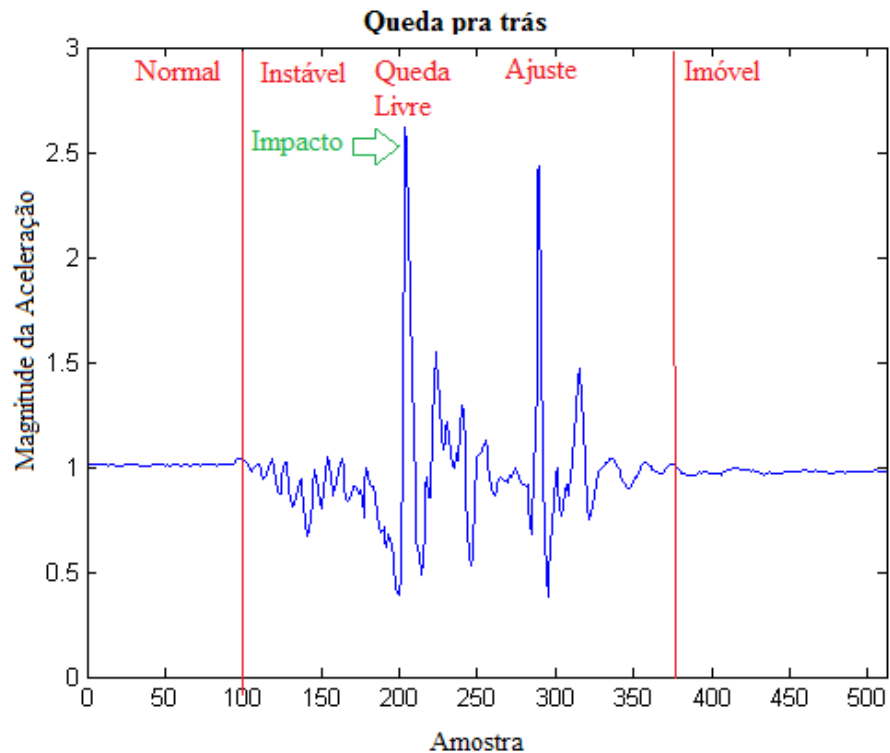
Figura 4.6 – Instantes da queda em uma queda pra frente



Para complementar as informações obtidas com os instantes da queda de Abbate (2012), a solução proposta nesse trabalho utiliza a classificação de acontecimentos ocorridos durante a queda feita por Yue Shi (2012). Ele dividiu o evento de queda em 5 fases: normal, instável, queda livre, ajuste e imóvel.

Na Figura 4.7, as fases da queda de Yue Shi (2012) estão indicadas em uma amostra do conjunto de dados de atividades de Vavoulas (2013). A ordem das ações do usuário são: ficar em pé, realizar a queda simulada e ficar deitado no chão. A primeira e a terceira ação podem ser definidas como movimentos das fases normal e imóvel nessa ordem. Na queda, os valores da magnitude da aceleração (8) oscilam quando o corpo do usuário está caindo em direção ao chão na fase instável. Então, na fase de queda livre, ocorre um impacto com o chão que pode ser visto no maior pico da imagem. Por último, picos menores depois do impacto ocorrem até o valor da magnitude se estabilizar na fase de ajuste.

Figura 4.7 – Fases da Queda



Fonte: Autor

Os instantes da queda definidos anteriormente e as cinco fases da queda serão usados para definir atributos de queda diferentes daqueles usados nos trabalhos de Abbate (2012) e Yue Shi (2012).

#### 4.5.2.2 Análise de Dados

Para o conjunto de dados de atividades humanas de Vavoulas (2013), os seguintes atributos foram definidos:

1) Magnitude da aceleração (8) após o tempo de queda livre: Na fase de ajustes de Yue Shi (2012), a magnitude da aceleração, gradualmente, se estabiliza até alcançar  $1G$ . E, se mantém estável, se o usuário ficar imóvel. Por isso, nessa solução, considera-se esse comportamento no intervalo que inicia 2 segundos após o tempo de queda livre e termina no fim da janela de amostras, os valores máximo e mínimo das quedas foram comparados com os das atividades diárias.

No conjunto de dados analisado, as atividades diárias, nesse intervalo, possuem valores iguais ou maiores a  $1.5G$ . E a ação de pular tem valor abaixo de  $0.07G$ . Para a amostra

ser considerada uma queda, após 2 segundos do tempo de queda livre, a maior magnitude deve ser menor que  $1.5G$ , e, a menor, maior que  $0.07G$ .

Os valores de máximo e mínimo estão presentes em outros trabalhos. Yue Shin (2012) utiliza o valor máximo e o valor mínimo na fase de queda livre, e Sposaro (2009), em uma janela de amostras.

2) Período sem movimentos após fim de impacto: Para verificar se o usuário está imóvel depois de uma queda, as mudanças na magnitude da aceleração (8) são analisadas após o tempo de impacto final. Se os valores se manterem perto de  $1G$ , nenhum movimento foi detectado.

Para verificar se existem valores menores que  $0.9G$ , calculou-se a média de valores baixos (MVB) e a média de valores altos (MVA). Nas equações abaixo,  $a_i$  é a magnitude da aceleração na amostra  $i$ ,  $j$  é a amostra com o tempo de fim de impacto e  $n$  é o tamanho da janela de amostras.

$$MVB = \frac{1}{n-j} \sum_{i=j}^n a_i \text{ onde } a_i = \begin{cases} a_1 & a_1 < 0.9G \\ 0 & a_1 \geq 0.9G \end{cases} \quad (9)$$

$$MVA = \frac{1}{n-j} \sum_{i=j}^n a_i \text{ onde } a_i = \begin{cases} a_1 & a_1 > 1.1G \\ 0 & a_1 \leq 1.1G \end{cases} \quad (10)$$

Nos dados analisados, os valores do MVA e MVB para quedas são menores que  $0.25$ . As atividades que se assemelham a quedas possuem ao menos uma das médias maior que  $0.25$ . Por isso, o valor limitante para o MVA e o MVB é  $0.25$ . E, uma amostra é classificada como queda se os valores de MVA e MVB forem menores que  $0.25$ .

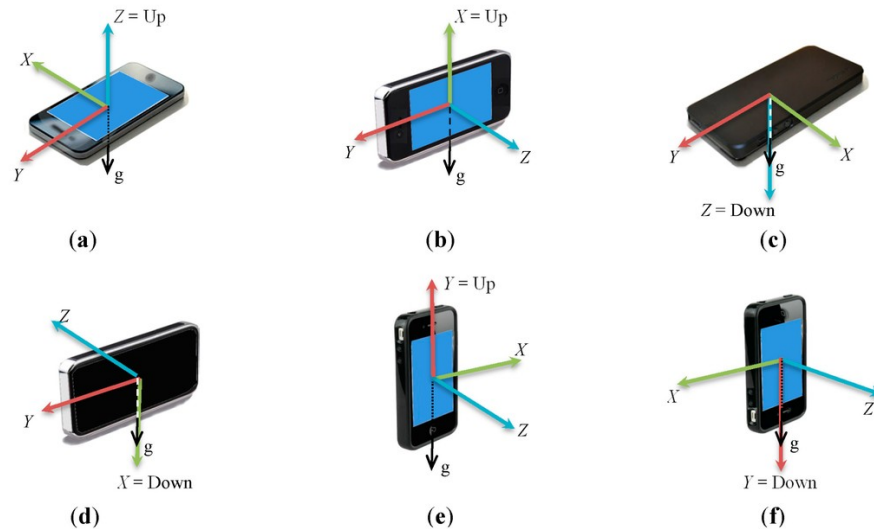
3) Média da magnitude da aceleração (8): Se a média da magnitude da aceleração é menor que  $0.4$ , ocorreu uma queda. E, as atividades diárias como correr e pular possuem média da magnitude perto de  $0.8$ .

Na fórmula da Média da Magnitude da Aceleração (MMA),  $a_i$  é a magnitude da aceleração na amostra  $i$  e  $n$  é o tamanho da janela de amostras.

$$MMA = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_i \quad (11)$$

4) Mudança de Postura: Quando a posição do dispositivo muda, o eixo com maior influência da gravidade também é alterado como pode ser visto na Figura 4.8.

Figura 4.8 – Força da Gravidade no Smartphone



Fonte: (SAEEDI, 2015)

Quando ocorre uma queda, as posturas do usuário e do smartphone mudam. Então, analisou-se o eixo com maior influência da força da gravidade durante dois intervalos, um antes da queda e outro depois. Se o eixo do primeiro intervalo for diferente do eixo do segundo, pode ter ocorrido uma queda ou uma atividade de mudança de postura como estar em pé e deitar. Para atividades como pular, subir/descer escadas e correr, o eixo se mantém o mesmo.

Os dois intervalos são definidos usando o tempo de queda livre. O primeiro intervalo considerado inicia no começo da janela de amostras e termina 2 segundos antes do tempo de queda livre. E, o segundo inicia 0.5 segundos após o tempo de queda livre e termina no fim da janela.

Para definir o eixo, a equação abaixo onde  $a_i$  é a magnitude da aceleração (8) na amostra  $i$ ,  $j$  é a amostra com o tempo de fim de impacto e  $n$  é o tamanho da janela de amostras. Ela é semelhante a equação usada por Saeedi (2015) para estimar o valor da gravidade nos três eixos em uma janela de amostras.

Se o eixo com maior valor do primeiro intervalo for diferente do eixo do segundo, considera-se que ocorreu mudança de postura.

$$G = \left( \frac{\sum_{i=j}^k |x_i|}{k-j}, \frac{\sum_{i=j}^k |y_i|}{k-j}, \frac{\sum_{i=j}^k |z_i|}{k-j} \right) \quad (12)$$

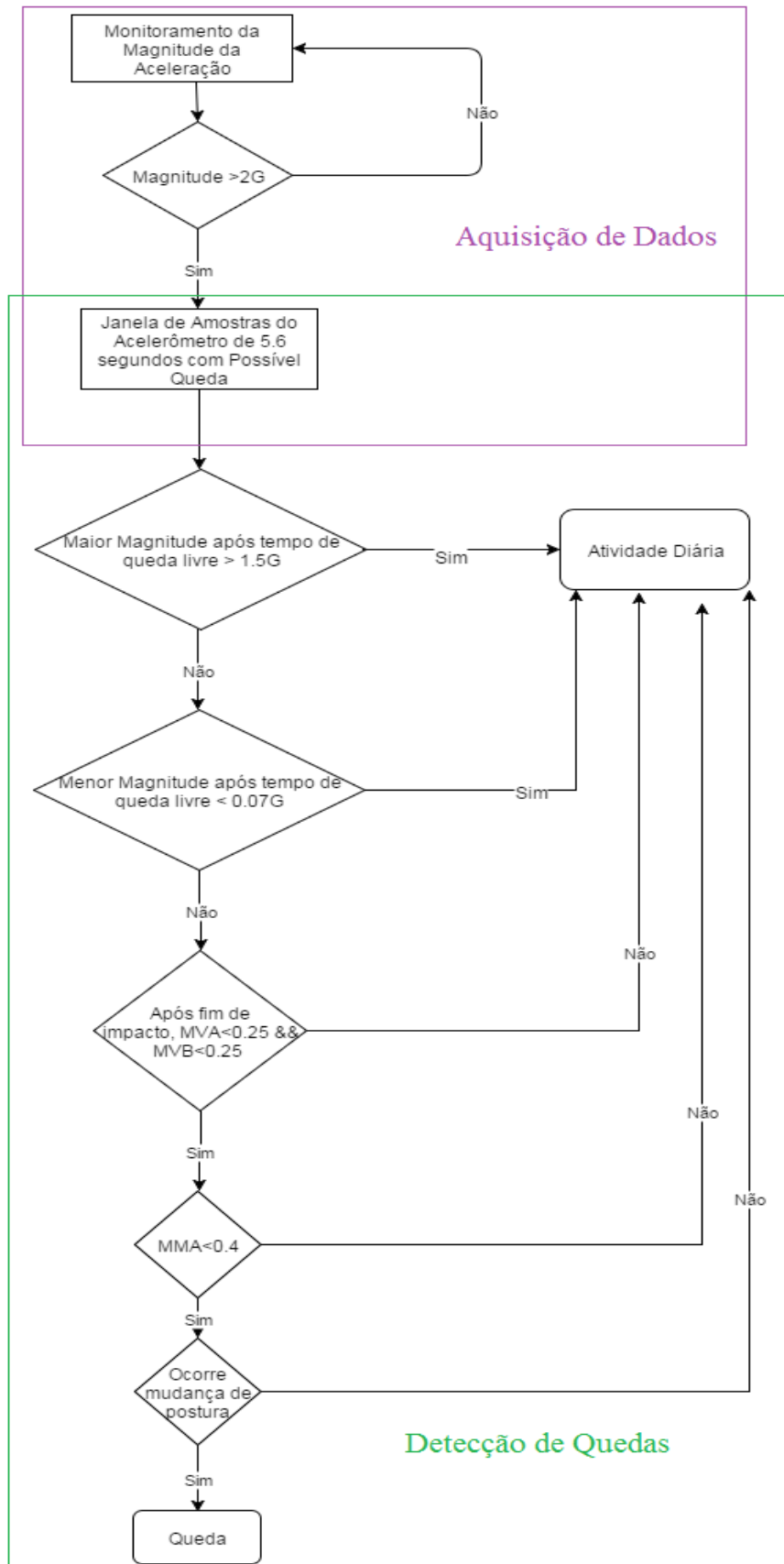
Uma queda é detectada pelo sistema se todos os valores dos atributos da janela de amostras resultarem em queda e ocorrer mudança de postura.

#### 4.5.2.3 Algoritmo de Detecção de Quedas

Na Figura 4.9, o fluxograma do algoritmo de detecção de quedas construído com os módulos de aquisição de dados e detecção de quedas pode ser visualizado. Como explicado anteriormente, a aquisição de dados, assinalado em roxo, identifica e organiza os dados de uma possível queda em uma janela de amostras do acelerômetro de 5.6 segundos. Então, a detecção de quedas, destacado em verde, classifica a janela de amostras como queda ou atividade diária.

Os valores e as fórmulas utilizados nas comparações da Figura 4.9 foram definidos através da análise de dados de quedas e atividades diárias feita nesse trabalho.

Figura 4.9 – Fluxograma do Algoritmo de Detecção de Quedas



Fonte: Autor

#### 4.5.3 Confirmação de Ocorrência de Queda

Para diminuir o número de alarmes falsos, o sistema deve verificar o estado do usuário. Isso é feito utilizando um cronômetro enquanto o smartphone vibra para chamar a atenção do usuário. Ele funciona de forma semelhante a tela de aviso do trabalho de Abbate (2012) que durante 30 segundos usa um alarme acústico. Se o usuário estiver consciente após a queda, ele para o cronômetro. Caso contrário, o sistema envia informações para o contato do usuário.

#### 4.5.4 Comunicação com Contato do Usuário

Esse módulo não tem interação com o usuário. Os dados do local da queda são enviados para o contato escolhido pelo usuário de forma automática. A latitude e a longitude do GPS são utilizadas para compor um endereço eletrônico do Google Maps, serviço de mapas, com o mapa do local em que o usuário está. Esse endereço é enviado na mensagem para o contato do usuário.



## 5 IMPLEMENTAÇÃO DA APLICAÇÃO

Nesse capítulo, a implementação da aplicação em Android é apresentada.

### 5.1 Modelo de Desenvolvimento da Aplicação

O desenvolvimento da aplicação foi feito utilizando protótipos com adição de funcionalidades a cada nova versão do aplicativo Android em um smartphone Motorola Moto G da Segunda Geração. E, para identificar quedas, o conjunto de dados de atividades humanas de Vavoulas (2013) ajudou na definição do algoritmo de detecção de quedas. Esse algoritmo foi implementado e testado em Java no NetBeans (2015), IDE para desenvolvimento de aplicações em Java.

O design da tela utilizou um modelo (*template*) disponibilizado pelo Android Arsenal (2015).

Funcionalidades implementadas no aplicativo:

1. Uma tela principal com botões para adicionar um contato e para iniciar o monitoramento foi implementada;
2. O aplicativo obtém dados do acelerômetro do smartphone de forma constante;
3. O monitoramento de atividades do usuário é executado em segundo plano;
4. O usuário escolhe um contato para avisar caso ocorra uma queda usando a lista de contatos do smartphone;
5. A localização do usuário adquirida do GPS é utilizada para definir um endereço eletrônico do serviço de visualização de mapas do Google, Mapas do Google (*Google Maps*), para ser enviado para alertar o contato;
6. Uma mensagem SMS automática é enviada para o contato definido pelo usuário;
7. Quando uma queda é identificada, o sistema inicia um cronômetro que executa durante 30 segundos e o monitoramento de atividades do usuário é suspenso durante alguns minutos. Se o usuário não estiver inconsciente ou machucado, ele pode parar o cronômetro. Caso contrário, o sistema envia um SMS com o local;
8. O algoritmo de detecção de quedas é utilizado para identificar quedas durante o monitoramento de atividades do usuário.

## 5.2 Dados Importantes para a Aplicação

A aplicação utiliza dados do acelerômetro, da lista de contatos e da localização do smartphone.

### 5.2.1 Acelerômetro

O acesso às informações do acelerômetro utiliza a estrutura (*framework*) de sensores disponibilizada pelo Android. Essa estrutura permite que o desenvolvedor obtenha informações de sensores de movimento, de ambiente e de posição presentes no smartphone. O acelerômetro mede a força da aceleração, por isso, é considerado um sensor de movimento. Para obter os dados desses sensores, a permissão do usuário não é necessária como no GPS.

Na aplicação proposta, definiu-se 50Hz, taxa padrão para jogos, como taxa de amostra do acelerômetro. Para obter as atualizações do sensor, a implementação seguiu a documentação disponibilizada pelo Android (2015).

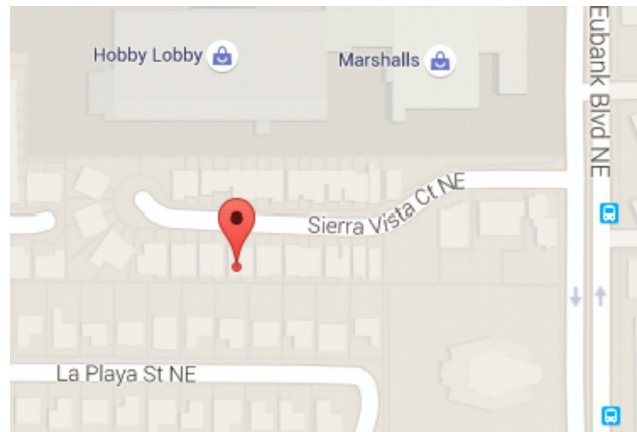
### 5.2.2 Lista de Contatos

Para adicionar o contato, o aplicativo utiliza a lista de contatos padrão do dispositivo para o usuário. A escolha do contato deve ser feita antes de iniciar o monitoramento e o contato escolhido pode ser modificado a qualquer momento pelo usuário.

### 5.2.3 Coordenadas Geográficas

As coordenadas geográficas do smarphone foram obtidas usando uma biblioteca de localização desenvolvida para Android por Charmas (2015). Na mensagem enviada para o contato do usuário, um endereço eletrônico com um mapa do Mapas do Google (*Google Maps*) com a latitude e a longitude do local indica a localização do usuário. Nesse mapa, o local das coordenadas está assinalado para facilitar a identificação do endereço como na Figura 5.1 que utilizou a latitude 35.126517 e longitude -106.535131. Para visualizar o mapa, a pessoa deve abrir o endereço no navegador do smartphone.

Figura 5.1 – Mapa do Google Maps



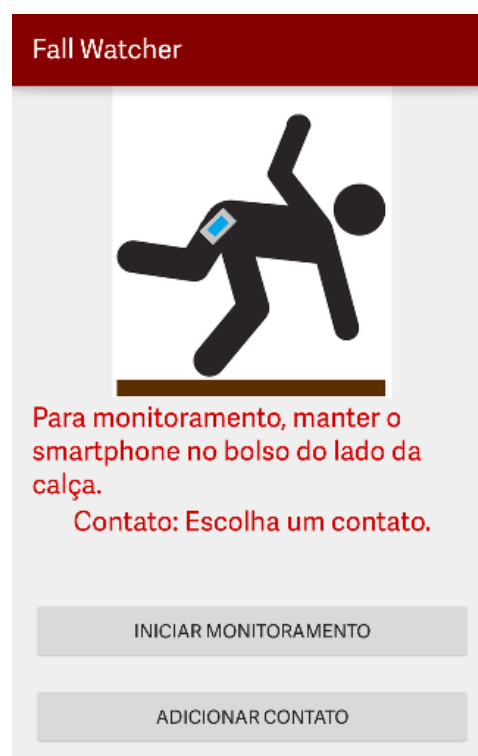
Fonte: <http://maps.google.com/maps?q=35.128061,-106.535561&ll=35.126517,-106.535131&z=17>

### 5.3 Funcionamento da Aplicação

O aplicativo possui duas telas: a principal e a do cronômetro. Nessa seção, o funcionamento do aplicativo é explicado.

#### 5.3.1 Tela Principal

Figura 5.2 – Tela Principal

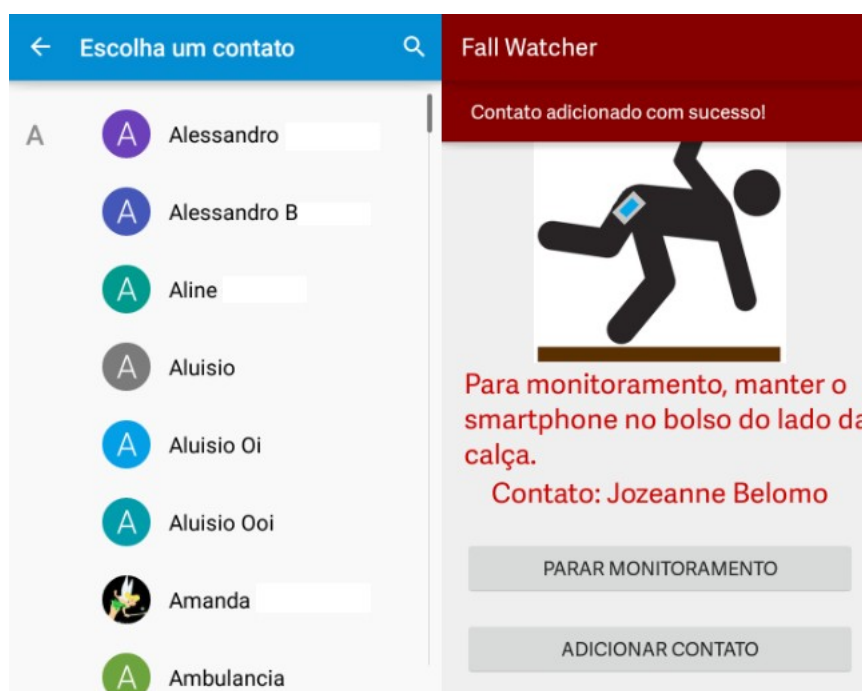


Fonte: Autor

A tela principal do aplicativo possui a informação de como usar o smartphone durante o monitoramento de quedas e uma imagem de uma pessoa tropeçando com o smartphone no bolso da calça (coxa) para ilustrar o local do smartphone no corpo do usuário como pode ser visualizado na Figura 5.2.

Para iniciar o monitoramento, o usuário deve escolher um nome da lista de contatos que aparece depois de pressionar o botão adicionar contato. Depois de selecionado, o nome do contato aparece no campo contato da tela principal. A tela da lista de contatos e da confirmação da adição do contato podem ser vistas na Figura 5.3.

Figura 5.3 – Botão para Adicionar Contato



Fonte: Autor

Se o botão iniciar o monitoramento for pressionado sem um contato definido, uma mensagem avisa que precisa adicionar o contato antes de iniciar o monitoramento. Quando o usuário inicia o monitoramento, o aplicativo inicia um serviço em background. Assim, o usuário pode fechar o aplicativo ou reiniciar o smartphone que a monitoração não é interrompida. Para melhorar a usabilidade mensagens na tela e atualizações no nome do botão foram utilizadas para informar ao usuário o estado da monitoração como pode ser observado na Figura 5.4.

Figura 5.4 – Botão para Iniciar Monitoramento



Fonte: Autor

### 5.3.2 Tela do Cronômetro

Quando uma queda é detectada pelo serviço de monitoramento, um cronômetro é iniciado juntamente com a vibração do smartphone. Se o usuário estiver consciente, ele pode pressionar o botão parar e a tela fecha. Caso contrário, depois de trinta segundos, o aplicativo envia uma mensagem SMS com a localização do usuário para o contato escolhido na configuração da tela principal.

Na Figura 5.5, os dois momentos do cronômetro estão representados: durante os trinta segundos e depois do envio da mensagem.

Figura 5.5 – Tela Cronômetro



Fonte: Autor

## 6 AVALIAÇÃO

Nessa seção, o desempenho do algoritmo de detecção de quedas para três conjuntos de dados de atividades humanas distintos é analisado.

### 6.1 Cálculo do Desempenho

Para calcular o desempenho da solução, a sensibilidade e a especificidade citadas no capítulo 3 são utilizadas. A sensibilidade mede a habilidade de detectar todas as quedas reais. E, a especificidade, a habilidade de detectar somente quedas reais.

Na fórmula da sensibilidade e da especificidade,  $VP$ ,  $VN$ ,  $FP$  e  $FN$  denotam verdadeiro positivo, verdadeiro negativo, falso positivo e falso negativo.

$$\text{Sensibilidade} = \frac{VP}{VP+FN} \quad (6)$$

$$\text{Especificidade} = \frac{VN}{VN+FP} \quad (7)$$

### 6.2 Desempenho da Solução

Nessa seção, o desempenho da solução para detecção de quedas proposta nesse trabalho é definida para três conjuntos de atividades humanas.

#### 6.2.1 Conjunto de Dados de Atividades Humanas de Vavoulas (2013)

Dos conjuntos de dados de atividades humanas dos trabalhos do capítulo 3, o maior é o de Vavoulas (2013). Como as tabelas abaixo mostram, os testes possuem um número considerável de quedas e atividades diárias. Os testes executados por Vavoulas (2013) utilizaram um smartphone Samsung Galaxy S3 com taxa de amostras de 87 Hz no bolso da calça (coxa) dos voluntários.

Na Tabela 6.1, os 4 tipos de queda presentes no conjunto de dados de Vavoulas (2013) são apresentadas. E, as atividades diárias se encontram na Tabela 6.2.

Tabela 6.1 - Quedas do Trabalho de Vavoulas

<i>Quedas</i>	<i>Testes Realizados</i>
Queda pra trás – sentando na cadeira	72
Queda pra frente – joelhos e deitado	72
Queda pra frente – deitado	72
Queda de lado – deitado	72
Total:	288

Fonte: construída com dados de Vavoulas (2013)

Tabela 6.2 - Atividades do Trabalho de Vavoulas

<i>Atividades Diárias</i>	<i>Testes Realizados</i>
Entrando no carro	54
Saindo do carro	54
Corrida	27
Pular	27
Sentar na cadeira	54
Ficar em pé	9
Descer escadas	54
Subir escadas	54
Caminhada	9
Total:	342

Fonte: construída com dados de Vavoulas (2013)

Como esse trabalho utilizou o conjunto de dados de Vavoulas (2013) para a definição do algoritmo de detecção de quedas, as Tabelas 6.3 e 6.4 comparam a solução proposta com as utilizadas por Vavoulas (2013).

Na Tabela 6.3, as soluções que Vavoulas (2013) adaptou para seu conjunto de dados estão nas três primeiras colunas depois da coluna de quedas. Ao comparar a solução proposta nesse trabalho com as outras três, podemos notar que ela é a única que possui sensibilidade acima de 40% para os 4 tipos de quedas. Quanto a queda pra trás, a solução de He (2012) consegue uma sensibilidade melhor que a proposta.

Na Tabela 6.4, as soluções de Sposaro (2009) e Dai (2010) do trabalho de Vavoulas (2013) possuem a melhor especificidade. A solução proposta perde especificidade nas atividades de entrar e sair do carro que podem resultar em falsos positivos. Nesse item, a solução de He (2012) possui os menores valores em quatro atividades.



Tabela 6.3 - Sensibilidade das Soluções

<i>Quedas</i>	<i>Solução de Sposaro (2009) no trabalho de Vavoulas</i>	<i>Solução de Dai (2010) no trabalho de Vavoulas</i>	<i>Solução de He (2012) no trabalho de Vavoulas</i>	<i>Solução proposta</i>
Queda pra trás – sentando na cadeira	0.66	0.21	0.94	0.83
Queda pra frente – joelhos e deitado	0.73	0.36	0.33	1.00
Queda pra frente – deitado	0.48	0.55	0.73	0.97
Queda de lado – deitado	0.33	0.42	0.85	0.97
Total:	0.55	0.39	0.71	0.94

Fonte: Vavoulas (2013) e a coluna da Solução proposta foi adicionada pelo autor

Tabela 6.4 - Especificidade das Soluções

<i>Atividades Diárias</i>	<i>Solução de Sposaro (2009) no trabalho de Vavoulas (2013)</i>	<i>Solução de Dai (2010) no trabalho de Vavoulas (2013)</i>	<i>Solução de He (2012) no trabalho de Vavoulas (2013)</i>	<i>Solução proposta</i>
Entrando no carro	1.00	0.96	0.63	0.79
Saindo do carro	1.00	1.00	0.74	0.85
Corrida	-*	1.00	0.44	1.00
Pular	1.00	1.00	0.74	1.00
Sentar na cadeira	1.00	1.00	1.00	1.00
Ficar em pé	1.00	1.00	1.00	1.00
Descer escadas	1.00	1.00	1.00	1.00
Subir escadas	1.00	1.00	1.00	1.00
Caminhada	1.00	1.00	1.00	1.00
Total:	1.00	1.00	0.84	0.96

Fonte: Vavoulas (2013) e a coluna da Solução proposta foi adicionada pelo autor

\*Devido às características do banco de dados e do algoritmo não foi possível testar esse item.

Considerando a especificidade e a sensibilidade calculadas para a solução proposta, o algoritmo tem a melhor sensibilidade com 94% considerando o número total de quedas, e, somente as atividades diárias que não foram consideradas na definição do algoritmo possuem uma especificidade menor que 100%. Na comparação dos resultados da especificidade para todas as atividades, a diferença do resultado de 96% para o de 100% obtido pelas soluções de Sposaro (2009) e Dai (2010) é pequena.

### 6.2.2 Conjunto de Dados de Atividades Humanas de Reyes-Ortiz (2015)

No conjunto de dados de atividades humanas do trabalho de Reyes-Ortiz (2015), não existe nenhuma amostra com quedas. As atividades contínuas presentes nesse conjunto de dados são caminhar, subir escadas, descer escadas, sentar, ficar em pé. E, as que resultam em mudança de postura são: da posição em pé para a sentada, da posição sentada para a em pé, da posição sentada para a deitada, da posição deitada para a sentada, da posição em pé para deitada, da posição deitada para a em pé. Para executar os testes, o smartphone Samsung Galaxy S2 foi utilizado por Reyes-Ortiz (2015) com frequência de 50Hz na cintura dos voluntários para obter amostras do acelerômetro.

Na validação do algoritmo, a especificidade da solução é 54% em 61 amostras. Como nenhuma queda foi simulada, somente a especificidade foi calculada. A maioria das amostras que foram classificadas como queda possuíam ao menos uma mudança de estado com a ação de deitar. Como o algoritmo não foi definido com base nesse conjunto de dados, ele consegue identificar uma porcentagem significativa de atividades distintas daquelas presentes no conjunto de dados de atividade humana que serviu de base para sua definição.

### 6.2.3 Conjunto de Dados de Atividades Humanas do Autor

Para verificar o desempenho do algoritmo, 5 voluntários executaram dois tipos de quedas (para frente e para trás) utilizando um smartphone Motorola Moto G da Segunda Geração com frequência de 50Hz para obter amostras do acelerômetro. Como o trabalho de Vavoulas (2013) usa o smartphone no bolso e o de Reyes-Ortiz (2015) na cintura, 2 pessoas realizaram os testes com smartphone na cintura, e, as 3 restantes, no bolso da calça (coxa). Para não padronizar os experimentos, os voluntários decidiram o modo de realizar as atividades diárias. Quanto as quedas, eles foram instruídos a colocar as mãos na frente do rosto na queda pra frente, e, na queda pra trás, a cair de costas para evitar lesões no impacto da cabeça com a superfície. A pedido dos voluntários, utilizou-se um colchão para amortecer a queda.

A Tabela 6.5, abaixo disposta, apresenta as características e a posição do smartphone no corpo de cada da pessoa.

Com o smartphone na cintura, 16 quedas e 21 atividades diárias que incluíam caminhar, correr, pular, subir/descer escadas, deitar, deitar/levantar e deitar/sentar foram simuladas. E, no bolso da calça (coxa), os voluntários contribuíram com 32 quedas. Para

diferenciar as amostras daquelas do trabalho de Vavoulas (2013) em que as pessoas realizam as quedas nos primeiros segundos, antes de cair, o voluntário caminhava durante, no mínimo, 30 segundos.

Tabela 6.5 - Características voluntários

<i>Código</i>	<i>Sexo</i>	<i>Idade</i>	<i>Altura</i>	<i>Peso</i>	<i>Posição do Smartphone no corpo da pessoa</i>
1	F	26	1.65	64	Na cintura
2	M	21	1.78	64.5	Na cintura
3	F	24	1.63	59	No bolso da calça (coxa)
4	M	52	1.70	73	No bolso da calça (coxa)
5	F	48	1,62	62	No bolso da calça (coxa)

Fonte: Autor

Com o smartphone no bolso da calça, a sensibilidade da solução é 81%. Considerando as quedas e atividades diárias com o smarphone na cintura, a sensibilidade da solução é 25% e a especificidade, 85%.

Para quedas com o smartphone no bolso da calça, o algoritmo identificou corretamente a maioria das quedas. Isso mostra que ele possui resultados satisfatórios em outros conjuntos de dados de atividades humanas. E, com o smartphone na cintura, a especificidade foi melhor que a do conjunto de dados de Reyes-Ortiz porque as atividades diárias são semelhantes àquelas usadas para definir o algoritmo, mas a sensibilidade foi extremamente baixa, por isso , o aplicativo não considerou o smartphone na cintura do usuário como posição de monitoramento.

## 7 CONCLUSÃO

Esse trabalho apresentou o desenvolvimento de um aplicativo de detecção de quedas para idosos. No trabalho de Abbate (2012), uma pesquisa feita com idosos confirmou a importância desse tipo de sistema através do relato de casos de quedas de parentes em que a demora do atendimento médico prejudicou a qualidade de vida.

Para distinguir quedas de atividades diárias, o algoritmo utiliza, nos dados de movimentos do usuário obtidos do smartphone, valores limitantes obtidos com a análise das características das quedas.

Na comparação da solução com outras no mesmo conjunto de dados de atividades humanas, os resultados demonstraram que a solução proposta é a única que consegue manter uma sensibilidade alta para todos os tipos de queda considerados.

Com a verificação do desempenho do algoritmo em três conjuntos de dados de atividades humanas distintos, concluiu-se que, no momento, o smartphone só pode ser utilizado no bolso da calça (coxa) do usuário. Esse é o único local considerado porque os resultados do algoritmo de detecção de quedas em amostras com o smartphone na cintura do usuário não foram satisfatórios, pois, a maioria das quedas e atividades diárias não foram classificadas corretamente.

O principal objetivo do aplicativo é realizar o monitoramento de atividades do usuário e avisar um contato quando uma queda ocorrer. Para isso, o sistema executa o monitoramento sem interferir no uso do smartphone, e, quando ocorre uma queda e o usuário está inconsciente, envia uma mensagem para o contato. Com o sucesso da implementação dessas funcionalidades e do algoritmo de detecção de quedas, o propósito desse trabalho foi alcançado.

### 7.1 Trabalhos Futuros

Durante o desenvolvimento do aplicativo, novas ideias para funcionalidades surgiram. A principal delas é testar o consumo de bateria do smartphone utilizando diferentes taxas de amostras para o acelerômetro. E, dependendo dos resultados, adicionar uma funcionalidade que identifique se a atividade diária que o usuário está executando é de baixa intensidade, como ficar em pé, ou de alta intensidade, como correr, e ajustar a taxa de amostras para diminuir o consumo de bateria.

Além disso, uma avaliação da eficiência e usabilidade do aplicativo pode ser feita com idosos, buscando o aprimoramento do algoritmo de detecção de quedas e da interface do aplicativo.

Um trabalho futuro a ser desenvolvido para melhorar a solução de detecção de quedas é aumentar os locais onde o dispositivo pode ser utilizado no corpo do usuário para oferecer mais liberdade no uso durante o monitoramento de atividades.

## REFERÊNCIAS

- ABBATE, S.; AVVENUTI, M.; BONATESTA, F.; COLA, G.; CORSINI, P.; VECCHIO, A. A smartphone-based fall detection system. **Pervasive and Mobile Computing**, v. 8, n. 6, p. 883-899, 2012.
- AGUIAR, B.; ROCHA, T.; SILVA, J.; SOUSA, I. Accelerometer-based fall detection for smartphones. In: **Medical Measurements and Applications (MeMeA), 2014 IEEE International Symposium on**. IEEE, 2014. p. 1-6.
- ANDROID. Sensor Overview, 2015. Disponível em: <[http://developer.android.com/intl/pt-br/guide/topics/sensors/sensors\\_overview.html](http://developer.android.com/intl/pt-br/guide/topics/sensors/sensors_overview.html)>. Acesso em: 25 nov 2015.
- ANDROID ARSENAL. UltimateAndroidAppTemplate, 2015. Disponível em: <<https://android-arsenal.com/details/3/2781>>. Acesso em: 25 nov 2015.
- ARAÚJO, Samya Pinheiro et al. CARACTERÍSTICAS E OCORRÊNCIAS DAS QUEDAS EM IDOSOS RESIDENTES EM SÃO LUÍS, MARANHÃO/FALL CHARACTERISTICS AND OBSERVATIONS IN SÃO LUÍS ELDERLY RESIDENTS, MARANHÃO, BRAZIL. **Revista de Pesquisa em Saúde**, v. 15, n. 3, 2015. Disponível em: <<http://www.periodicoseletronicos.ufma.br/index.php/revistahuufma/article/view/3654/1653>>. Acesso em: 08 set. 2015.
- BOURKE, Alan K. et al. Design and test of a long-term fall detection system incorporated into a custom vest for the elderly. In: **Signals and Systems Conference, 208.(ISSC 2008). IET Irish**. IET, 2008. p. 307-312.
- CAMARGOS, M. C. S.; RODRIGUES, R. N.; MACHADO, C. J. Idoso, família e domicílio: uma revisão narrativa sobre a decisão de morar sozinho. **Rev bras estud popul**, v. 28, p. 217-30, 2011. Disponível em: <<http://www.scielo.br/pdf/rbepop/v28n1/a12v28n1>>. Acesso em: 08 set. 2015.
- CHARMAS, M. ReactiveLocation library for Android, 2015. Disponível em: <<https://github.com/mcharmas/Android-ReactiveLocation>>. Acesso em: 29 nov 2015.
- COLON, L. N. V.; DELAHOZ, Y.; LABRADOR, M. Human fall detection with smartphones. In: **Communications (LATINCOM), 2014 IEEE Latin-America Conference on**. IEEE, 2014. p. 1-7.
- DAI, J.; BAI, X.; YANG, Z.; SHEN, Z.; XUAN, D. PerFallID: A pervasive fall detection system using mobile phones. In: **Pervasive Computing and Communications Workshops (PERCOM Workshops), 2010 8th IEEE International Conference on**. IEEE, 2010. p. 292-297.
- G1 GLOBO. Venda de smartphones no Brasil, 2015. Disponível em: <<http://g1.globo.com/tecnologia/noticia/2015/04/venda-de-smartphones-sobe-55-no-brasil-em-2014-diz-idc.html>>. Acesso em: 26 nov 2015.

HABIB, M. A.; MOHKOTAR, M. S.; KAMARUZZAMAN, S. B.; LIM, K. S.; PIN, T. M.; IBRAHIM, F. Smartphone-based solutions for fall detection and prevention: challenges and open issues. **Sensors**, v. 14, n. 4, p. 7181-7208, 2014.

HE, Yi; LI, Ye; YIN, Chuan. Falling-incident detection and alarm by smartphone with Multimedia Messaging Service (MMS). **E-Health Telecommunication Systems and Networks**, v. 1, n. 01, p. 1, 2012.

KAU, L. J.; CHEN, C. S. A Smart Phone-Based Pocket Fall Accident Detection, Positioning, and Rescue System. **Biomedical and Health Informatics, IEEE Journal of**, v. 19, n. 1, p. 44-56, 2015.

MATLAB. The language of technical computing, 2015. Disponível em: <<http://www.mathworks.com/products/matlab/>>. Acesso em: 2 dez 2015.

NETBEANS. NetBeans IDE, 2015. Disponível em: <<https://netbeans.org/>>. Acesso em: 2 dez 2015.

NOURY, N. et al. A proposal for the classification and evaluation of fall detectors. **IRBM**, v. 29, n. 6, p. 340-349, 2008.

REYES-ORTIZ, Jorge-L. et al. Transition-Aware Human Activity Recognition Using Smartphones. **Neurocomputing**, v. 171, p. 754-767, 2015.

SAEEDI, Sara; EL-SHEIMY, Naser. Activity Recognition Using Fusion of Low-Cost Sensors on a Smartphone for Mobile Navigation Application. **Micromachines**, v. 6, n. 8, p. 1100-1134, 2015.

SHI, Yue; SHI, Yuanchun; WANG, Xia. Fall detection on mobile phones using features from a five-phase model. In: **Ubiquitous Intelligence & Computing and 9th International Conference on Autonomic & Trusted Computing (UIC/ATC), 2012 9th International Conference on**. IEEE, 2012. p. 951-956.

SPOSARO, F.; TYSON, G. iFall: an Android application for fall monitoring and response. In: **Engineering in Medicine and Biology Society, 2009. EMBC 2009. Annual International Conference of the IEEE**. IEEE, 2009. p. 6119-6122.

TECNOLOGIA UOL. Entenda como funciona o GPS, 2015. Disponível em: <<http://tecnologia.uol.com.br/ultnot/2008/01/15/ult4213u295.jhtm>>. Acesso em: 2 dez 2015.

VAVOULAS, George et al. The mobifall dataset: An initial evaluation of fall detection algorithms using smartphones. In: **Bioinformatics and Bioengineering (BIBE), 2013 IEEE 13th International Conference on**. IEEE, 2013. p. 1-4.

WIBISONO, W.; ARIFIN, D. N.; PRATOMO, B. A.; AHMAD, T.; IJTIHADIE, R. M. Falls detection and notification system using tri-axial accelerometer and gyroscope sensors of a smartphone. In: **Technologies and Applications of Artificial Intelligence (TAAI), 2013 Conference on**. IEEE, 2013. p. 382-385.

YE, W.; XIANG-YU, B. Research of fall detection and alarm applications for the elderly.  
In: **Mechatronic Sciences, Electric Engineering and Computer (MEC), Proceedings 2013  
International Conference on**. IEEE, 2013. p. 615-619.