



Universidade Estadual de Campinas
Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação

Yasmin Andrea Enríquez Zúñiga

**SISTEMA DE NAVEGAÇÃO INTEGRADO PARA
PEDESTRES USANDO SENSORES INERCIAIS E
GPS DE DISPOSITIVOS MÓVEIS.**

Campinas
2017



Universidade Estadual de Campinas
Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação

Yasmin Andrea Enríquez Zúñiga

SISTEMA DE NAVEGAÇÃO INTEGRADO PARA PEDESTRES USANDO
SENSORES INERCIAIS E GPS DE DISPOSITIVOS MÓVEIS.

Dissertação de mestrado apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do título de Mestra em Engenharia Elétrica. Área de concentração: Telecomunicações e Telemática.

Orientador: Prof. Dr. Leonardo de Souza Mendes.

Este exemplar corresponde à versão final da dissertação defendida pela aluna Yasmin Andrea Enríquez Zúñiga, e orientada pelo Prof. Dr. Leonardo de Souza Mendes.

Agência(s) de fomento e nº(s) de processo(s): CAPES

Ficha catalográfica
Universidade Estadual de Campinas
Biblioteca da Área de Engenharia e Arquitetura
Rose Meire da Silva - CRB 8/5974

En72s Enríquez Zúñiga, Yasmin Andrea, 1990-
Sistema de navegação integrado para pedestres usando sensores inerciais e GPS de dispositivos móveis / Yasmin Andrea Enríquez Zúñiga. – Campinas, SP : [s.n.], 2017.

Orientador: Leonardo de Souza Mendes.
Dissertação (mestrado) – Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação.

1. Concentração urbana. 2. Sistema de informação geográfica. 3. Sistema de posicionamento global. 4. Planejamento urbano. I. Mendes, Leonardo de Souza, 1961-. II. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação. III. Título.

Informações para Biblioteca Digital

Título em outro idioma: Integrated navigation system for pedestrians using inertial sensors and GPS of mobile devices

Palavras-chave em inglês:

Urban concentration

Geographic information system

Global Positioning System

Urban planning

Área de concentração: Telecomunicações e Telemática

Titulação: Mestra em Engenharia Elétrica

Banca examinadora:

Leonardo de Souza Mendes [Orientador]

Fábio Sakuray

André Marcelo Panhan

Data de defesa: 12-06-2017

Programa de Pós-Graduação: Engenharia Elétrica

COMISSÃO JULGADORA - DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Candidato: Yasmin Andrea Enríquez Zúñiga RA:162621

Data da Defesa: 12 de junho de 2017

Título da Tese: “Sistema de Navegação Integrado para Pedestres usando Sensores Inerciais e GPS de Dispositivos Móveis.”.

Prof. Dr. Leonardo de Souza Mendes (Presidente, FEEC/UNICAMP)

Prof. Dr. Fábio Sakuray (UEL)

Prof. Dr. André Marcelo Panhan (FEEC/UNICAMP)

A ata de defesa, com as respectivas assinaturas dos membros da Comissão julgadora, encontra-se no processo de vida acadêmica do aluno.

A DEUS, QUE SEMPRE GUIA MI CAMINO. AOS MEUS PAIS, NUBIA ZUNIGA E ELÍAS ENRÍQUEZ, PILARES FUNDAMENTAIS NA MINHA VIDA, COM MUITO AMOR DEDICO TODO MEU ESFORÇO EM RECONHECIMENTO A SEU AMOR E APOIO INCONDICIONAL. À MINHA IRMÃ, VALENTINA ENRÍQUEZ POR SUA CONFIANÇA EM MIM E POR SER MINHA MELHOR MOTIVAÇÃO.

Agradecimentos

Agradeço,

A Deus, pela sua companhia e por me dar força para enfrentar todos os desafios.

Aos meus pais, Nubia Zuniga e Elías Enríquez, por apoiar e motivar minha formação acadêmica, por ser meu exemplo de tenacidade, dedicação e disciplina, e principalmente por me brindar seu amor incondicional.

A minha irmã Valentina Enríquez, pelas suas palavras de motivação, sua alegria e carinho.

Ao professor Leonardo Mendes, por confiar em mim e abrir as portas do seu laboratório para a execução deste trabalho.

Ao meu namorado Fernando Salazar, por sua companhia e compreensão durante todo o desenvolvimento deste trabalho.

A CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior) pela concessão de apoio financeiro durante todo o processo de mestrado.

A Universidade Estadual de Campinas por todo o suporte físico e intelectual.

Obrigada, a todas as pessoas que me ajudaram neste processo de construção de conhecimento.

Resumo

Normalmente as pessoas usam o sistema de posicionamento global (GPS) para localização precisa, não obstante edifícios altos e outras construções podem gerar interrupções do sinal em áreas urbanas. Além disso, a precisão do GPS é afetada por erros provenientes dos satélites, originados no receptor ou devidos à propagação do sinal. Os sistemas de navegação inercial proporcionam posicionamento do usuário de forma contínua, não obstante o erro induzido por dispositivos inerciais se acumula ao longo do tempo afetando a precisão de navegação no longo prazo. Este estudo visa integrar o GPS com sistemas inerciais para fornecer uma solução de navegação para pedestres com melhor desempenho. Considerando a proliferação de telefones móveis equipados com GPS, acelerômetros e magnetômetros, este trabalho captura os dados de mobilidade humana através de smartphones. As medições de aceleração e campo magnético terrestre são empregadas para construir um sistema de coordenadas local, e as medições de latitude e longitude são empregadas para construir um sistema de coordenadas global, logo as posições globais são ajustadas à estrutura medida localmente para obter um posicionamento refinado mais propenso de extrair o terreno real. O algoritmo de navegação integrada proposto foi testado no seguimento de trajetórias de pedestres em áreas exteriores a fim de avaliar sua precisão e desempenho.

Palavras chaves: Pedestrian Dead Reckoning, navegação de pedestres, mobilidade humana, localização de usuários móveis.

Abstract

People usually use the Global Positioning System (GPS) for accurate location, however tall buildings and other constructions can generate signal interruptions in urban areas. Also, GPS accuracy is affected by errors originated in the satellites, in the receiver or by the signal propagation. Inertial navigation systems provide continuous user positioning, nevertheless the error induced by inertial devices accumulates over time, affecting the navigation accuracy in the long term. This study aims to integrate GPS with inertial systems to provide a pedestrian navigation solution with better performance. Considering the proliferation of mobile phones equipped with GPS, accelerometers and magnetometers, this work captures the data of human mobility through smartphones. Acceleration and magnetic field measurements are used to construct a local coordinate system, and latitude and longitude measurements are used to construct a global coordinate system, next the global positions are adjusted to the locally measured structure to obtain a refined positioning more faithful to the ground truth. The proposed integrated navigation algorithm was tested following pedestrian trajectories in outdoor areas in order to evaluate its accuracy and performance.

Key-words: Pedestrian Dead Reckoning, Pedestrian navigation, human mobility, location of mobile users.

Lista de Figuras

2.1	Triangulação GPS (Aboelmagd Noureldin, 2013).	20
2.2	Acelerômetro simples (Aboelmagd Noureldin, 2013).	22
2.3	Sistema de referência do smartphone	25
2.4	Sistema de Coordenadas Local	25
2.5	Coordenadas geodésicas WGS84	27
2.6	Projeção universal transversa de Mercator UTM (El-Rabbany, 2002)	28
3.1	Processo do Algoritmo de navegação Inercial.	33
3.2	Magnitude da aceleração total durante a marcha.	35
3.3	Picos e vales da aceleração total.	36
3.4	Filtragem de magnitude	38
3.5	Filtragem temporal	40
3.6	Movimento vertical do quadril ao andar (Scarlett, 2007).	43
3.7	Cálculo da orientação do pedestre	46
3.8	Trajatória local filtrada por estampa de tempo e trajetória global	52
4.1	Arquivo de texto gerado no dispositivo móvel	57
4.2	Trajatória exterior com longitude total de 100m	57
4.3	Medições de tempo, aceleração, campo magnético, latitude e longitude	58
4.4	Contagem de passos executados pelo usuário durante uma trajetória	60
4.5	Estimativa de comprimento de passo	61
4.6	Orientação e Trajetória local do pedestre	62
4.7	Coordenadas geodésicas WGS84 e coordenadas UTM da trajetória do usuário	63
4.8	Associação de pontos locais com pontos globais	64
4.9	Transformação ótima de Horn	64
4.10	Detecção de passo e estimação de distância em trajetórias retas	65
4.11	Detecção de passo e estimação de distância em trajetória de 100m	66
4.12	Estimação de coordenadas locais em trajetória de 100m	67
4.13	Estimação de coordenadas globais em trajetória de 100m	67
4.14	Coordenadas transformadas em trajetória exterior de 100m	68
4.15	Coordenadas transformadas no plano real	69
A.1	Coordenadas transformadas de usuário 1 em trajetória exterior de 100m	80
A.2	Coordenadas transformadas de usuários 2 e 3 em trajetória exterior de 100m	81
A.3	Coordenadas transformadas de usuário 4 em trajetória exterior de 100m	82

Lista de Tabelas

2.1	Tipos de erro GPS e sua influência na medição de distância Wei Quan (2015)	21
2.2	Parâmetros elipsóide WGS84 (El-Rabbany, 2002; Kaplan and Hegarty, 2006)	27
3.1	Resumo métodos de comprimento de passo.	42
3.2	Resumo métodos de estimação de orientação (Zhuang et al., 2013).	44
3.3	Resumo do algoritmo PDR proposto.	48

Sumário

1	Introdução	13
1.1	Objetivos e contribuições	14
1.2	Organização	15
2	Fundamentação Teórica	16
2.1	Sistemas de navegação por satélite	17
2.1.1	Arquitetura do sistema de navegação por satélite	19
2.1.2	Princípio de funcionamento	19
2.1.3	Fontes de erro	20
2.2	Sistema de navegação inercial	20
2.2.1	Acelerômetros	22
2.2.2	Magnetômetros	23
2.3	Sistemas de coordenadas	24
2.3.1	Sistema de coordenadas local	24
2.3.2	Sistema de coordenadas global	26
2.4	Medidas estatísticas e filtros	29
2.4.1	Média aritmética	29
2.4.2	Mediana	30
2.4.3	Desvio padrão	30
2.4.4	Filtro de média móvel	30
2.4.5	Filtro de Mediana	31
3	Geração e transformação de coordenadas	32
3.1	Geração de coordenadas locais	32
3.1.1	Detecção de passo	33
3.1.2	Algoritmo de detecção de passo proposto	35
3.1.3	Estimativa de comprimento de Passo	39
3.1.4	Algoritmo de estimação de comprimento de passo proposto	43
3.1.5	Reconhecimento de orientação	44
3.1.6	Algoritmo de reconhecimento de orientação proposto	45
3.1.7	Algoritmo Pedestrian Dead Reckoning PDR	47
3.2	Geração de coordenadas globais	49
3.2.1	Transformação de coordenadas geodésicas em coordenadas planas	49
3.3	Transformação de coordenadas locais a globais	51

4	Implementação e Resultados	56
4.1	Metodologia experimental	56
4.2	Implementação do algoritmo de geração e transformação de coordenadas	58
4.2.1	Geração de coordenadas locais	58
4.2.2	Geração de coordenadas globais	61
4.2.3	Transformação de coordenadas locais a globais	63
4.3	Resultados	65
4.3.1	Avaliação da detecção de passo e da estimativa de comprimento de passo	65
4.3.2	Avaliação da geração de coordenadas locais e globais	66
4.3.3	Avaliação da transformação de coordenadas locais a globais	68
5	Conclusões	70
5.1	Trabalhos Futuros	72
A	Trajetórias transformadas	80

Introdução

Hoje em dia, a navegação é uma importante aplicação em telefones celulares. O sistema de posicionamento global permite determinar a posição do observador em qualquer lugar sobre a superfície da terra vinte e quatro horas por dia. Porém, seu desempenho depende em grande parte dos ambientes do sinal. Por usar a energia das ondas de rádio para se obter os parâmetros de navegação, o GPS é propenso a interferência. Além disso, o sinal pode ficar obstruído em áreas urbanas devido a edifícios altos e outros obstáculos. A precisão oficial para receptores GPS de alta qualidade é de 3m, contudo a precisão real atingida pelos usuários de smartphones varia de 1m a 20 m, o que limita seu uso em diferentes aplicações tais como rastreamento de pedestres (Wu et al., 2015).

Pelo atual desenvolvimento das cidades, a navegação de pedestres se torna numa necessidade. Considerando especificamente a mobilidade de idosos ou deficientes visuais em áreas urbanas, se faz necessário garantir precisão e continuidade de posicionamento para que esses usuários consigam localizar os pontos de acesso ao transporte público, consigam descer exatamente em seu destino e que, de forma geral, possam se mover na cidade de maneira segura.

Para garantir precisão e continuidade de localização para pedestres, os investigadores exploraram outras formas de posicionamento, tais como GSM e Wi-Fi fingerprinting, entre outras. Embora a viabilidade de tais formas tem sido provada por vários trabalhos de pesquisa, a precisão de localização é pobre ou tem alta dependência de infra-estrutura pre-implantada, o que ainda impede o completo aproveitamento dessas tecnologias (Du et al., 2015).

Em consequência, alguns autores têm considerado soluções de navegação inercial baseadas em smartphones para fornecer rastreamento de pedestres (Bao and Wong, 2014; Qian et al., 2013; Park et al., 2015; Tian

et al., 2015a; Kang and Han, 2015; Tian et al., 2014). A navegação inercial possui uma série de vantagens: opera continuamente, fornece saída de alta largura de banda em pelo menos 50 Hz e exibe baixo ruído em curto prazo. Também, fornece medições eficazes de orientação, taxa angular e aceleração, bem como de posição e velocidade (Groves, 2007). Porém, a precisão de uma solução de navegação inercial degrada-se com o tempo.

A vista disso, a integração do GPS com sistemas inerciais é uma solução desejável para fornecer navegação com melhor desempenho que a obtida com esses sistemas separados. Este trabalho aproveita o GPS, o acelerômetro e o magnetômetro dos smartphones para fazer rastreamento contínuo da posição do pedestre através da obtenção das coordenadas melhoradas do usuário de forma contínua, e sem requerer infraestrutura adicional ou pontos de referência fixos.

É importante dizer que obter as coordenadas precisas e contínuas da localização de um pedestre constitui o primeiro passo na construção de uma solução de navegação para integrar idosos e deficientes visuais a um ambiente acessível e seguro de mobilidade urbana.

1.1 Objetivos e contribuições

O objetivo deste trabalho consiste em avaliar a navegação de pedestres em áreas exteriores através de um sistema integrado pelo receptor GPS e os sensores inerciais de dispositivos móveis. Para tal, primeiro será proposto um algoritmo de geração de coordenadas locais que emprega o acelerômetro e o magnetômetro para retratar a trajetória do usuário. Na sequência será detalhada a geração de coordenadas globais que usam o receptor GPS para descrever a mesma trajetória do usuário. Finalmente, a transformação de coordenadas locais a globais será descrita com o objetivo de se obter as coordenadas melhoradas do posicionamento do pedestre.

Em relação às contribuições, este trabalho:

- Apresenta o estado do arte dos métodos existentes para detecção de passo, estimativa de comprimento de passo e reconhecimento de orientação de pedestres.
- Desenvolve um algoritmo que usa as informações de aceleração e campo magnético terrestre, coletadas pelo smartphone do usuário, para obter as coordenadas do seu percurso.
- Relaciona as medições de aceleração, campo magnético terrestre e

GPS do dispositivo movél de um usuário através de um algoritmo que gera as coordenadas integradas da posição do usuário.

- Avalia o algoritmo de detecção de passo, de estimativa de comprimento de passo e de geração de coordenadas integradas no rastreamento de diferentes trajetórias de usuários a diversas velocidades.

1.2 Organização

O desenvolvimento deste trabalho inicia no Capítulo 2 com a fundamentação teórica, as características do sistema de navegação por satélite e do sistema de navegação inercial, a definição dos sistemas de coordenadas e finaliza com o conceito das medições estatísticas e filtros usados na implementação. O capítulo 3 tem como objetivo descrever o algoritmo de posicionamento global integrado proposto, detalhando-se a geração de coordenadas locais e globais assim como a correspondente transformação entre elas. No capítulo 4, apresenta-se a implementação do algoritmo proposto e os resultados obtidos. Finalmente, no capítulo 5 são discutidas as principais conclusões e trabalhos futuros.

Capítulo 2

Fundamentação Teórica

A ciência da navegação é a determinação da posição e velocidade de um corpo em movimento em relação a um ponto de referência conhecido, e às vezes pode incluir a orientação desse corpo. O posicionamento é a especificação da posição de um corpo, mas não da sua velocidade ou orientação (Groves, 2007). A orientação envolve a definição dos três ângulos de rotação em torno dos eixos vertical Z , transversal Y e horizontal X do sistema de referência ligado ao mesmo corpo. Esses ângulos também são nomeados como *yaw*, *pitch* e *roll*, respectivamente. Em geral, a posição e a orientação descrevem como está localizado um corpo no espaço em que se encontra (Aboelmagd Noureldin, 2013).

O planejamento e manutenção de uma rota de um local para outro, evitando obstáculos e colisões é conhecido como arte da navegação, encaminhamento ou pilotagem, dependendo do veículo (Groves, 2007). Há diferentes sistemas de navegação como a navegação inercial, por satélite, celestial, Doppler, terrestre por radiofrequência, geomagnética, por correspondência de contorno de terreno, por correspondência de cena, visual e por campo gravitacional (Wei Quan, 2015). Neste documento são de interesse os sistemas de navegação inercial e de navegação por satélite.

Um sistema de navegação inercial (INS) proporciona posição, velocidade e orientação continuamente, fornece saída de alta largura de banda em pelo menos 50 Hz, e exibe baixo ruído para curtas distâncias. Por isto, alguns autores têm considerado soluções de navegação inercial baseadas em smartphones para fornecer rastreamento de pedestres (Bao and Wong, 2014; Qian et al., 2013; Park et al., 2015; Tian et al., 2015a; Kang and Han, 2015; Tian et al., 2014). Porém, o erro induzido por dispositivos inerciais se acumula ao longo do tempo, pelo que para longas distâncias é difícil satisfazer as exigências de navegação de alta precisão.

O sistema de navegação por satélite tem alta precisão de posiciona-

mento e o erro de navegação não se acumula ao longo do tempo, permitindo seu funcionamento durante todo o dia. Não obstante, para este sistema é difícil fornecer informações de orientação diretamente e é suscetível à interferência eletromagnética (Aboelmagd Noureldin, 2013).

Um sistema de navegação por satélite trabalhando em conjunto com um inercial constitui uma relação sinérgica. A integração destes dois tipos de sensores não só supera os problemas de desempenho encontrado em cada sensor individual, mas também produz um sistema que ultrapassa o desempenho conseguido por cada sensor em modo autônomo (El-Rabbany, 2002). Os benefícios e as desvantagens dos sistemas de navegação inercial e dos sistemas de navegação por satélite são complementares. Essas tecnologias combinadas produzem uma solução de navegação contínua, de alta largura de banda, completa e com alta precisão para longas e curtas distâncias (Groves, 2007).

Atualmente, os dispositivos móveis são equipados com receptores de navegação por satélite e com sensores inerciais, tornando possível o desenvolvimento de soluções integradas de navegação. No entanto, a localização de um usuário móvel a qualquer hora e em qualquer lugar ainda é uma tarefa exigente (Chen et al., 2010).

2.1 Sistemas de navegação por satélite

No início de 1960, várias organizações do governo americano, incluindo o Departamento de Defesa (DoD), o Departamento de Transportes (DOT) e a Administração Nacional Aeronáutica e Espacial (NASA), estavam interessadas no desenvolvimento de sistemas de satélite para determinação de posição tridimensional. Depois de múltiplos esforços foi criado o Sistema de Posicionamento Global NAVSTAR (GPS), uma constelação de 24 satélites arranjados em 6 órbitas a uma altitude nominal de 20.100Km que forneceu posicionamento tridimensional a nível mundial (Kaplan and Hegarty, 2006).

Há dois serviços de navegação GPS, o serviço padrão de posicionamento (SPS) e o serviço preciso de posicionamento (PPS) ou serviço militar. SPS está disponível para todos os usuários ao redor do mundo com equipamentos adequados, enquanto PPS só pode ser acessado por agências governamentais e militares licenciadas pelo governo dos Estados Unidos (Groves, 2007). Nos anos 90, a precisão do SPS foi degradada na ordem de 100m usando disponibilidade seletiva (SA), porém em maio de 2000 por políticas governamentais americanas a SA foi interrompida e atualmente

permanece desligada. De acordo com informação oficial do governo americano sobre GPS, atualmente o SPS no pior caso irá fornecer uma precisão de pseudo-distância de 7,8m com nível de confiança de 95%. Não obstante, a precisão real atingida pelos usuários depende dos efeitos atmosféricos, do bloqueio de céu e da qualidade do receptor (National Coordination Office for Space-Based Positioning, Navigation and Timing, 2014).

Além de GPS, existem outros sistemas de navegação global por satélite. O Sistema Global de Navegação por Satélite (GLONASS) é o homólogo russo do GPS, tem 3 planos orbitais a uma altitude nominal de 19.100km, dispõe de 28 satélites na constelação dos quais 23 estão em operação (Information and Analysis Center for Positioning, Navigation and Timing, 2016). GPS e GLONASS podem ser integrados para melhorar a precisão de posicionamento, particularmente no caso de pouca visibilidade de satélites como nas áreas urbanas. No entanto, há dois problemas na integração GPS/GLONASS; o primeiro é que eles utilizam diferentes coordenadas para expressar a posição de seus satélites, os padrões WGS 84 e PZ-90 respectivamente; o segundo é que estes sistemas usam diferentes tempos de referência, provocando um deslocamento temporal, ou de fase, que muda lentamente e atinge várias dezenas de microssegundos (El-Rabbany, 2002).

Em 2000 a China estabeleceu Beidou, um sistema de navegação global por satélite de teste. Beidou ainda está sendo implementado e de acordo com o plano de construção o sistema inicial irá ter cobertura na região Ásia-Pacífico, fornecendo posicionamento, navegação, tempo e serviços de comunicação de mensagens curtas. O sistema está projetado para fornecer cobertura global por volta de 2020, incluindo dois tipos de modos de serviço: um serviço aberto e um serviço autorizado. O serviço aberto será fornecido gratuitamente com precisão de posicionamento de 10m, precisão de velocidade de 0,2m/s e precisão de tempo de 10ns. O serviço autorizado terá maior nível de integridade e maior precisão de posição, velocidade, tempo e de comunicações (China Satellite Navigation Office, 2016).

GALILEO é o sistema de navegação global por satélite da Europa, definido para entregar precisão de posicionamento em tempo real na faixa de 1m. Segundo a European Space Agency (2016), GALILEO será composto por 24 satélites operacionais mais 6 peças em órbita, posicionados em 3 órbitas circulares a 23.222km de altitude, sua conclusão está programada para 2020. Entre outubro de 2011 e outubro de 2012 foram lançados 4 satélites ao espaço durante a fase de validação em órbita. Já na fase de capacidade operacional plena foram lançados 4 pares de satélites a partir

da Guiana Francesa, em 22 de agosto de 2014, 27 de março de 2015, 11 de setembro de 2015 e 17 de dezembro de 2015.

2.1.1 Arquitetura do sistema de navegação por satélite

A arquitetura de um sistema de navegação por satélite está composta por três componentes: o segmento espacial, o segmento de controle ou segmento terrestre e o segmento de usuário (Wei Quan, 2015). O segmento espacial compõe-se da constelação de 24 satélites, que transmitem sinais para o segmento de controle e para os usuários. Os sinais transmitidos pelos satélites incorporam ondas senoidais ou portadoras, códigos digitais e mensagens de navegação. As portadoras e os códigos permitem principalmente determinar a distância entre o equipamento GPS do usuário e os satélites. A mensagem de navegação inclui parâmetros de temporização e informações sobre órbitas dos satélites. Relógios atômicos a bordo de cada satélite mantêm uma referência de tempo estável (Groves, 2007; El-Rabbany, 2002).

Conforme Groves (2007), o segmento de controle consiste de uma rede de estações de monitoramento, uma ou mais estações de controle e um número de estações de injeção. As estações de monitoramento obtêm medidas dos satélites e as enviam para a estação de controle. As estações de controle calculam a mensagem de navegação de cada satélite e definem se uma manobra deve ser executada, tal informação é transmitida ao segmento espacial através das estações de injeção.

O segmento de usuário inclui indivíduos militares e civis com equipamento GPS. Este último está composto de uma antena, um receptor, um processador de distância e um processador de navegação, os quais conjuntamente determinam a posição do utilizador em qualquer parte do mundo. O sistema GPS está atualmente disponível globalmente, para qualquer usuário e sem nenhum encargo direto (El-Rabbany, 2002).

2.1.2 Princípio de funcionamento

O princípio de funcionamento do sistema de navegação por satélite baseia-se na medição da distância desde os satélites com coordenadas conhecidas até o usuário com coordenadas desconhecidas. Este método é conhecido como triangulação. Por exemplo, para determinar a posição de um corpo num plano bidimensional é necessário conhecer as coordenadas bidimensionais de pelo menos dois satélites, além das distâncias entre cada um dos satélites e o corpo. Em seguida o usuário pode encontrar

sua posição na intersecção dos círculos cujo centro está localizado nas coordenadas conhecidas $(X_1, Y_1; X_2, Y_2; X_3, Y_3)$ e seus raios (r_1, r_2, r_3) são as distâncias observadas respectivamente (Petrovski and Toshiaki, 2012) (Ver Figura 2.1).

Quando os relógios do receptor e do satélite estão sincronizados, a distância de um satélite ao usuário é obtida pelo equipamento GPS do utilizador, multiplicando a velocidade da luz pela diferença entre os tempos de chegada e de transmissão. Na prática, os relógios do receptor e do satélite não estão sincronizados, portanto as distâncias serão medidas com erro (Groves, 2007).

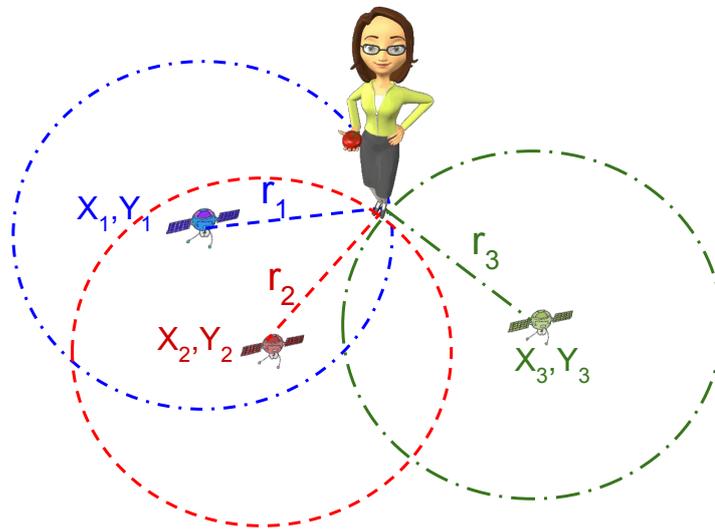


Figura 2.1: Triangulação GPS (Aboelmagd Noureldin, 2013).

2.1.3 Fontes de erro

Um receptor GPS calcula sua posição fazendo medições de distância até os satélites. Estas medidas são afetadas por erros decorrentes de uma variedade de fontes (Aboelmagd Noureldin, 2013). Conforme El-Rabbany (2002), aqueles erros podem-se classificar em provenientes dos satélites, originários no receptor, e devidos à propagação do sinal. A Tabela 2.1 mostra os tipos de erro e sua influência na medição de distância.

2.2 Sistema de navegação inercial

Os sistemas de navegação inercial fornecem posição, velocidade, orientação e outros parâmetros de movimento baseados nas medições obtidas

Fonte de erro	Influência na medição de distância (m)	
	Código P	Código C/A
Satélite		
Erro de efemérides e erro de modelo	4,2	4,2
Erro do relógio e estabilidade	3,0	3,0
Perturbação do satélite	1,0	1,0
Incerteza na posição de fase	0,5	0,5
Outros	0,9	0,9
Subtotal	9,6	9,6
Propagação do sinal		
Refração ionosférica	2,3	5,0 - 10,0
Refração troposférica	2,0	2,0
Erro por trajetórias múltiplas	1,2	1,2
Outros	0,5	0,5
Subtotal	6,0	26,3 - 31,3
Recepção do sinal		
Ruído no receptor	1,0	0,5
Outros	0,5	7,5
Subtotal	1,5	8,0
Total	17,1	26,3 - 31,3

Tabela 2.1: Tipos de erro GPS e sua influência na medição de distância Wei Quan (2015)

desde sensores inerciais (Hofmann-Wellenhof et al., 2008). Estes sistemas não dependem de informações externas e não irradiam energia para o mundo exterior, pelo qual são insuscetíveis a interferência, são de fácil descoberta e apresentam alta precisão de curta distância. Porém, existem muitas fontes de erro nos sistemas de navegação inercial tais como erro no dispositivo inercial, erro de alinhamento inicial, erro de cálculo e erro devido a distúrbios (Wei Quan, 2015).

Sensores inerciais compreendem acelerômetros, giroscópios e magnetômetros. Acelerômetros medem força específica, giroscópios medem velocidade angular e magnetômetros fornecem informações sobre o norte magnético. O desenvolvimento atual de sensores inerciais está focado na tecnologia Microelectromechanical Systems (MEMS), a qual permite que sensores de quartzo e silício sejam produzidos em massa e a baixo custo. Sensores MEMS são pequenos, leves e apresentam muito maior tolerância a choque do que os sistemas mecânicos convencionais.

Hoje em dia, os dispositivos móveis são equipados com unidades inerciais (IMUs) baseadas em tecnologia MEMS. Uma IMU combina vários acelerômetros e giroscópios, geralmente três de cada, para produzir uma medição tridimensional de força específica e velocidade angular (Groves, 2007). Os principais elementos de uma IMU são acelerômetros, giroscópios,

processador, sensor de temperatura, fontes de alimentação e dispositivo que contém os parâmetros de calibração. Alguns dispositivos móveis também são providos com magnetômetros, que permitem medir a quantidade e direção do campo magnético terrestre.

A presente abordagem tira proveito do acelerômetro e do magnetômetro do celular para construir um sistema de navegação inercial, onde a posição atual do usuário é calculada a partir do conhecimento da posição anterior, da distância atual percorrida e da orientação. O deslocamento é determinado baseado nas medições de aceleração e a orientação a partir das medições de campo magnético. O algoritmo completo é detalhado no capítulo 3.

2.2.1 Acelerômetros

Um acelerômetro consiste de uma massa de prova conectada a um revestimento por um par de molas, como mostrado na Figura 2.2. Uma escala mede a posição da massa em relação ao revestimento (Aboelmagd Noureldin, 2013). Quando uma força de aceleração ao longo do eixo horizontal sensível é aplicada ao revestimento, a massa de prova continuará inicialmente com sua velocidade anterior, de modo que o revestimento se moverá com respeito à massa, comprimindo uma mola e estendendo a outra. O deslocamento da massa com respeito ao revestimento é proporcional à aceleração aplicada ao revestimento. Medindo isto com um transdutor, uma medição de aceleração é obtida (Groves, 2007). A força de gravidade aplica a mesma aceleração para todos os componentes do sensor, portanto os acelerômetros medem aceleração não gravitacional e não a aceleração total (Aboelmagd Noureldin, 2013).

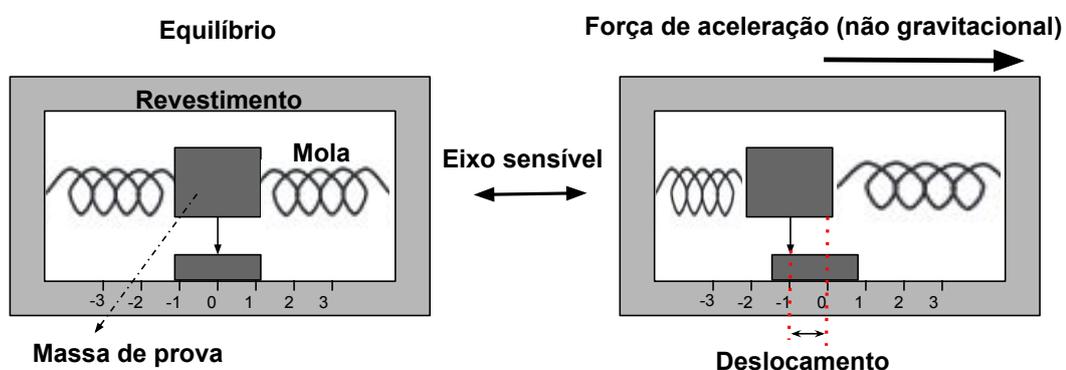


Figura 2.2: Acelerômetro simples (Aboelmagd Noureldin, 2013).

Para produzir uma medição tridimensional de força específica é necessário incluir três acelerômetros, um para cada eixo. Os acelerômetros

utilizados na prática em sistemas de navegação seguem um desenho pendular ou de viga vibratória. No entanto, eles são baseados no princípio básico mostrado acima. Estes tipos de sensores podem ser construídos usando tecnologia MEMS (Groves, 2007), o que permite que uma triáde de acelerômetros seja incorporada em um chip de silício, como é o caso do MPU-6500 incluído no smartphone Samsung Galaxy S5, que será usado neste trabalho para coletar os dados de aceleração durante a trajetória do pedestre. O acelerômetro de três eixos do MPU-6500 usa massas de prova separadas para cada eixo, a aceleração ao longo de um eixo particular induz o deslocamento na massa de prova correspondente, e os sensores capacitivos detectam o deslocamento diferencialmente (InvenSense Inc, 2014).

2.2.2 Magnetômetros

O campo geomagnético da Terra aponta do pólo norte para o pólo sul, tomando o caminho oposto à atmosfera superior. O campo é vertical nos pólos magnéticos e horizontal perto do Equador. Os pólos magnéticos movem-se lentamente com o tempo, em 2005 o pólo norte estava localizado na latitude 82.7° e longitude 114.4° , enquanto o pólo sul encontrava-se na latitude -64.5° e longitude 137.9° . Portanto, o campo está inclinado a cerca de 10° do eixo de rotação da terra (Groves, 2007), e tem valores entre 20 e $70\mu T$ (Nihtianov and Luque, 2014).

Um campo magnético é descrito pelo vetor de densidade de fluxo magnético, o qual pode ser detectado usando diferentes métodos dependendo da intensidade do sinal a ser medido (Lenz and Edelstein, 2006). Magnetômetros medem quantidade e direção do fluxo magnético através do sensor. Para medir o fluxo magnético terrestre estão disponíveis diversos tipos de magnetômetros, entre eles sensores fluxgates, de efeito Hall, magneto indutivos e magneto resistivos (Groves, 2007). Os magnetômetros de última geração têm sido miniaturizados para ser incorporados em circuitos de baixo custo, e conseqüentemente em dispositivos móveis.

Neste caso, o smartphone Samsung Galaxy S5 usado para coletar os dados geomagnéticos do pedestre conta com um sensor YAS532 da Yamaha Corporation. O YAS532 é um sensor de três eixos, que foi considerado em 2011 como o menor sensor geomagnético triaxial em circuito integrado do mundo (com um tamanho de $1.5mm \times 1.5mm \times 0.65mm$). Sua alta resolução ($0.15\mu T$ nos eixos X, Y e $0.25\mu T$ no eixo Z) e baixo consumo de energia ($4mA$ em estado ativo e $1\mu A$ em inativo) o tornaram altamente vantajoso para sistemas de navegação pessoais (Willow Technologies, 2012).

Contudo, os magnetômetros MEMS estão sujeitos a erros de polarização, fator de escala, desalinhamento e ruído estocástico. Além disso, os campos magnéticos locais podem perturbar a saída do sensor. Essa perturbação pode ser categorizada como distúrbio do ferro macio ou de ferro duro. As distorções de ferro macio são causadas pelos objetos ferromagnéticos na vizinhança do magnetômetro, e podem distorcer a direção do campo magnético. As perturbações de ferro duro são o resultado da presença de qualquer campo magnético permanente que rodeia o sensor, o qual causa uma polarização constante na saída do sensor (Ortega et al., 2016).

2.3 Sistemas de coordenadas

Um sistema de coordenadas é definido como um conjunto de regras para especificar as posições de pontos (Hofmann-Wellenhof et al., 1994). Isso geralmente envolve a especificação de uma origem de coordenadas, e de um conjunto de linhas de referência com orientação conhecida. Há diferentes tipos de sistemas de referência, um sistema local de coordenadas cartesianas é definido para retratar a trajetória do pedestre obtida dos sensores do smartphone. Enquanto para refletir a trajetória do pedestre obtida a partir de uma série de medições de GPS é considerado um sistema de coordenadas globais. Posteriormente, as posições globais originalmente imprecisas são refinadas, transformando as coordenadas locais para globais através de operações de translação, dimensionamento e rotação, como é detalhado no capítulo 3.

2.3.1 Sistema de coordenadas local

A estrutura ou sistema de referência de um corpo compreende a origem e os eixos de orientação. Sua origem geralmente coincide com o centro de gravidade do objeto e os eixos permanecem fixos com respeito ao corpo. Estes são definidos como eixo X para a frente, eixo Z para baixo no sentido usual da gravidade, e completando o conjunto ortogonal o eixo Y á direita (Groves, 2007).

Além da definição dos eixos espaciais é necessária a definição dos eixos de rotação do sistema. A rotação em torno do eixo X é denominada *roll*, com sentido positivo de Y para Z . A rotação em torno do eixo Y é denominada *pitch*, com sentido positivo de Z a X . A rotação em torno do eixo Z é chamada *yaw*, com sentido positivo de X a Y (Aboelmagd Nourel-

din, 2013). A Figura 2.3 apresenta o sistema de referência do smartphone quando está fixo na mão do usuário.

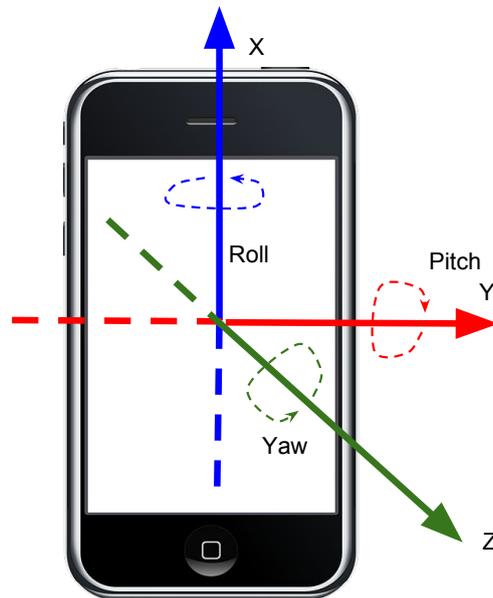


Figura 2.3: Sistema de referência do smartphone

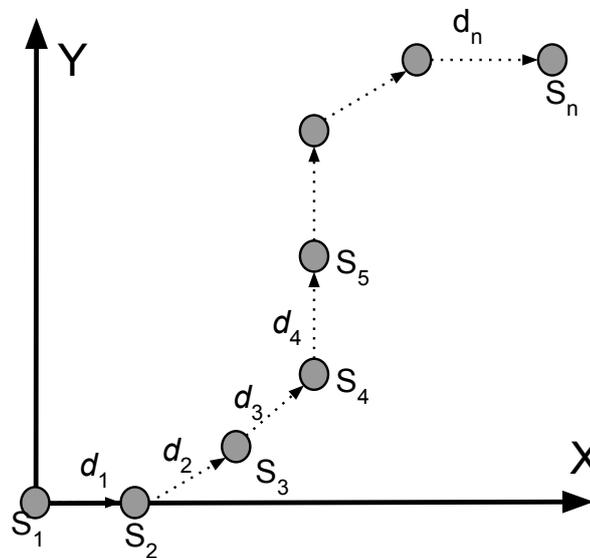


Figura 2.4: Sistema de Coordenadas Local

No entanto, em um problema de navegação cada objeto tem seu próprio sistema de referência. Assim, a estrutura de referência do pedestre e do smartphone nem sempre são coincidentes, ainda menos considerando atividades como escrever mensagens de texto, chamar, jogar, etc., pelo qual esta abordagem assume uma posição fixa do dispositivo móvel nas mãos do usuário, com o alvo que o telefone consiga apontar na mesma direção da

caminhada da pessoa (Yang and Huang, 2015). Desta forma, a orientação do pedestre pode ser refletida pela rotação ao redor do eixo Z da estrutura de referência do smartphone.

Tendo isto em consideração, é definido um sistema de referência de navegação local para representar com fidelidade a trajetória dos usuários. A origem define-se como o início do primeiro passo com coordenadas $(0, 0)$, o eixo Y aponta para o Norte e o eixo X para o Leste, como pode ser visto na Figura 2.4. Os pontos S_1, S_2, \dots, S_n representam os passos da pessoa, e as distâncias d_1, d_2, \dots, d_n variáveis entre eles são determinadas usando o acelerômetro do dispositivo móvel, enquanto a orientação é obtida empregando o magnetômetro do smartphone.

2.3.2 Sistema de coordenadas global

A tecnologia de posicionamento global por satélite reporta a localização geográfica na superfície esférica da terra, baseada em diferentes sistemas de referência. O sistema de coordenadas geodésicas WGS-84 e o sistema de coordenadas planas UTM, são detalhados a seguir. Este trabalho usa as coordenadas WGS-84 obtidas do receptor GPS do smartphone, as transforma em coordenadas planas UTM com o objetivo de refletir a trajetória global do pedestre. Tal transformação de coordenadas é detalhado na seção 3.1.

Sistema de coordenadas geodésicas

Os sistemas de coordenadas podem ser classificados de acordo com a superfície de referência, a orientação dos eixos e a origem. No caso do sistema geodésico 3D também conhecido como geográfico, a superfície de referência é uma elipsóide. A orientação dos eixos e a origem são especificados por dois planos: o plano meridional através do eixo polar ou eixo Z (um meridiano é um plano que passa através dos pólos norte e sul) e o plano equatorial do elipsóide. Neste sistema, as coordenadas de um ponto são identificados pela latitude geodésica, longitude geodésica e altura acima da superfície de referência (ver Figura 2.5).

O Sistema Geodésico Mundial de 1984 (WGS 84) é um sistema de referência 3D centrado na terra, desenvolvido pela antiga Agência de Mapeamento de Defesa de Estados Unidos agora incorporada na Agência de Mapeamento e Imagens Nacional (NIMA). É o sistema de referência oficial do GPS. Em outras palavras, um usuário de GPS que emprega a efeméride de difusão no processo de solução obterá suas coordenadas no sistema WGS

84. Este último utiliza o sistema de referência centrado na terra combinado com um modelo elipsoidal da forma da Terra, mostrado na Figura 2.5 e caracterizado na Tabela 2.2 (Kaplan and Hegarty, 2006).

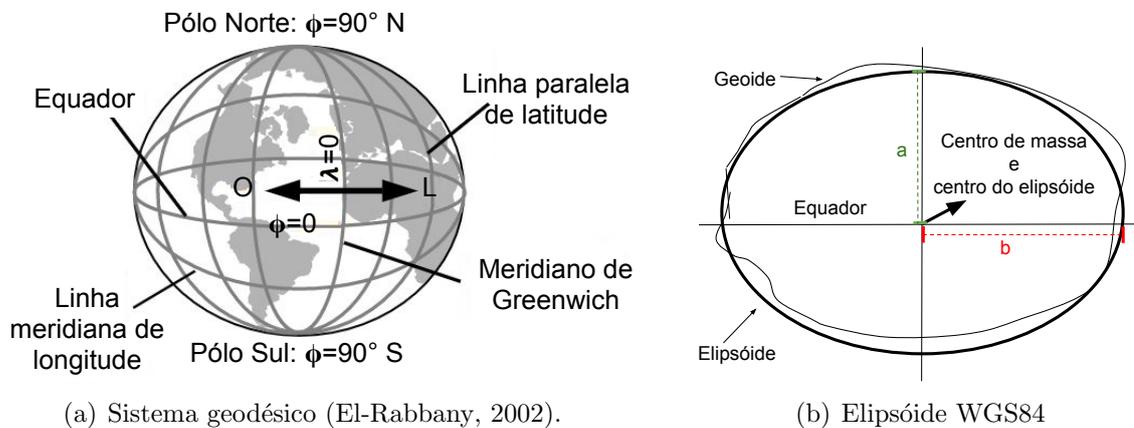


Figura 2.5: Coordenadas geodésicas WGS84

Elipsóide	WGS84
Raio menor ou polar a	6378137m
Raio maior ou equatorial b	6356752.3142m
Achatamento $1/f$	298.257223563
Excentricidade e	0.00669437999014
Segunda Excentricidade e'^2	0.00673949674228

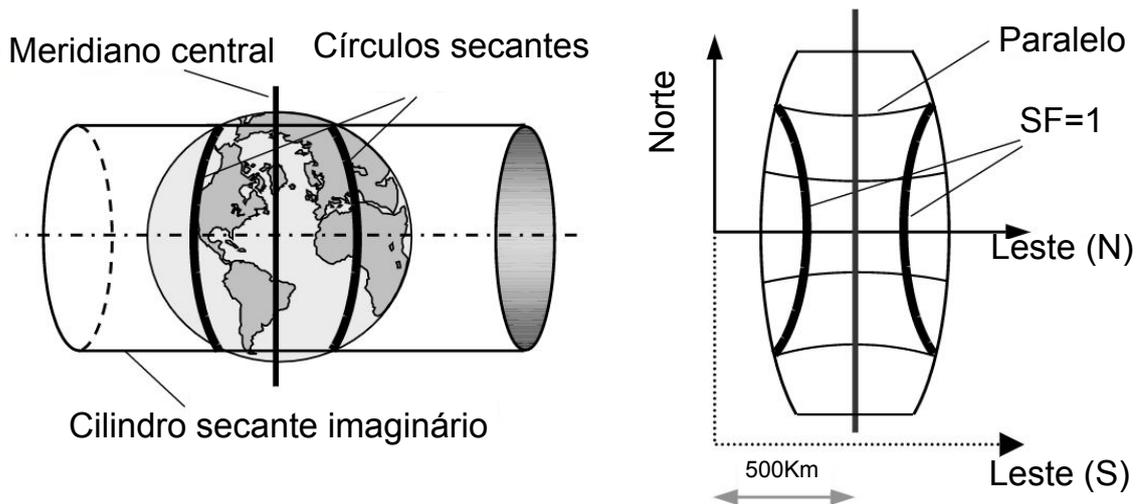
Tabela 2.2: Parâmetros elipsóide WGS84 (El-Rabbany, 2002; Kaplan and Hegarty, 2006)

Sistema de coordenadas planas

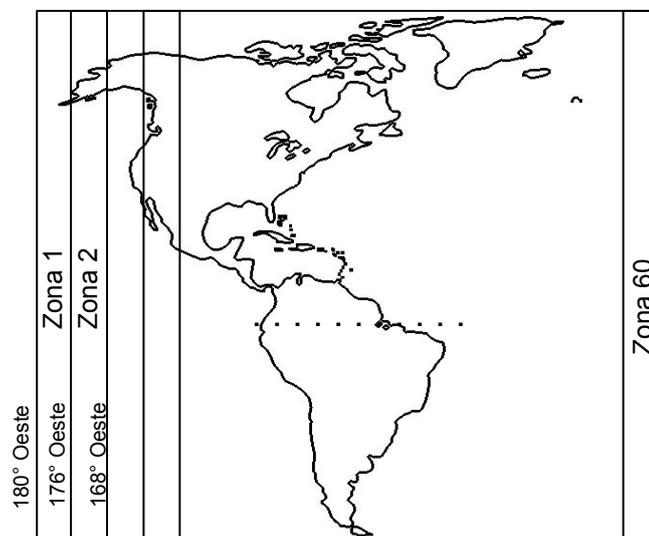
Desde o ponto de vista geométrico, as características físicas da superfície curva da terra podem ser transformadas sobre uma superfície plana denominada mapa. No entanto, desde o ponto de vista matemático a conversão de coordenadas geodésicas (ϕ, λ) em coordenadas retangulares é conhecido como projeção de mapa direto (Hofmann-Wellenhof et al., 1994; Vanicek and Krakiwsky, 1986). Por causa da diferença entre a forma elipsoidal da terra e a superfície de projeção plana, as características projetadas sofrem distorção (Leick, 2004). Diferentes tipos de projeções foram desenvolvidas para minimizar as distorções do mapa, entre elas a projeção universal transversal de Mercator (UTM).

UTM baseia-se em projetar matematicamente os pontos na superfície elipsoidal sob um cilindro transversal imaginário. O cilindro é secante ao elipsóide ao longo do meridiano central. Com UTM, a terra é dividida em 60 zonas do mesmo tamanho, cada zona tem seu próprio meridiano central

que está localizado exatamente no meio da zona. Isto significa que cada zona cobre 6° de longitude, sendo 3° de cada lado do meridiano central da zona. Para cada zona é atribuído um número que varia de 1 a 60, começando em 180° Oeste e aumentando para o Leste até 174° Oeste, com seu meridiano central de 177° Oeste (ver Figura 2.6) (Hofmann-Wellenhof et al., 2008).



(a) Projeção UTM



(b) Zonas da projeção

Figura 2.6: Projeção universal transversa de Mercator UTM (El-Rabbany, 2002)

A projeção UTM utiliza um fator de escala de 0.9996 ao longo do meridiano central da zona. O fator de escala busca fornecer um desvio mínimo ao longo de toda a zona. Por exemplo, no Equador o fator de escala muda de 0.9996 no meridiano central para 1.00097 na borda da zona. Para evitar coordenadas negativas, a verdadeira origem das coordenadas

da grade é deslocada, introduzindo os falsos norte e leste. O falso norte e falso leste tomam valores diferentes dependendo do hemisfério. Para o hemisfério norte, o falso norte e falso leste são $0km$ e $500km$, respectivamente. Enquanto, para o hemisfério sul eles são a $10.000km$ e $500km$. A projeção UTM não é adequada para projetar as regiões polares, devem ser usadas outros tipos de projeção, como a dupla projeção estereográfica.

2.4 Medidas estatísticas e filtros

Nesta seção são detalhadas algumas medidas estatísticas de interesse para a análise dos resultados no capítulo 4. Além, caracterizam-se os filtros de média e de mediana móvel usados no capítulo 3 para tratar os dados da trajetória do pedestre.

2.4.1 Média aritmética

A média aritmética de um conjunto de n dados x_1, x_2, \dots, x_n denota-se por \bar{x} , e define-se como a somatória das observações dividida entre a quantidade de dados n , conforme a equação 2.1. Esta medida de tendência central é razoavelmente estável, não afeta-se fortemente por alguns poucos valores moderadamente pequenos ou moderadamente grandes, tal estabilidade aumenta com a quantidade de dados. Assim que, quando tem-se uma grande quantidade de observações, a precisão da média pode ultrapassar a precisão comum de cada uma das observações por separado (Caballero, 1975; Mode, 1990).

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (2.1)$$

A média aritmética é muito usada em diferentes áreas, por exemplo para determinar a duração média de uma doença em medicina, para estimar as características médias de uma população em antropologia, para calcular salários médios em economia, etc. Neste caso, a média é de particular interesse no capítulo 4 para analisar o erro médio na determinação de passo, o erro médio na estimativa de comprimento de passo, o erro médio de orientação e o erro médio entre coordenadas globais e locais.

2.4.2 Mediana

Dado um conjunto de dados classificados em ordem crescente de acordo com sua magnitude, a mediana é o valor central dos dados, ou seja que uma metade das observações está por cima desse valor e a outra metade por baixo. Se o tamanho da amostra for um número par, a mediana será calculada como a média aritmética entre os dois valores centrais das observações ordenadas conforme a equação 2.2. Se a dimensão da amostra for uma quantidade ímpar, a mediana será definida como o valor na posição $(n + 1)/2$ das observações ordenadas (ver equação 2.3) (Mode, 1990).

$$M_e = \frac{x_{(n/2)} + x_{(n/2)+1}}{2} \quad (2.2)$$

$$M_e = x_{(n+1)/2} \quad (2.3)$$

2.4.3 Desvio padrão

O desvio padrão é uma medida de dispersão dos dados em relação a sua media aritmética. Obtém-se computando a raiz quadrada positiva dos quadrados dos desvios de um conjunto de dados com respeito a sua media aritmética, conforme a equação 2.4. Um valor pequeno de desvio padrão implica concentração ao redor da média, um valor grande indica grande dispersão ao redor da média aritmética (Caballero, 1975).

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x - \bar{x})^2} \quad (2.4)$$

Este trabalho tira proveito do desvio padrão na seção 3.1, para medir a dispersão da magnitude da aceleração em um determinado intervalo de tempo. Também, é empregado no capítulo 4 para analisar a dispersão do erro de detecção de passo, do erro na estimativa de comprimento de passo, do erro de orientação e do erro entre coordenadas globais e locais.

2.4.4 Filtro de média móvel

Uma média móvel é usada para estudar dados em um intervalo de tempo determinado. Consiste em definir uma nova série a partir do cálculo da média aritmética das k observações mais recentes. Assim, se um dado é adicionado a um conjunto original de n dados, o dado mais antigo é

desprezado e a média aritmética é calculada novamente para os últimos k dados.

O conceito de média móvel pode ser empregado como filtro para diminuir o ruído de um sinal. Um filtro de média móvel pode ser caracterizada mediante a equação 2.5. Onde o sinal filtrado \bar{y}_n no tempo atual n é representado como a somatória do conjunto de observações $x_{(n-k)}$, dividido pela quantidade de dados usados para a filtragem N (De Lima and Villaça, 2008). Um filtro de média móvel é utilizado na secção 3.1 para suavizar o ruído do sinal de aceleração, obtido do acelerômetro do smartphone.

$$\bar{y}_n = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x_{(n-k)} \quad (2.5)$$

2.4.5 Filtro de Mediana

Filtro da mediana é muito usado para suavizar o ruído de tipo impulsivo de um sinal ou de uma imagem digital. O procedimento consiste em gerar uma nova série a partir da computação da mediana das k observações mais recentes. Quando adiciona-se um novo dado ao conjunto original de n observações, a mediana é novamente calculada para os últimos k dados, excluindo a amostra mais antiga (Passariello and Mora, 1995). Este tipo de filtro é implementado na secção 3.1.6 desta abordagem para diminuir o ruído dos dados de campo magnético terrestre, obtidos do magnetômetro do smartphone durante a trajetória do pedestre.

Capítulo 3

Geração e transformação de coordenadas

3.1 Geração de coordenadas locais

Neste seção é apresentada uma abordagem para fazer rastreamento de pedestres através de Dead Reckoning usando os dados de sensores inerciais incorporados em smartphones. As duas partes principais de Pedestrian Dead Reckoning, que são cálculo de distância e estimativa de orientação, são abordadas. O cálculo da distância pode ser diretamente obtido integrando duas vezes a aceleração em relação ao tempo. No entanto, o erro acumula-se rapidamente, devido à presença de ruído nas leituras do acelerômetro (Wu et al., 2015). Assim, a fim de evitar erros de cálculo cumulativos, o presente trabalho aborda a contagem de passos individuais como métrica de curta distância (Rai et al., 2012).

Também, é necessário estimar o comprimento de cada passo para calcular a distância total em movimento para frente de uma pessoa (Zhuang et al., 2013). Soluções anteriores (Constandache et al., 2010; Wang et al., 2012), assumem um comprimento de passo fixo da pessoa de acordo com seu peso e altura. Porém, o comprimento de passo pode variar muito de usuário para usuário e de cenário para cenário, fazendo a estimativa de comprimento fixo imprecisa ou mesmo inutilizável. Dos diferentes modelos existentes na literatura para determinar o comprimento do passo, aqui o método de Scarlett é abordado (Scarlett, 2007).

No que se refere ao reconhecimento de orientação, magnetômetros e giroscópios podem ser utilizados (Tian et al., 2015b). Giroscópios fornecem orientação relativa e magnetômetros proveem orientação absoluta precisa. Neste sentido, esta abordagem tira proveito do magnetômetro do smartphone para deduzir a orientação do pedestre.

Em resumo, este trabalho determina a posição do pedestre usando o acelerômetro e o magnetômetro do celular, e repetindo quatro etapas: 1)

detecção de passo, 2) cálculo de comprimento de passo, 3) estimativa de orientação e 4) atualização de localização. Primeiro apresenta-se o processo geral (ver Fig. 3.1), em seguida descreve-se os detalhes de cada algoritmo. É importante mencionar que, a posição do smartphone é assumida como fixa na mão.

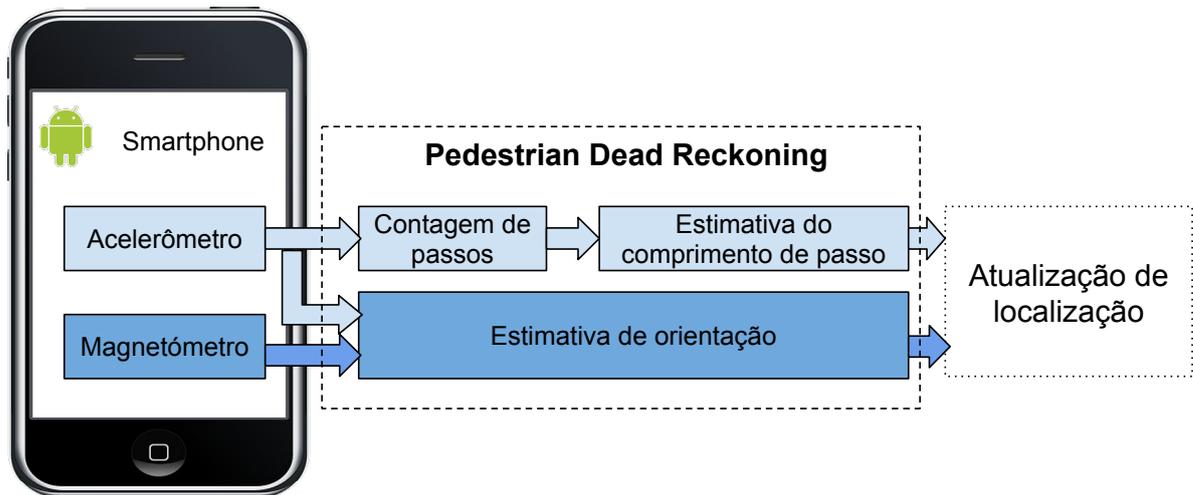


Figura 3.1: Processo do Algoritmo de navegação Inercial.

3.1.1 Detecção de passo

Enquanto as pessoas caminham, a aceleração vertical varia periodicamente devido ao mecanismo de movimento (Yang et al., 2014). Este sinal periódico representa os passos de uma pessoa ao andar. Quando têm-se sensores montados no sapato, a força específica medida é constante se o pé está na terra (fase de apoio) e variável se o pé está em movimento (fase de balanço), permitindo assim identificar os passos de pedestres. Para sensores montados no corpo, a raiz da soma dos quadrados da aceleração exibe um padrão oscilatório de duplo pico durante a caminhada (Groves, 2007), tal como apresenta-se na Figura 3.2.

É também possível identificar passos baseados nas medições de velocidade angular de giroscópios, dado que na fase de apoio as velocidades linear e angular devem ser zero. Não há movimento nesta fase, se existe velocidade maior que zero significa que há medições erradas dos sensores inerciais (Feliz Alonso et al., 2009). Alguns autores têm considerado sensores de campo magnético para classificar passos, porém os resultados obtidos não superam a precisão dos algoritmos de detecção de passo baseados em acelerômetros ou giroscópios.

Jimenez et al. (2009) implementaram e testaram diferentes algorit-

mos de detecção de passo baseados em acelerômetros, giroscópios e magnetômetros. Concluindo que, o algoritmo mais confiável é aquele baseado em leituras de aceleração com 0,1% de erro, as detecções de passo baseadas em giroscópios e magnetômetros apresentaram erros de 0,2% e 0,94% respectivamente. Tendo isto em consideração, o algoritmo de detecção de passo neste trabalho baseia-se na leitura dos três eixos do acelerômetro do celular.

Os estudos de detecção de passos que usam acelerômetros são baseados no cruzamento da aceleração por zero (Ayub et al., 2012a,b; Beauregard and Haas, 2006; Shin et al., 2007), em limiares (Bai et al., 2014; Ojeda and Borenstein, 2007; Sheu et al., 2014; Tran et al., 2012; Zhong et al., 2010), detecção de pico (Susi et al., 2013; Tumkur and Subbiah, 2012; Yang et al., 2014; Zhuang et al., 2013), auto-correlação (Rai et al., 2012) ou análise espectral (Ookura et al., 2012).

A abordagem de cruzamento por zero baseia-se no fato que o sinal de aceleração cruza o nível zero, duas vezes em cada passo. Assim, uma maneira de calcular o número de passos é contar os cruzamentos por zero e dividi-los por dois (Ayub et al., 2012b). Alguns pesquisadores têm usado limites de intervalo de tempo para rejeitar a detecção de passos falsos, é dizer que o número de amostras entre duas passagens por zero deve estar entre um limite máximo e um limite mínimo de tempo fixo, ou o passo não será contado. O problema deste método surge porque o intervalo de tempo entre as pisadas dos diferentes usuários é variável, o qual dificulta identificar um passo com precisão sem usar um processo de calibração (Pratama et al., 2012).

Os métodos baseados em limiares incluem limiares simples (Bai et al., 2014; Sheu et al., 2014; Tran et al., 2012; Zhong et al., 2010) e atualização de velocidade zero (Ojeda and Borenstein, 2007). A abordagem de limiares simples compara a magnitude da aceleração, a sua versão processada com um filtro passa-baixo ou outras medidas baseadas na aceleração com limites pré-configurados. A abordagem atualização de velocidade zero mais conhecida como Zero Velocity Update ZUPT, utiliza o fato de que cada pé é regularmente estático durante movimento de caminhada normal e que o acelerômetro deve exibir um certo período de inatividade. Métodos convencionais ZUPT podem ser bem sucedidos para detecção de passo quando o acelerômetro é montado sobre o pé.

A técnica de detecção de pico tira proveito das características periódicas da magnitude da aceleração causada pelo movimento repetitivo de caminhar ou correr. De acordo com Kim et al. (2004), os picos de aceleração

vertical correspondem às ocorrências do passo, porque a aceleração vertical é gerada pelo impacto vertical quando o pé toca no chão. Os métodos de detecção de pico extraem picos locais na magnitude de aceleração e contam um passo a cada pico. Para reduzir a recontagem de picos locais extraídos inválidos, cada pico é validado por limiares fixos de magnitude da aceleração (Chon et al., 2012; Lee et al., 2015; Mladenov and Mock, 2009), ou por limiares temporais fixos a partir de uma velocidade de caminhada viável (Lee et al., 2015; Tumkur and Subbiah, 2012).

As soluções baseadas em análise espectral (Ookura et al., 2012) e em auto-correlação (Rai et al., 2012) utilizam as características periódicas da magnitude da aceleração nos domínios espectrais ou de tempo usando transformações, tais como a transformada de Fourier discreta (DFT) ou a Distorção dinâmica de tempo (DTW), ou através da utilização de auto-correlação. Porém, estas abordagens estão limitadas na sua aplicação a ambientes móveis, devido às suas grandes cargas computacionais.

3.1.2 Algoritmo de detecção de passo proposto

Como mencionado anteriormente, o sinal do acelerômetro pode ser utilizado para detectar passos de pedestres. Em geral, a saída do acelerômetro apresenta formas de onda de oscilação harmônicas que resultam dos comportamentos da caminhada (Groves, 2007). A Figura 3.2 mostra o sinal de aceleração triaxial coletado a cada 50ms por um smartphone Samsung Galaxy S5 fixo na mão durante a marcha do usuário, e também expõe a magnitude da aceleração total computada para cada amostra.

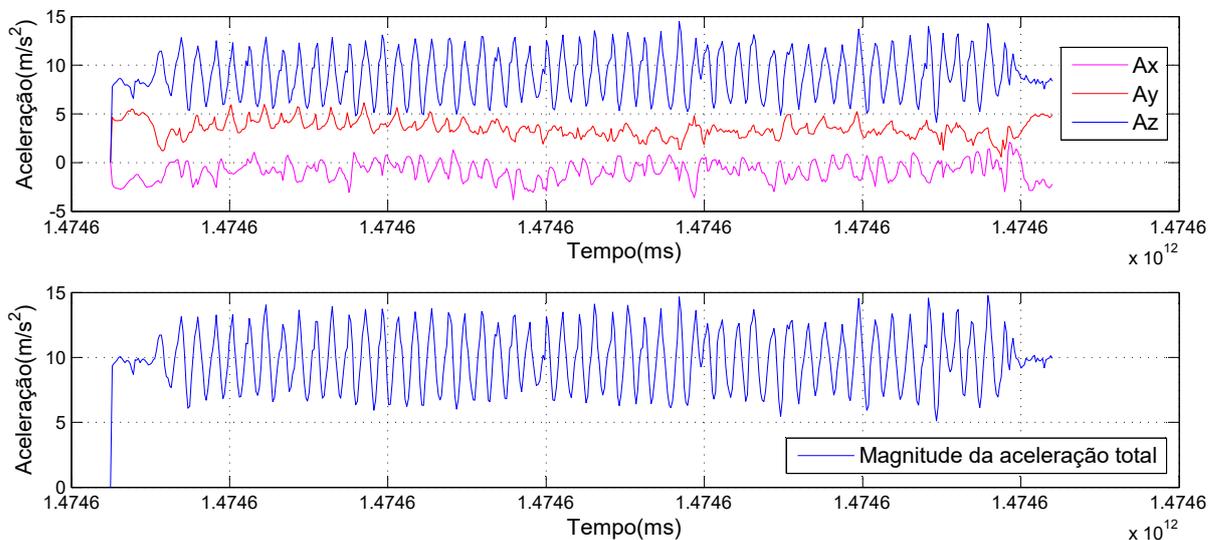


Figura 3.2: Magnitude da aceleração total durante a marcha.

Na Figura 3.2 é possível observar que a magnitude de aceleração total, bem como todos os sinais de aceleração dos três eixos de saída, apresentam modo de oscilação aproximadamente bimodal com interferências que surgem a partir de perturbações da mão. Assim, a magnitude da aceleração pode ser expressa na equação (3.1) (Jimenez et al., 2009; Qian et al., 2013; Zhuang et al., 2013):

$$a_i = \sqrt{a_{xi}^2 + a_{yi}^2 + a_{zi}^2} \quad (3.1)$$

Onde a_{xi} , a_{yi} , a_{zi} são as acelerações nos eixos x , y e z no período i , e a_i é a magnitude da aceleração no período i . Ao contrário de outras abordagens que utilizam a aceleração vertical para detectar passos, neste algoritmo é utilizada a magnitude de aceleração total, afim que possa ser adaptado aos diferentes padrões de caminhada.

Neste ponto é possível identificar picos e vales na magnitude da aceleração como é apresentado na Figura 3.3. Uma amostra a_i é considerada um pico quando é maior que a amostra anterior a_{i-1} e maior que a seguinte a_{i+1} , quer dizer que $a_{i-1} < a_i > a_{i+1}$. De forma semelhante, um vale é detectado se $a_{i-1} > a_i < a_{i+1}$.

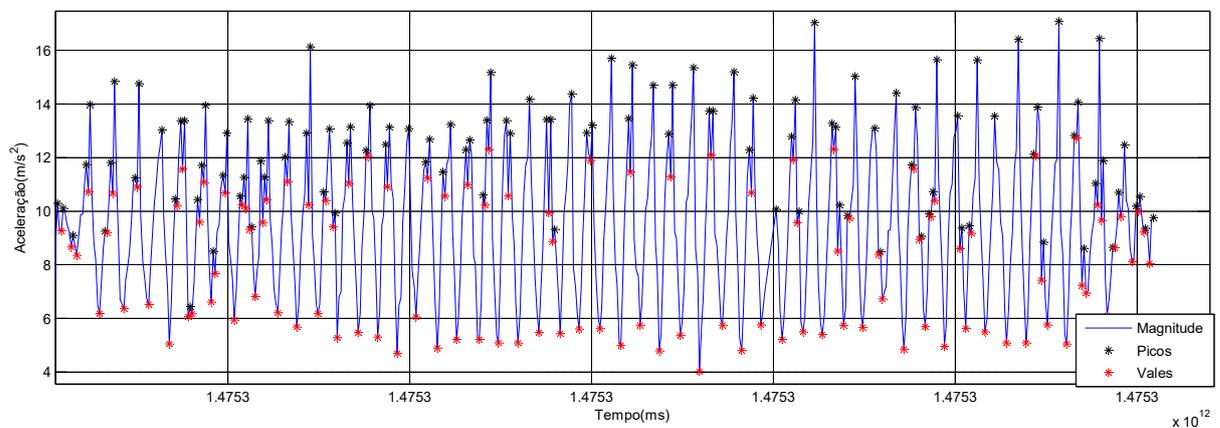


Figura 3.3: Picos e vales da aceleração total.

Porém, com o objetivo de reduzir a influência dos erros de sensores, duas restrições são implementadas: a primeira é uma filtragem de magnitude e a segunda é uma filtragem temporal (Yang et al., 2014). A diferença de trabalhos como (Pratama et al., 2012), que computam os limites superior e inferior de magnitude adicionando uma constante ao último vale e subtraindo essa constante ao último pico respectivamente, neste trabalho se calculam os limites de magnitude dinamicamente baseados em estatísticas da aceleração total.

Assim, o primeiro passo da filtragem de magnitude é escolher a largura de uma janela w para calcular a aceleração média local e o desvio padrão da magnitude da aceleração. Esta escolha é muito importante, dado que o comprimento da janela afeta o resultado de forma significativa. Segundo Jimenez et al. (2009) uma boa escolha de janela é $w = 15$. Agora, é possível calcular a média da magnitude da aceleração \bar{a}_i na janela definida de acordo com a equação (3.2). É importante dizer que, a_q é a magnitude da aceleração total no instante de tempo q , e não é viável calcular a média das q observações no início e no final.

$$\bar{a}_i = \frac{1}{2w + 1} \sum_{q=i-w}^{i+w} a_q \quad (3.2)$$

O desvio padrão mede a dispersão da magnitude da aceleração na janela respectiva e é computado segundo (3.3). Aqui σ_{ai} é o desvio padrão da magnitude da aceleração no instante i , a_j representa a aceleração total no tempo j e \bar{a}_j simboliza a média da magnitude de aceleração na amostra j (Lee et al., 2015).

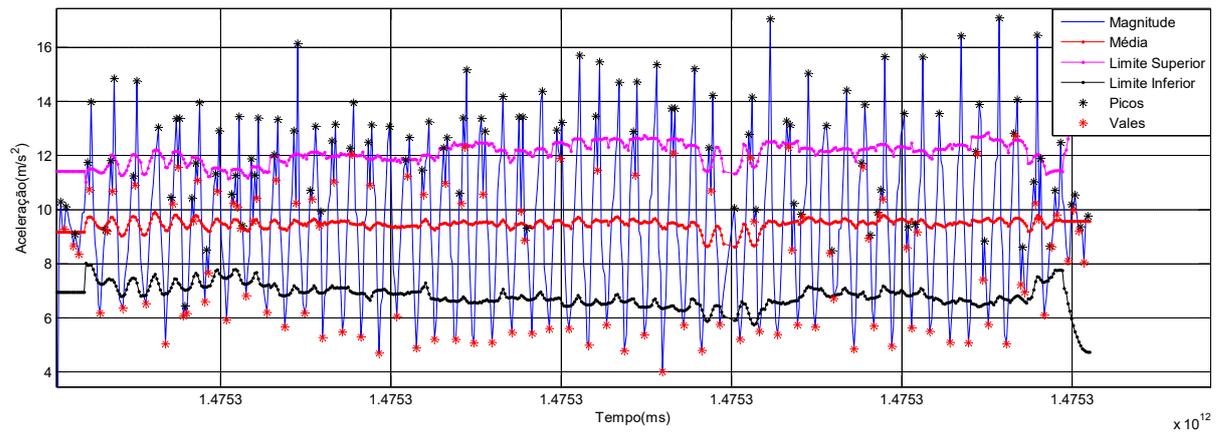
$$\sigma_{ai} = \sqrt{\frac{1}{2w + 1} \sum_{j=i-w}^{i+w} (a_j - \bar{a}_j)^2} \quad (3.3)$$

Para aplicar a restrição de magnitude é necessário calcular um limite superior e um limite inferior para cada amostra de aceleração. O limite superior (ver 3.4) consiste na média da magnitude da aceleração somado com o desvio padrão da magnitude da aceleração na janela w . Da mesma forma, o limite inferior (ver 3.5) consiste na média da magnitude da aceleração subtraído o desvio padrão da magnitude da aceleração na janela w (Lee et al., 2015). A Figura 3.4 exhibe a média da aceleração, e os limites inferior e superior.

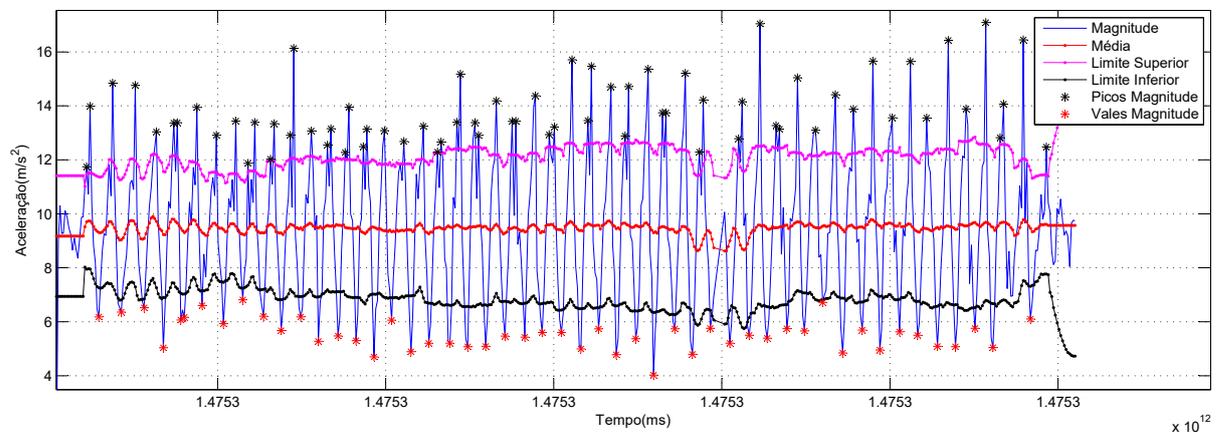
$$LimiteSuperior_i = \bar{a}_i + \sigma_{ai} \quad (3.4)$$

$$LimiteInferior_i = \bar{a}_i - \sigma_{ai} \quad (3.5)$$

A seguir, um pico previamente identificado P_i no instante i deve ser maior do que seu respectivo $LimiteSuperior_i$ para que seja contado como pico real. Também, um vale V_i deve ser menor do $LimiteInferior_i$ para seja considerado como vale real. A Figura 3.4 amostra os picos e vales detectados depois do processo de filtragem de magnitude.



(a) Cálculo da média e dos limites superior e inferior da aceleração total



(b) Picos e vales da aceleração total

Figura 3.4: Filtragem de magnitude

Ainda depois do filtro de magnitude, alguns picos ou vales se reúnem em intervalos de tempo curtos e menores do que o intervalo de tempo médio de passo (ver Figura 3.5). Isto é devido a movimentos de agitação e vibração na caminhada, pelo qual é preciso aplicar uma filtragem temporal que permita eliminar estes picos ou vales contínuos. Trabalhos na literatura têm estimado experimentalmente o limite mínimo e máximo de intervalo de tempo, Pratama et al. (2012) definiram como 120ms e 400ms, e Chon et al. (2012) como 0.2s e 1.5s, respectivamente.

Embora esta ideia possa ser eficaz para algumas velocidades de caminhada, é claro que o intervalo de passo varia não só entre indivíduos, senão também com a inclinação e a textura do terreno, com a presença de obstáculos, entre outros (Groves, 2007). Assim, pseudo-picos existentes entre picos reais nem sempre podem ser suprimidos com um intervalo de tempo fixo, pelo qual este estudo estima dinamicamente um intervalo de tempo mínimo entre picos baseado em Lee et al. (2015). Com o objetivo

de extrair apenas um pico, a partir de um grupo reunido de candidatos de pico num intervalo de tempo muito curto, todos os picos detectados são validados para verificar a distância em tempo do pico recente usando 3.6.

$$T_p = \bar{T}_p - \sigma_p \quad (3.6)$$

Onde T_p é o intervalo de tempo mínimo entre picos, \bar{T}_p e σ_p constituem a média e o desvio padrão dos intervalos de tempo entre picos respectivamente. De forma semelhante, com o alvo de extrair um vale de um grupo de vales reunidos num intervalo de tempo muito curto cada vale identificado é validado, verificando a distância de tempo até o vale recente através da equação 3.7. Aqui, T_v simboliza o intervalo mínimo entre vales, \bar{T}_v e σ_v são respectivamente a média e o desvio padrão dos períodos entre vales.

$$T_v = \bar{T}_v - \sigma_v \quad (3.7)$$

Os picos e vales que sobreviveram a filtragem de magnitude, só são contados se eles superam o período mínimo entre picos e vales respectivamente. De outra maneira, um pico P_i a uma distância T_{pi} do pico previo deve ser maior do que T_p (ver equação 3.8). E um vale V_i a um tempo T_{vi} do vale anterior tem que superar a T_v (ver equação 3.9).

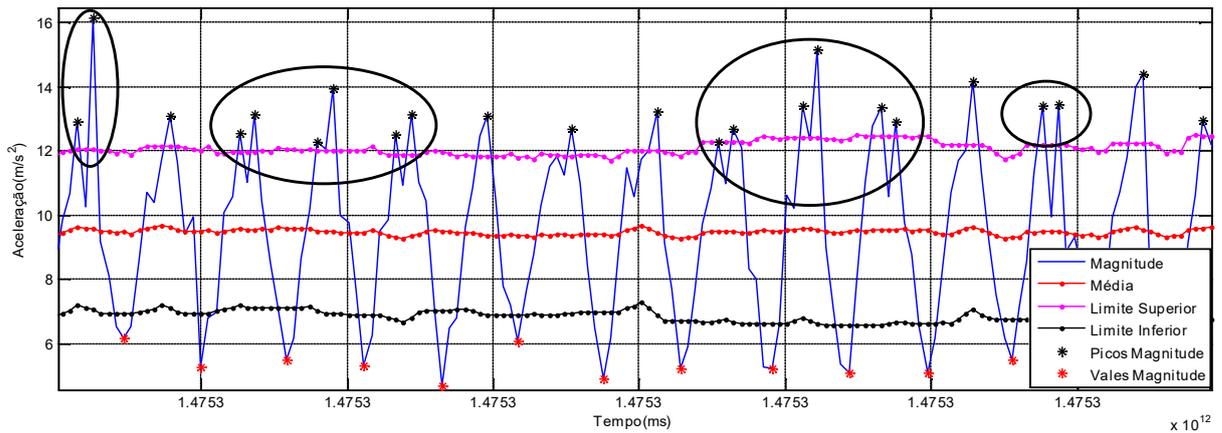
$$T_{pi} > T_p \quad (3.8)$$

$$T_{vi} > T_v \quad (3.9)$$

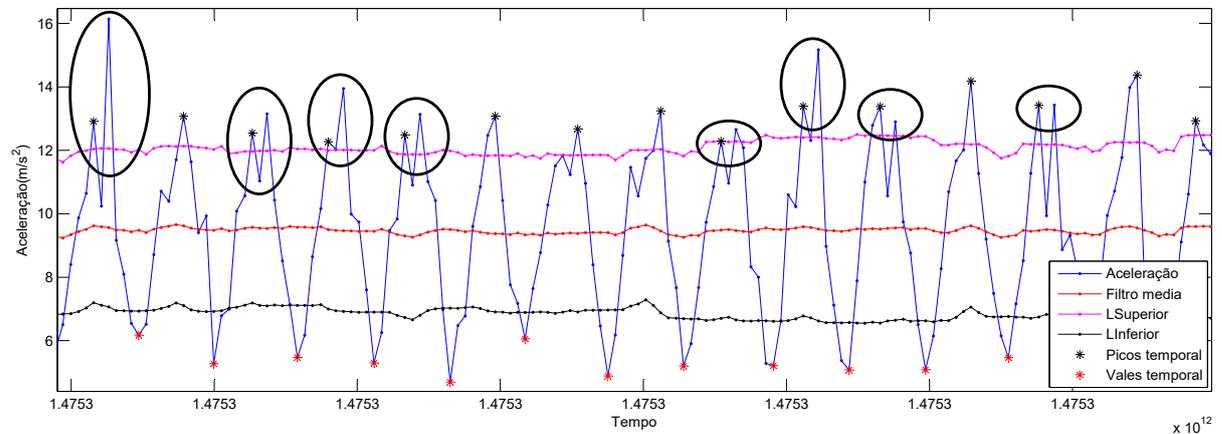
Na Figura 3.5 pode-se observar os picos e vales depois do processo de filtragem temporal. Verifica-se que existe pelo menos um vale entre picos. Finalmente, detecta-se um passo a cada pico com seu vale adjacente.

3.1.3 Estimativa de comprimento de Passo

O comprimento de passo é definido como a distância entre dois impactos do calcanhar no chão. É necessário estimar o comprimento de cada passo para calcular a distância total percorrida por uma pessoa. Esta distância é obtida multiplicando o número de passos pelo comprimento de passo individual (Zhuang et al., 2013). Na literatura há muitos modelos para determinação de comprimento do passo individual, os modelos estáticos assumem que os passos válidos têm o mesmo comprimento, e que este pode ser determinado conhecendo seu peso e altura através da equação 3.10.



(a) Picos identificados reunidos num intervalo de tempo curto



(b) Picos e vales depois da filtragem temporal

Figura 3.5: Filtragem temporal

$$\text{ComprimentoPasso} = K \times \text{altura} \quad (3.10)$$

K é uma constante e *altura* corresponde ao tamanho da pessoa (Constandache et al., 2010; Lachapelle et al., 2006; Pei et al., 2010; Wang et al., 2012). Pratama et al. (2012), definiram $K = 0,415$ para homens e $K = 0,413$ para mulheres. Porém, os comprimentos de passo variam não só entre diferentes pessoas, também mudam ainda sendo a mesma pessoa em diferentes ambientes. Isto faz a estimativa de comprimento fixa imprecisa ou mesmo inutilizável.

Os métodos dinâmicos assumem que os passos têm comprimentos diferentes, e abrangem abordagens lineares (Ladetto, 2000; Qian et al., 2013), não lineares (Bao and Wong, 2014; Du et al., 2015; Jin et al., 2011; Fang et al., 2005; Jimenez et al., 2009; Kang and Han, 2015; Tian et al., 2014), de Kim (Ayub et al., 2012b; Pratama et al., 2012; Kim et al., 2004),

de Scarlett (Ayub et al., 2012b; Park et al., 2015; Pratama et al., 2012; Scarlett, 2007), de redes neurais (Grejner-Brzezinska et al., 2007; Wu et al., 2015), entre outras (Tian et al., 2015a,b; Yang et al., 2014).

Na aproximação linear (Ladetto, 2000; Qian et al., 2013) o comprimento de passo é estimado usando uma combinação linear da frequência de passo f e da variação de aceleração v através da equação 3.11. Aqui, a frequência de passo f_k e a variação da aceleração v_k são computadas através das equações 3.12 e 3.13, respectivamente. α e β são factores de ponderação e γ é constante, estas últimas três mudam para diferentes pedestres. A estampa de tempo do passo k se denota como t_k , a_k é o sinal de aceleração, \bar{a}_k é a media da aceleração durante um passo e finalmente, n representa o número de pontos de amostragem do sensor.

$$\text{ComprimentoPasso} = \alpha \times f_k + \beta \times v_k + \gamma \quad (3.11)$$

$$f_k = \frac{1}{t_k - t_{k-1}} \quad (3.12)$$

$$v_k = \sum_{t=t_{k-1}}^{t_k} \frac{(a_k - \bar{a}_k)^2}{n} \quad (3.13)$$

O método de Weinberg ou não linear afirma que, o comprimento de passo é proporcional ao movimento vertical do quadril humano (Bao and Wong, 2014; Du et al., 2015; Jin et al., 2011; Fang et al., 2005; Jimenez et al., 2009; Kang and Han, 2015; Tian et al., 2014). A magnitude do sinal de aceleração é tratada com um filtro passa baixa, depois o salto do quadril é calculado subtraindo os picos de aceleração máxima e mínima em cada passo conforme a equação 3.14.

$$\text{ComprimentoPasso} = K \times \sqrt[4]{a_{max} - a_{min}} \quad (3.14)$$

Onde a_{max} e a_{min} são a magnitude da aceleração máxima e mínima em um passo, respectivamente. K é uma constante que deve ser selecionada experimentalmente ou calibrada. Du et al. (2015) e Pratama et al. (2012) calcularam K como 0.377 e 0.41, respectivamente. Neste sentido, Tian et al. (2014) afirmaram que K não deve ser assumida constante e pode ser determinada usando uma rede neural. Por sua parte Ayub et al. (2012b) e Jimenez et al. (2009), aplicaram as operações de máximos e mínimos sobre as acelerações filtradas numa janela de tamanho $2w + 1$ ao redor da amostra correspondente á detecção de passo.

A abordagem de Kim et al. (2004), propõe uma relação entre a média da aceleração e o comprimento de passo durante um passo conforme a equação 3.15. Onde K é constante, a_t é a aceleração no instante t e N é o número de amostras de aceleração. As experiências de Pratama et al. (2012) e de Ayub et al. (2012b), resultaram em $K = 0.55$ e $K = 0.98$, respectivamente.

$$\text{ComprimentoPasso} = K \times \sqrt[3]{\frac{\sum_{t=1}^N |a_t|}{N}} \quad (3.15)$$

O método em Ayub et al. (2012b); Park et al. (2015); Pratama et al. (2012); Scarlett (2007), propõe uma solução simples para determinar o tamanho de passo e resolver o problema de precisão causado pela variação nos passos de diferentes pessoas, ou nos passos de uma pessoa em ritmos diferentes de caminhada. Ayub et al. (2012b) e Pratama et al. (2012) testaram as abordagens de Weinberg, Kim e Scarlet, encontrando que uma estimativa mais precisa de comprimento de passo é fornecida pelo método de Scarlet. Além, esta abordagem supera o desempenho do método estático segundo Pratama et al. (2012). Baseados nestes trabalhos e resultados, o algoritmo de comprimento de passo proposto aqui implementa o método Scarlet. A Tabela 3.1 apresenta um resumo dos métodos de comprimento que foram analisados neste trabalho.

Método	Comprimento de passo		
Estático	$K \times altura$	K constante	
Dinâmicos	Linear	$\alpha \times f + \beta \times v + \gamma$	$f = \frac{1}{t_k - t_{k-1}}$
			$v = \sum_{t=t_{k-1}}^{t_k} \frac{(a_k - \bar{a}_k)^2}{n}$
			α, β factores de ponderação
			K, γ constantes
	Weinberg	$K \times \sqrt[4]{a_{max} - a_{min}}$	a_{max} aceleração máxima de passo
			a_{min} aceleração mínima de passo
			K constante
	Kim	$K \times \sqrt[3]{\frac{\sum_{t=1}^N a_t }{N}}$	a_t aceleração no instante t
			N número de amostras de aceleração
			K constante
	Scarlett	$K \times \frac{\frac{\sum_{i=1}^N a_t }{N} - a_{min}}{a_{max} - a_{min}}$	a_{max} aceleração máxima de passo
			a_{min} aceleração mínima de passo
N tamanho da janela			
K constante			

Tabela 3.1: Resumo métodos de comprimento de passo.

3.1.4 Algoritmo de estimação de comprimento de passo proposto

A aproximação de Scarlett baseia-se no princípio de que o ressalto vertical no passo de um indivíduo está diretamente correlacionado com seu comprimento de passo (ver Figura 3.6). Como os ângulos φ e θ são iguais, o passo pode ser considerado múltiplo do deslocamento vertical máximo. As diferenças no comprimento da perna de um indivíduo são contabilizadas, dado que para os mesmos ângulos o deslocamento vertical seria maior ou menor para pessoas mais altas ou mais curtas.

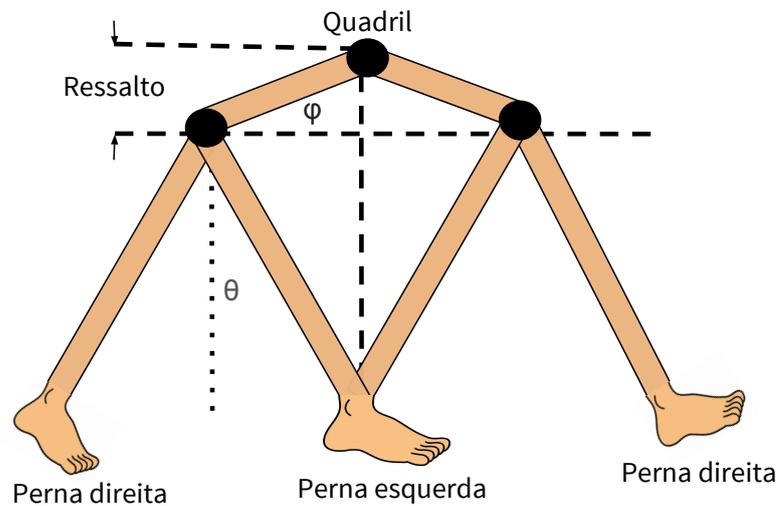


Figura 3.6: Movimento vertical do quadril ao andar (Scarlett, 2007).

Até aqui o modelo tem duas condições: a primeira assume que o pé realmente faz contato com o solo em um único ponto, a segunda considera que o impacto de cada pé no chão é perfeitamente elástico. Naturalmente, nenhum destes é o caso. Portanto, o problema é como remover o efeito do ressalto no passo de um sujeito sem remover dados úteis, tendo em consideração que o sistema só tem pontos de dados de aceleração. Neste sentido, Scarlett (2007) encontrou correlação entre os valores de aceleração máxima, mínima e média do comprimento do passo, conforme a equação 3.16.

$$\text{ComprimentoPasso} = K \times \frac{\sum_{i=1}^N |a_t| - a_{min}}{a_{max} - a_{min}} \quad (3.16)$$

Onde a_{max} e a_{min} denotam aceleração máxima e mínima no intervalo de passo, N é o tamanho médio da janela, i é o i -ésimo valor da magnitude

da aceleração. Em algumas implementações anteriores a constante K foi definida como 0.81 (Park et al., 2015; Pratama et al., 2012).

3.1.5 Reconhecimento de orientação

A orientação ajuda a acumular passos na direção correta para traçar com precisão a trajetória percorrida pelo usuário. Uma vez que um passo é detectado, é importante saber em qual direção o passo foi dado, porque a principal fonte de erro de localização é a orientação (Kang and Han, 2015). Existem três maneiras principais para estimar a orientação de uma pessoa: usando giroscópio, magnetômetro ou GPS. Os dois primeiros métodos são geralmente usados para estimar orientação em Pedestrian Dead Reckoning PDR e o terceiro é normalmente utilizado para atualizar a orientação do pedestre na integração GPS/PDR. Os detalhes dos três métodos são mostrados na Tabela 3.2.

Orientação	Giroscópio	Magnetômetro	GPS
	$H_{G(k+1)}$	H_M	H_{GPS}
Teoria	$H_{G(k)} + \int_{t_k}^{t_{k+1}} w(t)dt$	$\arctan\left(-\frac{M_y}{M_x}\right)$	$\arctan_2\left(\frac{V_e}{V_n}\right)$
Vantagens	Menos perturbações	Azimute absoluto	Azimute absoluto
	Precisão de curto prazo	Precisão de longo prazo	
Desvantagens	Flutuações e	Distúrbios externos	Precisão depende da
	azimute relativo	imprevisíveis	velocidade
Calibração	Fácil	Difícil	Não
Custo	Alto	Baixo	Baixo

Tabela 3.2: Resumo métodos de estimação de orientação (Zhuang et al., 2013).

O giroscópio fornece saídas de velocidade angular de *roll*, *pitch* e *yaw*, que são as rotações nos eixos X , Y e Z respectivamente (Tian et al., 2014). Os dados de *yaw* em radianos indicam o ângulo girado em torno do eixo Z do telefone. Quando o smartphone é segurado na mão, os dados de *yaw* refletem diretamente a orientação da caminhada e uma volta terá mudanças equivalentes nas amostras de dados de *yaw* (Park et al., 2015). As velocidades angulares adquiridas a partir do giroscópio são representadas no sistema de coordenadas local. Alguns trabalhos prévios (Tian et al., 2015a,b), calcularam a média das amostras do eixo Z dentro do intervalo de passo para obter a orientação do usuário. Estas abordagens apresentaram os dados no intervalo de $(-\pi, \pi)$, pelo qual fizeram uma compensação frente à ambiguidade de 180° .

Porém, a desvantagem do giroscópio é que apresenta vieses e erros de calibração. O viés refere-se à saída média do giroscópio quando não

está sofrendo nenhuma rotação. O erro de calibração é causado pelos alinhamentos e fatores de escala do giroscópio, leva ao acúmulo de desvios adicionais nos sinais integrados; sua magnitude é proporcional à duração e taxa dos movimentos (Yang and Huang, 2015). Portanto, o giroscópio não é adequado para produzir sinais por um longo tempo.

O magnetômetro pode fornecer a direção de avanço de pedestres, usando os componentes do campo magnético da Terra gerados no sistema de coordenadas global conforme a equação 3.17. Onde M_{x_i} e M_{y_i} são as medições magnéticas dos eixos X e Y para cada instante i . O ângulo calculado nesta equação é o azimuth relativo ao norte magnético (Chen et al., 2010). Ainda que, os sensores magnéticos não sofram de vieses como os giroscópios, eles podem ser afetados principalmente em ambientes internos por distúrbios magnéticos ambientais (Hsu et al., 2014).

$$H_{M_i} = \arctan\left(-\frac{M_{y_i}}{M_{x_i}}\right) \quad (3.17)$$

De modo que, as orientações determinadas a partir do magnetômetro ou do giroscópio são ruidosas devido à capacidade sensorial, ao movimento do utilizador, a perturbações magnéticas, etc. Decidir apropriadamente o sentido da direção a partir destes valores ruidosos é crucial para melhorar a precisão da localização.

3.1.6 Algoritmo de reconhecimento de orientação proposto

Comumente, a posição ou atitude de um smartphone muda drasticamente quando seu portador está fazendo uma série de atividades, como escrever mensagens de texto, chamar, jogar, etc., o qual reduz a precisão de reconhecimento dos algoritmos existentes (Yang and Huang, 2015). Neste sentido, a presente abordagem assume uma posição fixa do smartphone nas mãos, para que ele consiga apontar na mesma direção da caminhada do usuário. Assim, o quadro de referência do dispositivo é mostrado na Figura 2.3.

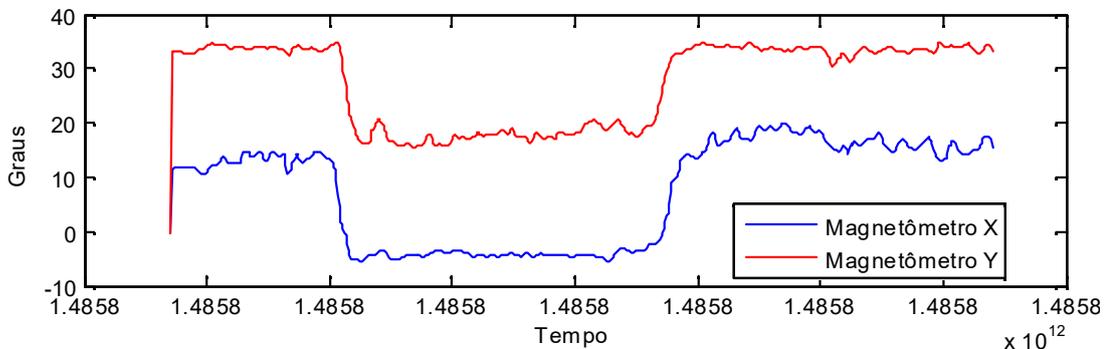
Baseados neste fato, o presente trabalho tira proveito do sensor de campo magnético do smartphone para estimar a orientação do pedestre. A Figura 3.7 mostra as informações dos eixos X e Y com uma taxa de amostragem de 50ms (20Hz), durante uma trajetória do pedestre. Usando estes dados calcula-se a orientação para cada amostra i conforme a equação 3.17. Sucessivamente, aplica-se o filtro de mediana móvel com o alvo de diminuir o ruído dos dados em bruto e obter uma melhor precisão. Para executar a filtragem de mediana móvel escolhe-se uma janela w_o , que desliza-se

amostra por amostra sobre o sinal inteiro. Em cada janela computa-se a mediana, a qual substitui o valor da amostra H_{M_i} correspondente. De acordo com Du et al. (2015), um período de duração de 1s equilibra precisão e tempo gasto em computação; neste caso um dado de orientação é obtido a cada 50ms, pelo qual uma janela contendo 20 dados de orientação é definida.

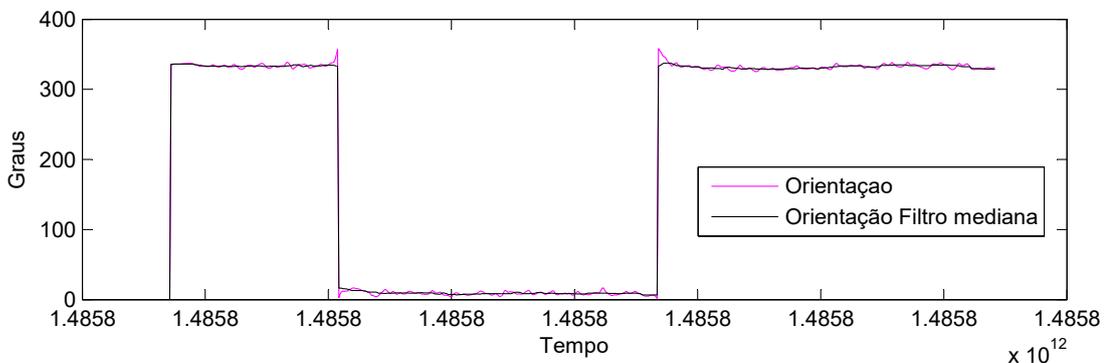
Os dados de orientação de cada janela w_o são classificados em ordem crescente $H_{M_{i-w_o}}, \dots, H_{M_i}, H_{M_{i+1}}, \dots, H_{M_{i+w_o}}$, e a mediana para um conjunto de dados é computada segundo a equação 3.18. A Figura 3.7 também expõe o sinal de orientação do pedestre em graus depois da filtragem de mediana. Por último, a orientação obtida converte-se a radianos conforme a equação 3.19, isto com o alvo de facilitar a seguinte fase de atualização da posição do usuário.

$$H_{med} = \frac{H_{M(\frac{n}{2})} + H_{M(\frac{n}{2}+1)}}{2} \quad (3.18)$$

$$H_{M_{rad_i}} = H_{M_i} * \pi/180 \quad (3.19)$$



(a) Saídas do magnetômetro a 20Hz



(b) Filtragem de mediana em janela de 1s

Figura 3.7: Cálculo da orientação do pedestre

3.1.7 Algoritmo Pedestrian Dead Reckoning PDR

Neste ponto a distância e a mudança de direção de cada passo do usuário são conhecidas, assim que é possível construir um sistema de coordenadas cartesianas para retratar a trajetória do pedestre. Cada passo é tratado como um ponto e o início do primeiro passo considera-se a origem com coordenadas $(0, 0)$ (Wu et al., 2015). Em um sistema PDR, a posição do pedestre é geralmente apresentada usando um vetor bidimensional (E, N) , que é atualizado iterativamente conforme a equação 3.20 (Zhuang et al., 2013; Tian et al., 2015a,b; Chen et al., 2010).

$$\begin{aligned} E_k &= E_{k-1} + L_{k-1} * \sin(H_{k-1}) \\ N_k &= N_{k-1} + L_{k-1} * \cos(H_{k-1}) \end{aligned} \quad (3.20)$$

Onde E_k e N_k são as coordenadas Leste e Norte da posição atual do pedestre no marco de referência local. E_{k-1} e N_{k-1} são as coordenadas da posição anterior. L_{k-1} é o comprimento de passo estimado do passo $k - 1$ até k . E H_{k-1} é a orientação estimada no passo $k - 1$. Todo o algoritmo de geração de coordenadas locais descrito até aqui resume-se na Tabela 3.3, testa-se e avalia-se no capítulo 4.

Algoritmo PDR		
Contagem de passo	1. Calcular magnitude da aceleração	$a_i = \sqrt{a_{xi}^2 + a_{yi}^2 + a_{zi}^2} \quad (3.1)$ a_{xi}, a_{yi}, a_{zi} acelerações eixos x, y, z
	2. Filtragem magnitude	Escolher uma janela w $w = 15$, (Jimenez et al., 2009)
		Calcular a média em cada janela w $\bar{a}_i = \frac{1}{2w+1} \sum_{q=i-w}^{i+w} a_q \quad (3.2)$
		Calcular o desvio padrão em cada janela w $\sigma_{ai} = \sqrt{\frac{1}{2w+1} \sum_{j=i-w}^{i+w} (a_j - \bar{a}_j)^2} \quad (3.3)$
		Calcular limites de magnitude $LimiteSuperior_i = \bar{a}_i + \sigma_{ai} \quad (3.4)$ $LimiteInferior_i = \bar{a}_i - \sigma_{ai} \quad (3.5)$
		Rejeitar picos e vales que não superam os limites superior e inferior respectivamente
	3. Filtragem temporal	Calcular a média do intervalo de tempo entre picos \bar{T}_p e entre vales \bar{T}_v
		Calcular o desvio padrão do intervalo de tempo entre picos σ_p e entre vales σ_v
		Determinar o intervalo mínimo de tempo entre picos T_p e entre vales T_v $T_p = \bar{T}_p - \sigma_p \quad (3.6)$ $T_v = \bar{T}_v - \sigma_v \quad (3.7)$
		Validar os intervalos de tempo de pico e de vale, que superam os limites temporais $T_{pi} > T_p \quad (3.8)$ $T_{vi} > T_v \quad (3.9)$
Contar um passo a cada pico com seu vale adjacente		
Comprimento de passo	4. Calcular comprimento de passo	$K \times \frac{\sum_{i=1}^N a_t - a_{min}}{a_{max} - a_{min}}; K = 0.81 \quad (3.16)$
Reconhecimento de orientação	5. Calcular orientação	$H_{M_i} = \arctan\left(-\frac{M_{y_i}}{M_{x_i}}\right) \quad (3.17)$
	6. Filtragem de mediana móvel	Escolher janela $w_o = 1s$ (Du et al., 2015)
		Calcular a mediana em cada janela w_o $H_{med} = \frac{H_{M(\frac{n}{2})} + H_{M(\frac{n}{2}+1)}}{2} \quad (3.18)$
7. Converter orientação a radianos	$H_{M_{radi}} = H_{M_i} * \frac{\pi}{180} \quad (3.19)$	
Atualização de posição	8. Calcular coordenadas	$E_k = E_{k-1} + L_{k-1} * \sin(H_{k-1})$ $N_k = N_{k-1} + L_{k-1} * \cos(H_{k-1}) \quad (3.20)$

Tabela 3.3: Resumo do algoritmo PDR proposto.

3.2 Geração de coordenadas globais

O sistema de posicionamento global GPS permitiu o desenvolvimento de numerosas aplicações geográficas ao longo de muitos anos (Kaplan and Hegarty, 2006). Hoje em dia, um usuário desde o conforto de seu smartphone pode obter sua localização geográfica na superfície esférica da terra as 24 horas do dia. Embora com uma precisão de 1 a 20m, o receptor GPS de um telefone celular reporta coordenadas geográficas na forma (ϕ, λ) , onde ϕ denota latitude e λ longitude. Assim, neste capítulo apresenta-se a geração das coordenadas globais dos pedestres.

Os sistemas de coordenadas global e local são considerados coplanares conforme Karney (2011). Por tanto, é necessário converter as coordenadas geográficas em coordenadas cartesianas 2D. As coordenadas geográficas podem ser transformadas com precisão para o formato universal transversal de mercator (UTM). Este é um sistema de coordenadas planimétricas na forma de (E, N) , onde E e N indicam os valores em metros ao Leste e ao Norte, respectivamente. Esta abordagem converte todas as leituras de GPS na forma de latitude e longitude para o formato UTM, com base nas fórmulas mencionadas em Snyder (1987). A seguir detalha-se a conversão entre os sistemas de coordenadas geográfico e planimétrico.

3.2.1 Transformação de coordenadas geodésicas em coordenadas planas

O objetivo é mapear um ponto (ϕ, λ) no elipsóide em um ponto (X, Y) sobre um plano. A projeção de mapa pode ser expressa de forma geral como função da latitude e longitude, dados os eixos polar a e equatorial b . As fórmulas 3.21, 3.22 e 3.23 em Snyder (1987), permitem fazer tal mapeamento com precisão milimétrica na escala completa.

$$X = k_0 N \left[A + \beta_1 \frac{A^3}{6} + \beta_2 \frac{A^5}{120} \right] \quad (3.21)$$

$$Y = k_0 \left[M - M_0 + N \tan(\phi) \left(\frac{A^2}{2} + \beta_3 \frac{A^4}{24} + \beta_4 \frac{A^6}{720} \right) \right] \quad (3.22)$$

$$K = k_0 \left[1 + \beta_5 \frac{A^2}{2} + \beta_6 \frac{A^4}{24} + \beta_7 \frac{A^6}{720} \right] \quad (3.23)$$

Onde

$$\beta_1 = 1 - T + C \quad (3.24)$$

$$\beta_2 = 5 - 18T + T^2 + 72C - 58e'^2 \quad (3.25)$$

$$\beta_3 = 5 - T + 9C + 4C^2 \quad (3.26)$$

$$\beta_4 = 61 - 58T + T^2 + 600C - 330e'^2 \quad (3.27)$$

$$\beta_5 = 1 + C \quad (3.28)$$

$$\beta_6 = 5 - 4T + 42C + 13C^2 - 28e'^2 \quad (3.29)$$

$$\beta_7 = 61 - 148T + 16T^2 \quad (3.30)$$

$$e'^2 = \frac{e^2}{(1 - e^2)} \quad (3.31)$$

$$N = \frac{a}{(1 - e^2 \sin(\phi)^2)^{1/2}} \quad (3.32)$$

$$T = \tan(\phi)^2 \quad (3.33)$$

$$C = e'^2 \cos(\phi)^2 \quad (3.34)$$

$$A = (\lambda - \lambda_0) \cos(\phi) \quad (3.35)$$

$$M = a \left[\left(1 - \frac{e^2}{4} - \frac{3e^4}{64} - \frac{5e^6}{256} - \dots \right) \phi - \left(\frac{3e^2}{8} + \frac{3e^4}{32} + \frac{45e^6}{1024} + \dots \right) \sin(2\phi) \right. \\ \left. + \left(\frac{15e^4}{256} + \frac{45e^6}{1024} + \dots \right) \sin(4\phi) - \left(\frac{35e^6}{3072} + \dots \right) \sin(6\phi) \right] \quad (3.36)$$

E k_0 é o fator de escala, ϕ , λ e λ_0 estão em radianos, M é a verdadeira distância ao longo do meridiano central do equador para ϕ , e'^2 é a segunda excentricidade do elipsóide, a o eixo polar, $M_0 = M$ calculado para a latitude ϕ que atravessa o meridiano central λ_0 na origem das coordenadas (X, Y) . Quando $\phi = \pm\pi/2$, todas as equações deveriam ser omitidas com exceção de 3.36, a partir de onde M e M_0 são calculados. Então, $X = 0$; $Y = k_0(M - M_0)$; $K = k_0$. É importante dizer que, para obter as coordenadas UTM o falso Leste e o falso Norte são adicionados a X e Y respectivamente, e após é feito o cálculo usando 3.21 e 3.22.

As coordenadas UTM no formato (X, Y) refletem a posição global do pedestre. Para cada dado GPS no formato (ϕ, λ) obtido do smartphone, são aplicadas as equações acima e obtidas as coordenadas UTM. No capítulo de resultados será apresentado um exemplo numérico de aplicação.

3.3 Transformação de coordenadas locais a globais

Até agora, têm sido usados o acelerômetro e o magnetômetro do smartphone para gerar um conjunto de dados que reflete a trajetória do pedestre, e tem sido utilizado o receptor GPS do celular para gerar outro conjunto de dados que reflete a mesma trajetória do pedestre. Uma vez que os dois sistemas de coordenadas são construídos por meio de medições e técnicas diferentes, e portanto são totalmente independentes uns dos outros, é necessário encontrar a forma de aproveitar a informação de posição local para melhorar a precisão de posicionamento global.

Wu et al. (2015), argumentaram que é possível melhorar a precisão de posicionamento global tirando proveito das posições locais, mediante o ajuste das coordenadas globais para as locais. Para isso é preciso trazer os dois conjuntos de coordenadas para o mesmo plano através da realização de uma transformação ótima, que segundo Horn (1987) inclui operações de translação, dimensionamento e rotação. Tal transformação minimiza a soma dos quadrados dos erros residuais e consegue converter as coordenadas locais exatamente para as globais.

Geralmente a trajetória local tem mais pontos do que a trajetória global, pelo qual é imprescindível associar os pontos correspondentes entre os dois sistemas de coordenadas. A Figura 3.8 traça as trajetórias local em azul e global em vermelho, obtidas com um smartphone samsung galaxy S5 a uma frequência de amostragem de 20Hz (50ms). Cada ponto de coordenadas em azul é um passo do pedestre e cada ponto de coordenadas em vermelho é uma leitura do GPS.

Para alinhar as coordenadas locais com as globais deve definir-se o mesmo número de pontos, tal quantidade é estabelecida pelo sistema de coordenadas global. De modo que, as estampas de tempo das coordenadas locais são filtradas, e para cada ponto global associa-se o ponto local com a mesma estampa de tempo. Assim, só os pontos em vermelho da trajetória local serão considerados. Finalmente, obtém-se dois sistemas de coordenadas com a mesma quantidade $n=7$ de pontos, correspondentes entre eles como é apresentado na Figura 3.8.

A partir deste momento, o sistema de coordenadas local será denotado como $\mathbf{L} = \{l_j, j = 1, \dots, n\}$ e o global como $\mathbf{G} = \{g_j, j = 1, \dots, n\}$. Cada ponto destes sistemas será representado como um número complexo (Wu et al., 2015), sendo $l_j = l_{xj} + i * l_{yj}$ um ponto do sistema local e $g_j = g_{xj} + i * g_{yj}$ um do sistema global. Como já foi dito, a transformação ótima de Horn (1987) compreende três operações e pode ser descrita na

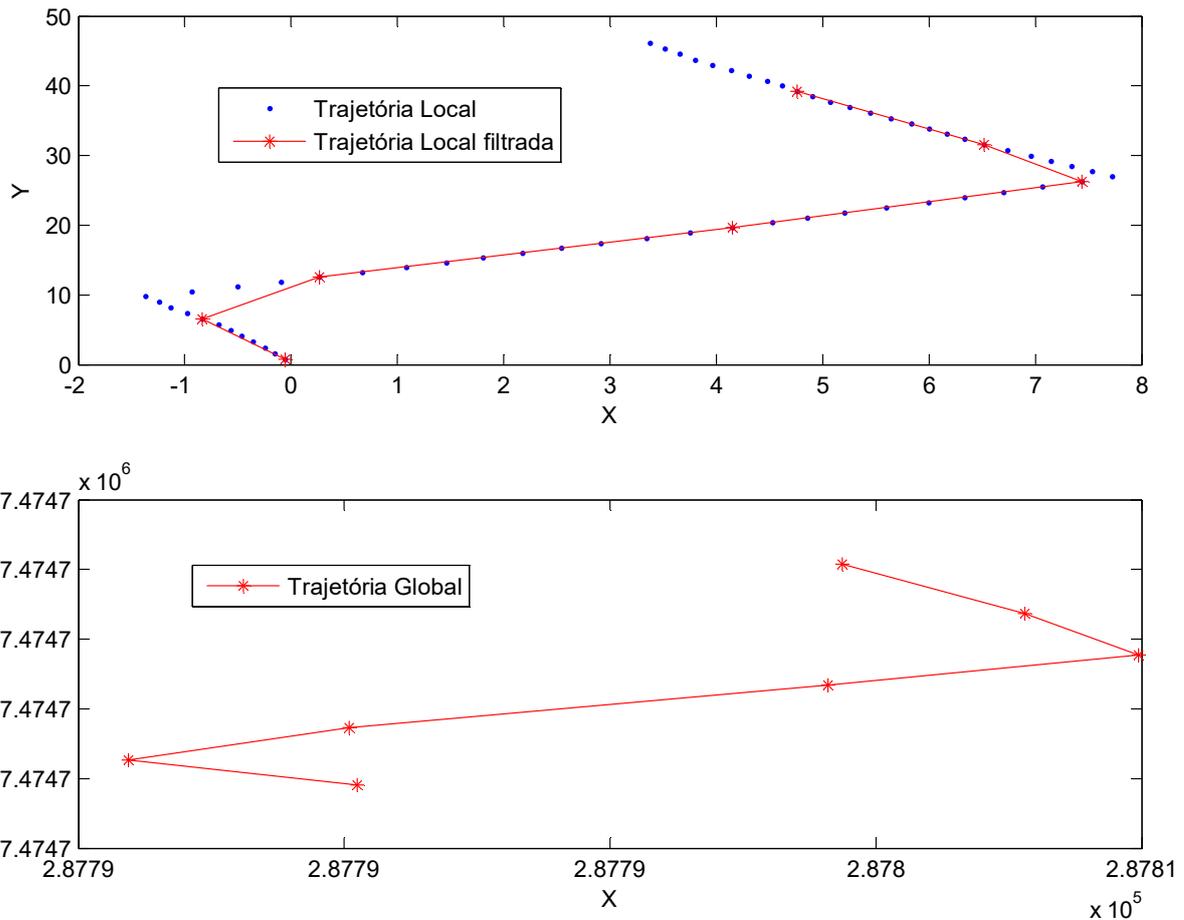


Figura 3.8: Trajetória local filtrada por estampa de tempo e trajetória global

equação 3.37. Onde t_0 traduz a operação de translação, $R(\mathbf{L})$ constitui a operação de rotação da coordenada local, s reflete o escalamento, e \mathbf{L}_g é a versão transformada da coordenada local.

$$\mathbf{L}_g = sR(\mathbf{L}) + t_0 \quad (3.37)$$

Levando em conta que, os dados não são perfeitos e por conseguinte não será possível encontrar um fator de escala, uma translação, e uma rotação que satisfaçam a equação 3.37 para cada ponto. É conveniente minimizar a soma dos quadrados do erro residual existente e_j (ver equação 3.38), conforme a equação 3.39.

$$e_j = g_j - sR(l_j) - t_0 \quad (3.38)$$

$$\sum_1^n \|e_j\|^2 = \sum_1^n \|g_j - sR(l_j) - t_0\|^2 \quad (3.39)$$

Para começar com a operação de translação, resulta útil referir as medições do sistema local e global para os centroides de acordo com as

equações 3.40 e 3.41, respectivamente. Desta forma, a nova forma das coordenadas locais é descrita pela equação 3.42, e a nova forma das coordenadas globais pela equação 3.43. Isto, permite redefinir o termo de erro residual na equação 3.44, onde $t'_0 = t_0 - \bar{\mathbf{G}} + sR(\bar{\mathbf{L}})$. O conjunto de todas as coordenadas locais e globais referidas aos centróides é denotado como $\bar{\mathbf{G}}$ e $\bar{\mathbf{L}}$.

$$\bar{l} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n l_j \quad (3.40)$$

$$\bar{g} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n g_j \quad (3.41)$$

$$l'_j = l_j - \bar{l}_j \quad (3.42)$$

$$g'_j = g_j - \bar{g}_j \quad (3.43)$$

$$e'_j = g'_j - sR(l'_j) - t'_0 \quad (3.44)$$

$$\sum_{j=1}^n \|e'_j\|^2 = \sum_{j=1}^n \|g'_j - sR(l'_j) - t'_0\|^2 \quad (3.45)$$

$$\sum_{j=1}^n \|e'_j\|^2 = \sum_{j=1}^n \|g'_j - sR(l'_j)\|^2 - 2t'_0 \cdot \sum_{j=1}^n [g'_j - sR(l'_j)] + n\|t'_0\|^2 \quad (3.46)$$

$$\mathbf{t}_0 = \bar{\mathbf{G}} - sR(\bar{\mathbf{L}}) \quad (3.47)$$

A soma dos quadrados do erro residual pode ser escrita na equação 3.45 e em seguida expandida na equação 3.46, onde o segundo termo da expressão é zero porque as medições são encaminhados para os centróides, o primeiro termo não é dependente de t'_0 , e o terceiro termo não pode ser negativo. Nessa conformidade, o erro residual sera minimizado quando o termo de translação seja zero $t'_0 = 0$, ou seja que a translação ótima é a diferença do centróide global e o centróide local dimensionada e rotada, e pode ser expressa como 3.47. Este termo pode ser computado uma vez que os fatores de escala e de rotação são calculados.

Considerando que, a translação ótima é dada quando $t'_0 = 0$ o erro na equação 3.45 pode ser redefinido na equação 3.48. Além a rotação de um vetor preserva sua norma $\|R(l'_j)\|^2 = \|l'_j\|^2$, por tanto esse quadrado perfeito completa-se como apresenta a equação 3.49. Aqui, $\sum_{j=1}^n \|g'_j\|^2$ e $\sum_{j=1}^n \|l'_j\|^2$ constituem as somas dos quadrados dos vetores de medição global e local relativos a seus centroides, $\sum_{j=1}^n g'_j \cdot R(l'_j)$ é a soma dos produtos ponto entre as coordenadas globais e as locais rotadas. Para

minimizar a equação 3.49 em relação à escala s , o primeiro termo deve ser zero e então a escala torna-se na equação 3.50.

$$\sum_{j=1}^n \|e_j\|^2 = \sum_{j=1}^n \|g'_j - sR(l'_j)\|^2 \quad (3.48)$$

$$\sum_{j=1}^n \|e_j\|^2 = \sum_{j=1}^n \|g'_j\|^2 - 2s \sum_{j=1}^n g'_j \cdot R(l'_j) + s^2 \sum_{j=1}^n \|l'_j\|^2 \quad (3.49)$$

$$0 = 0 - 2s \sum_{j=1}^n g'_j \cdot R(l'_j) + s^2 \sum_{j=1}^n \|l'_j\|^2$$

$$s = \frac{\sum_{j=1}^n g'_j \cdot R(l'_j)}{\sum_{j=1}^n \|l'_j\|^2} \quad (3.50)$$

Continuando com a rotação, tem-se que esta operação deve minimizar a soma dos quadrados das distâncias entre os pontos correspondentes no sistema de coordenadas global e local, ou seja busca-se minimizar a equação 3.51. Uma vez que os sistemas de coordenadas encontram-se no mesmo plano, entre as medições g'_j e l'_j existe um ângulo denotado como α_j e conseqüentemente o produto ponto entre elas pode ser expresso na equação 3.52.

$$\sum_{j=1}^n \|g'_j - R(l'_j)\|^2 \quad (3.51)$$

$$g'_j \cdot l'_j = \|g'_j\| \|l'_j\| \cos(\alpha_j) \quad (3.52)$$

$$\sum_{j=1}^n \|g'_j\|^2 - 2 \sum_{j=1}^n g'_j \cdot R(l'_j) + \|R(l'_j)\|^2$$

$$\sum_{j=1}^n \|g'_j\|^2 - 2 \sum_{j=1}^n \|g'_j\|^2 \|l'_j\|^2 \cos(\alpha_j - \theta) + \|R(l'_j)\|^2 \quad (3.53)$$

$$\sum_{j=1}^n \|g'_j\|^2 \|l'_j\|^2 \cos(\alpha_j) \cos(\theta) + \sum_{j=1}^n \|g'_j\|^2 \|l'_j\|^2 \sin(\alpha_j) \sin(\theta) = 0 \quad (3.54)$$

$$\sum_{j=1}^n \|e'_j\|^2 = \sum_{j=1}^n \|g'_j\|^2 - 2 \sum_{j=1}^n \|g'_j\|^2 \|l'_j\|^2 \cos(\alpha_j - \theta) + \|R(l'_j)\|^2 \quad (3.55)$$

$$\theta = \arcsin \left(\frac{C}{\sqrt{C^2 + D^2}} \right) \quad (3.56)$$

De outro lado, tem-se que as coordenadas locais são rotadas no plano por um ângulo θ , de modo que o ângulo α_j é reduzido por θ e a expressão 3.51 pode ser computada como a equação 3.53. O qual será minimizado quando seu segundo termo seja zerado conforme a equação 3.54. Para simplificar o tratamento algébrico denomina-se $C = \sum_{j=1}^n \|g'_j\|^2 \|l'_j\|^2 \cos(\alpha_j)$ e $D = \sum_{j=1}^n \|g'_j\|^2 \|l'_j\|^2 \sin(\alpha_j)$. Considerando a equação 3.55 e definindo geometricamente o cosseno de θ , o ângulo torna-se na equação 3.56.

Desta forma a operação de rotação dá por terminado o processo de transformação de coordenadas, alinhando as posições globais às correspondentes posições locais transformadas. Estas últimas retratam melhor a verdadeira trajetória do pedestre e por tanto passam a substituir as coordenadas globais. No capítulo 4 o processo de transformação de coordenadas de Horn (1987), será aplicado a trajetórias reais de pedestres.

Implementação e Resultados

Neste capítulo detalha-se a implementação do algoritmo de geração de coordenadas local, do algoritmo de geração de coordenadas global, e da correspondente transformação entre esses dois sistemas. O protótipo desenvolvido em Matlab inclui três funções: a primeira denomina-se *trajetorialocal.m*, e contém as fases de detecção de passo, estimativa de comprimento de passo, reconhecimento de orientação e atualização da posição; a segunda chama-se *trajetoriaglobal.m*, e converte as coordenadas geodésicas em planas para gerar o conjunto de posições globais; a terceira nomea-se *local2global.m*, e encarrega-se da transformação entre os sistemas de coordenadas gerados pelas duas funções anteriores.

Os dados necessários para a execução das funções são coletados usando o acelerômetro, magnetômetro e receptor GPS de um Samsung Galaxy S5 sostenido na mão, durante diferentes trajetórias de usuários. Essas medições são obtidas com uma frequência de amostragem de 20Hz (cada 50ms), através de uma aplicação Android instalada no smartphone e configurada para fazer o armazenamento delas no dispositivo.

As medições obtidas durante as trajetórias dos diferentes pedestres são inseridas nas respectivas funções de Matlab, para obter o posicionamento do usuário através das coordenadas transformadas. A seguir, especifica-se o processo de coleta de dados, implementação do algoritmo e análise de resultados.

4.1 Metodologia experimental

Os dados são coletados no campus da Universidade Estadual de Campinas, para avaliar o desempenho de navegação do algoritmo proposto utilizando o Samsung Galaxy S5. Um aplicativo Android coleta e armazena cada 50ms, as informações de tempo, aceleração triaxial, campo magnético

triaxial, latitude e longitude. O arquivo de texto gerado pela aplicação, contém em cada linha (delimitada por #) as dez medições correspondentes, como é apresentado na Figura 4.1. Este arquivo é introduzido como parâmetro de entrada das funções *trajetorialocal.m* e *trajetoriaglobal.m*.

```
@Date: Thu Mar 09 08:51:47 GMT-03:00 2017
@ Sensors: Timestamp - MPU6500_Acceleration_Sensor - YAS532_Magnetic_Sensor - GPS
@ SamplingTime: 50ms

1489060307326,-0.39444473,3.731962,8.6496525,-16.7,-17.3,-15.6,-22.826485178097396,-47.07604455472332,645.1336804993939#
1489060307384,-0.29388827,3.684078,8.470087,-16.7,-17.7,-15.6,-22.826485178097396,-47.07604455472332,645.1336804993939#
1489060307436,-0.36631286,3.7379475,8.6017685,-17.1,-17.7,-15.6,-22.826485178097396,-47.07604455472332,645.1336804993939#
1489060307488,-0.30406362,3.6607344,8.483853,-17.1,-17.7,-15.6,-22.826485178097396,-47.07604455472332,645.1336804993939#
1489060307540,-0.55485624,3.8456864,8.980651,-16.7,-17.3,-15.6,-22.826485178097396,-47.07604455472332,645.1336804993939#
```

Figura 4.1: Arquivo de texto gerado no dispositivo móvel

São definidas três trajetórias de teste em ambientes exteriores de longitudes 10m, 50m e 100m. Estes percursos são desenhados com marcações de giz no chão delimitando as distâncias e os pontos específicos de mudança de direção, com o alvo de que sejam executados pelos usuários sem modificações. Os percursos retos de 10m e 50m são usados para testar o desempenho do algoritmo de detecção e estimativa de comprimento de passo. O percurso de 100m inclui quatro rotações, e conduz ao usuário da Av. Albert Einstein até a Av. James Clerk Maxwell, tal como é apresentado na Figura 4.2. Este último, é usado para testar a geração de coordenadas locais, a geração de coordenadas globais e a respectiva transformação entre elas.

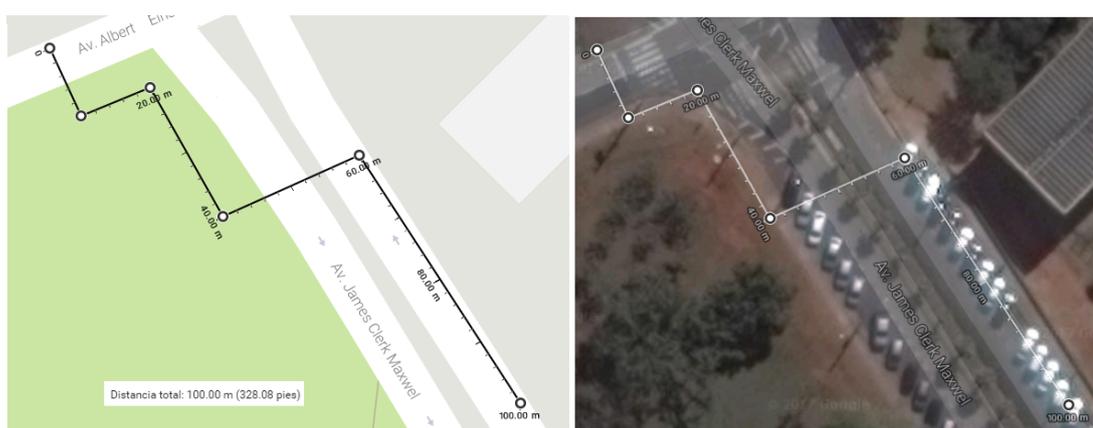


Figura 4.2: Trajetória exterior com longitude total de 100m

Três usuários com o celular fixo na mão percorrem seis vezes cada trajetória reta de 10m e 50m, gerando dezoito medições de cada percurso. Enquanto, a trajetória de 100m é efetuada seis vezes por quatro usuários,

que obtêm vinte e quatro medições no formato da Figura 4.1. Cada pedestre conta os passos reais efetuados durante um percurso e o experimentador se encarrega de registrar esses dados reais, com o objetivo de avaliar a precisão da etapa de contagem de passos.

4.2 Implementação do algoritmo de geração e transformação de coordenadas

Para detalhar a fase de implementação considera-se um percurso adicional de teste de 50m, que foi desenhado no chão da seguinte maneira: o usuário caminha 20m em linha reta, vira 90° para sua direita e continua andando por 20m, vira 90° para sua esquerda e percorre mais 10m. O pedestre executou 63 passos nesta trajetória.

4.2.1 Geração de coordenadas locais

O processo de geração de coordenadas locais é implementado na função *trajetorialocal.m* de Matlab. Para obter a trajetória local do pedestre são requeridos os dados de aceleração e campo magnético da Terra, além de uma estampa de tempo que permita classificar cronologicamente os dados, e facilite a associação das coordenadas locais com as globais. Tendo isto em consideração, as sete primeiras colunas de uma matriz \mathbf{G} são definidas como parâmetros de entrada da função. A primeira coluna contém as estampas de tempo; as colunas dois, três e quatro armazenam os dados de aceleração dos eixos X, Y e Z , nessa ordem; e as colunas cinco, seis e sete têm os dados dos eixos X, Y e Z do magnetômetro, respectivamente (ver Figura 4.3).

	Tempo	Acelerômetro			Magnetômetro			Latitude	Longitude
	VarName1	VarName2	VarName3	VarName4	VarName5	VarName6	VarName7	VarName8	VarName9
	NUMBER	NUMBER	NUMBER	NUMBER	NUMBER	NUMBER	NUMBER	NUMBER	NUMBER
1	1485784127594	-0.15442601	1.0654198	9.203311	-6.1	-17.0	9.7	-22.82183571601135	-47.067579040908775
2	1485784127647	-0.6242881	1.3389573	8.729858	-6.5	-17.0	9.7	-22.82190047397655	-47.06755017773296
3	1485784127701	-0.84934306	1.4808137	9.224859	-7.4	-17.0	9.7	-22.821960603272977	-47.06751921566661
4	1485784127753	-0.7691373	1.4269443	9.371504	-7.4	-17.0	10.1	-22.822047425041102	-47.06765249770804
5	1485784127806	-1.0073603	1.6753427	8.948329	-7.4	-17.0	10.1	-22.822130330345797	-47.067648256068196

Figura 4.3: Medições de tempo, aceleração, campo magnético, latitude e longitude

Para refletir a trajetória local do pedestre a função *trajetorialocal.m* implementa os oito passos do algoritmo PDR previamente especificado na Tabela 3.3. As medidas de aceleração são usadas para calcular a magnitude da aceleração (equação 3.1), efetuar a filtragem de magnitude (equações

3.2, 3.3, 3.4, 3.5) e a filtragem temporal (equações 3.6, 3.7, 3.8, 3.9), com o alvo de quantificar os passos executados pelo usuário na variável *passos*. A contagem de passos do percurso de teste é apresentada na Figura 4.4, onde foram estimados 60 passos.

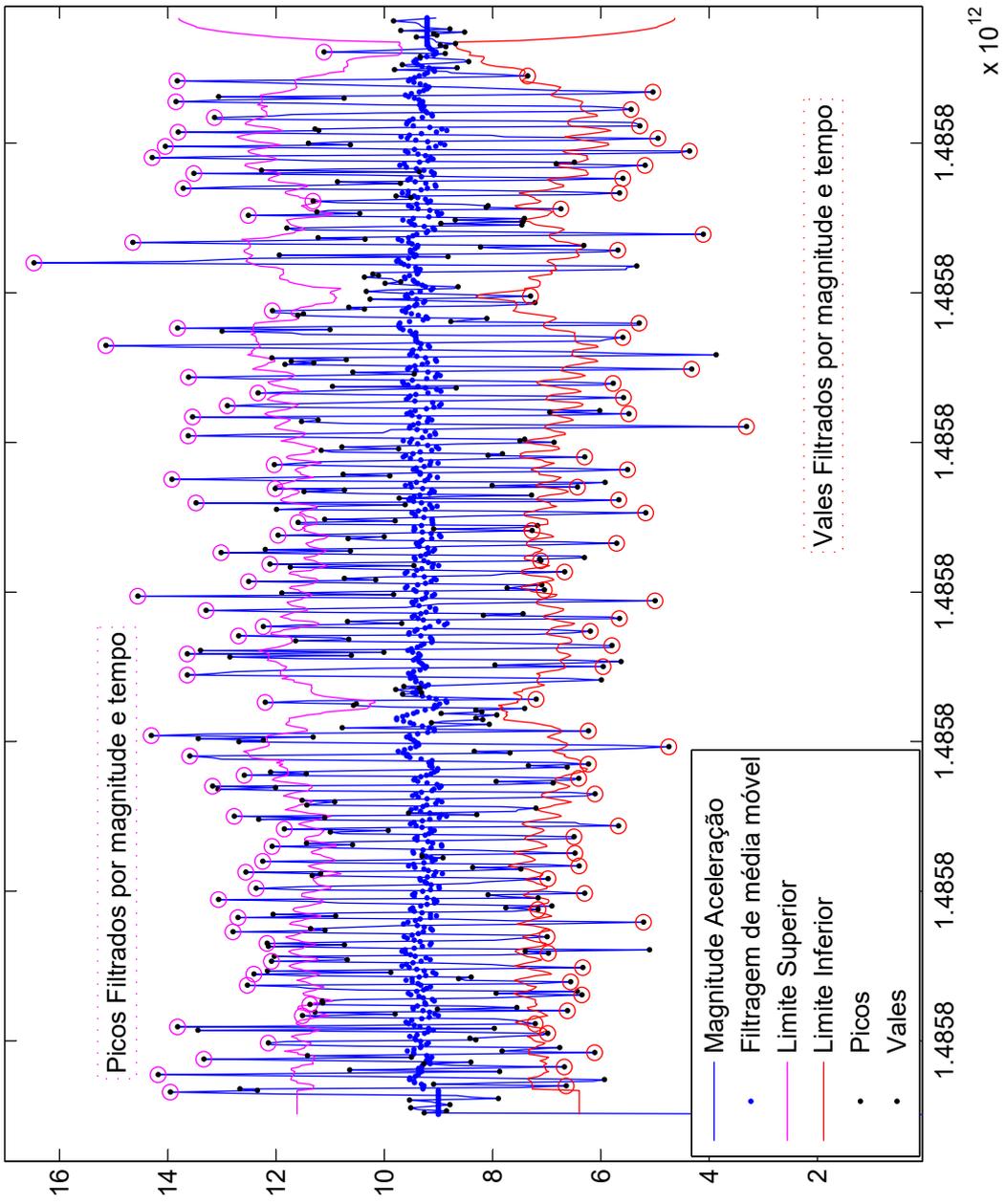


Figura 4.4: Contagem de passos executados pelo usuário durante uma trajetória

De acordo com a equação 3.16 (Ayub et al., 2012b; Park et al., 2015; Pratama et al., 2012; Scarlett, 2007), determina-se o comprimento de cada passo e a distância total percorrida, tal como amostra a Figura 4.5. Cada barra de cor fúcsia representa a longitude de passo, que neste caso varia entre 0.7359m e 0.9061m. Cada barra azul indica a distância acumulada pelo pedestre com cada passo, no passo 60 obtém-se uma distância total de 48.6393m.

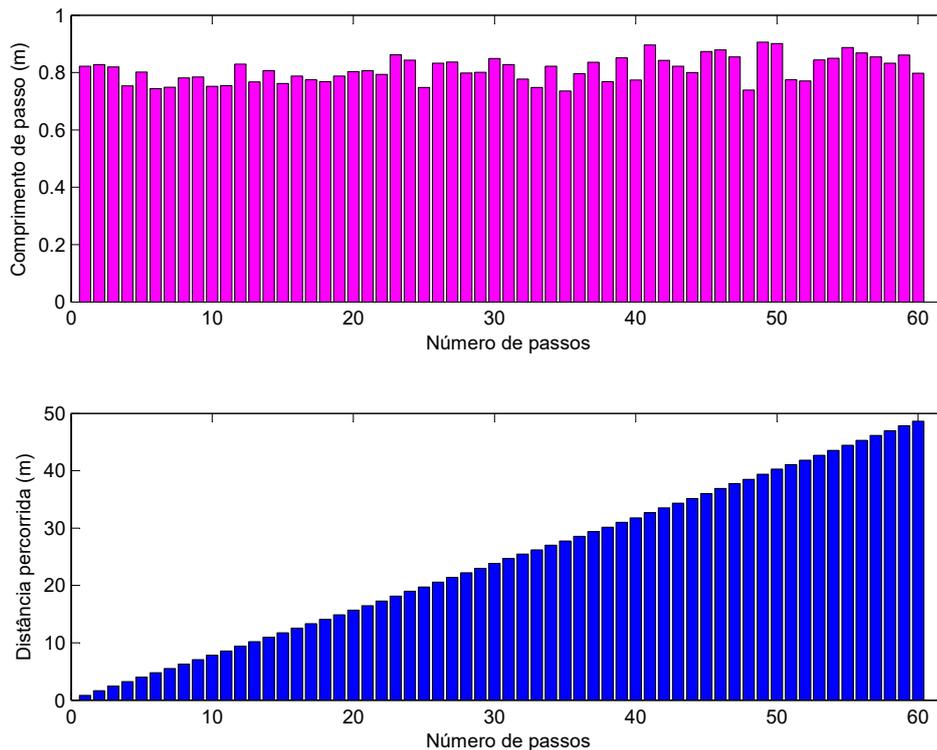
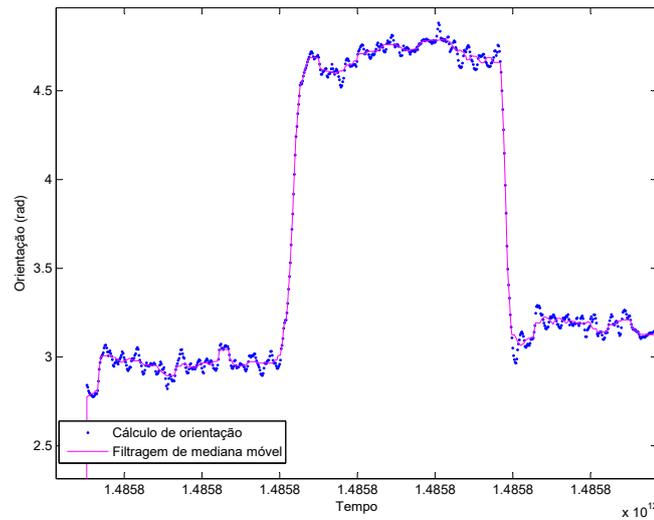


Figura 4.5: Estimativa de comprimento de passo

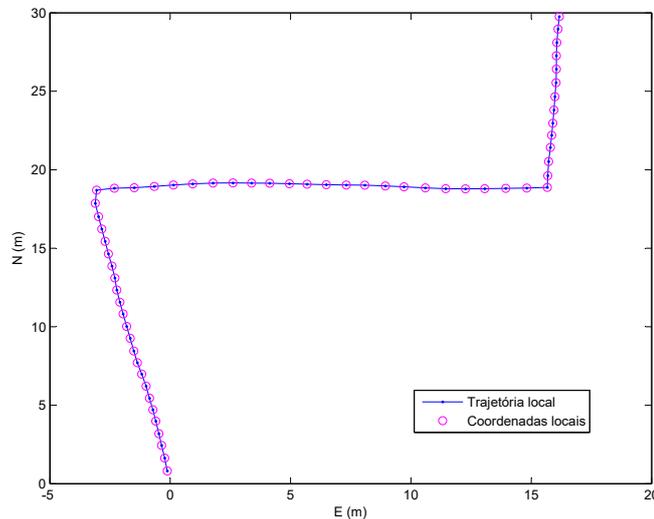
A orientação em radianos é computada usando as medições das colunas cinco e seis da matriz \mathbf{G} , conforme 3.17, 3.18 e 3.19 (ver Figura 4.6a). Dessa forma, os dados de distância e orientação estão disponíveis para atualizar a posição do usuário através de 3.20. O conjunto de posições obtidas são armazenadas nos vetores $[E][N]$, que são definidos como parâmetros de saída da função *trajetorialocal.m*. O resultado da geração de coordenadas locais é apresentado na Figura 4.6b, onde cada ponto indica um passo.

4.2.2 Geração de coordenadas globais

O objetivo da geração de coordenadas globais é transformar as coordenadas geodésicas em coordenadas planas UTM, de acordo com a projeção de mapa de Snyder (1987) detalhada na seção 3.2.1. Essa abordagem é



(a) Cálculo de orientação



(b) Trajetória local do pedestre

Figura 4.6: Orientação e Trajetória local do pedestre

muito usada em trabalhos de cartografia, portanto existem diversas implementações dela. Por exemplo, a função de Matlab de Schimel (2012).

Este trabalho tira proveito do desenvolvimento de Schimel (2012), para criar uma nova função denominada *trajetoriaglobal.m* (ver Apêndice A), que permite gerar as coordenadas globais da trajetória do pedestre. Considerando que, os usuários desde o conforto de seus smartphones obtêm posições globais medidas conforme o sistema WGS84 no formato latitude e longitude (ϕ, λ), estes dados são definidos como parâmetros de entrada da função (ver colunas oito e nove da Figura 4.3). Os parâmetros de saída são os vetores $[X], [Y]$, que armazenarão as coordenadas UTM calculadas. A Figura 4.7 apresenta as coordenadas geodésicas do mesmo percurso descrito acima, assim como as correspondentes coordenadas UTM obtidas

ao executar *trajetoriaglobal.m*.

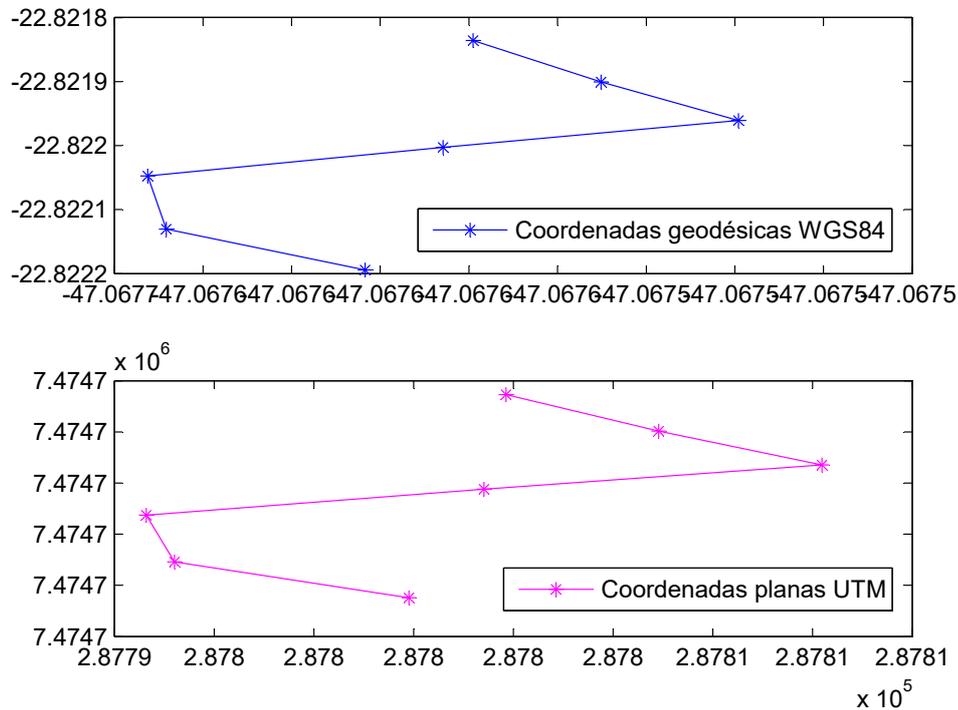


Figura 4.7: Coordenadas geodésicas WGS84 e coordenadas UTM da trajetória do usuário

4.2.3 Transformação de coordenadas locais a globais

A transformação de coordenadas locais a globais é desenvolvido na função *local2global.m* de Matlab, onde implementa-se a transformação ótima de Horn (1987). O primeiro passo é definir a mesma quantidade de pontos nos dois sistemas de coordenadas, uma vez que na trajetória local foram obtidos 60 pontos e na trajetória global só 7 pontos. Desse modo, só são escolhidas as 7 posições locais correspondentes com as estampas de tempo dos pontos globais, como pode ser visto na Figura 4.8

As equações 3.40, 3.41, 3.42 e 3.43 são definidas, de modo que a nova forma das coordenadas locais e globais é armazenada nas variáveis *LocalPrima* e *GlobalPrima*. Logo a operação de rotação é executada, através do cálculo do ângulo α entre as novas coordenadas locais e globais (segundo a equação 3.52), e do cômputo do ângulo de rotação θ (conforme a equação 3.56). A Figura 4.9 amostra as coordenadas locais multiplicadas pelo cosseno do ângulo de rotação θ , ou seja as coordenadas locais rotadas.

Depois disso, a operação de escala pode ser implementada de acordo com 3.50, obtendo as coordenadas locais escaladas e rotadas (ver Figura 4.9). A translação é definida usando 3.47, e finalmente a transformação ótima é completada tal como apresenta a Figura 4.9.

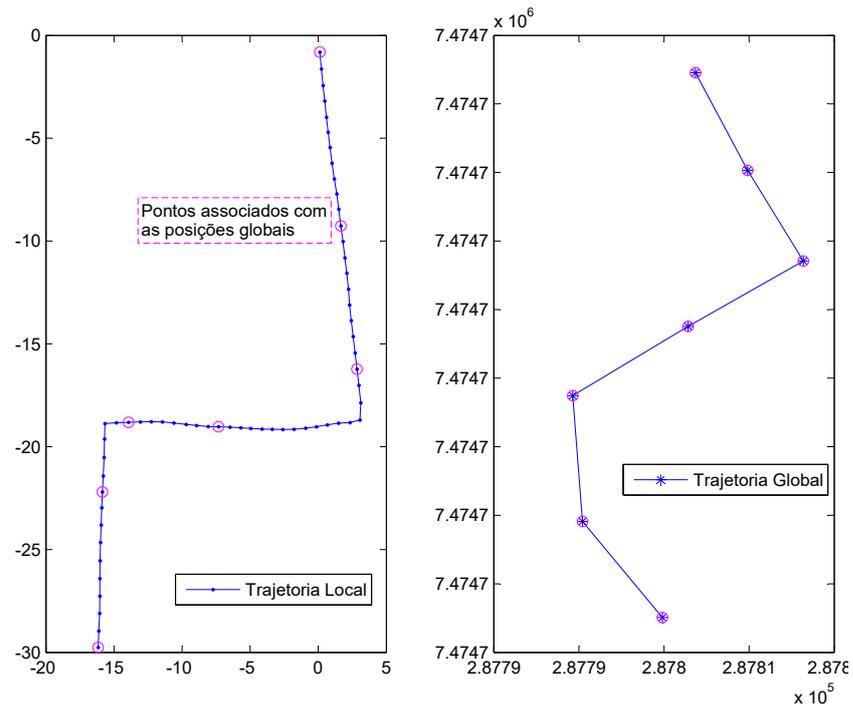


Figura 4.8: Associação de pontos locais com pontos globais

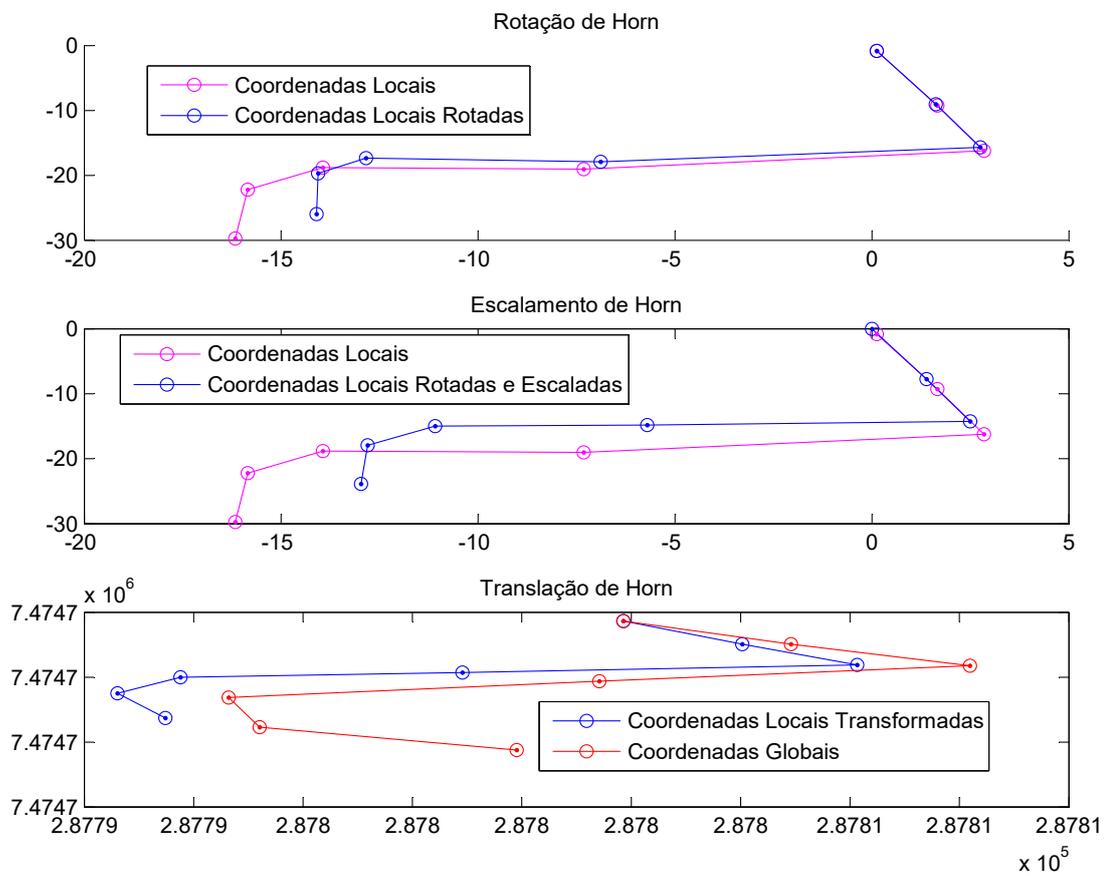


Figura 4.9: Transformação ótima de Horn

4.3 Resultados

4.3.1 Avaliação da detecção de passo e da estimativa de comprimento de passo

Na trajetória reta de 10m, o algoritmo consegue estimar os passos efetuados pelos usuários com um erro médio de 2.11 passos, na maioria dos casos os passos estimados são menores do que os reais. Enquanto, o erro médio da distância estimada pelo algoritmo é de 0.8085m. No percurso reto de 50m, o erro médio de estimação de passo do algoritmo é de 4.8889 passos, e o erro médio de estimação de distância é de 3.2883m. A Figura 4.10 apresenta os passos e distâncias reais em vermelho, os passos e distâncias estimadas em azul, e os erro de passo e de distância respectivamente.

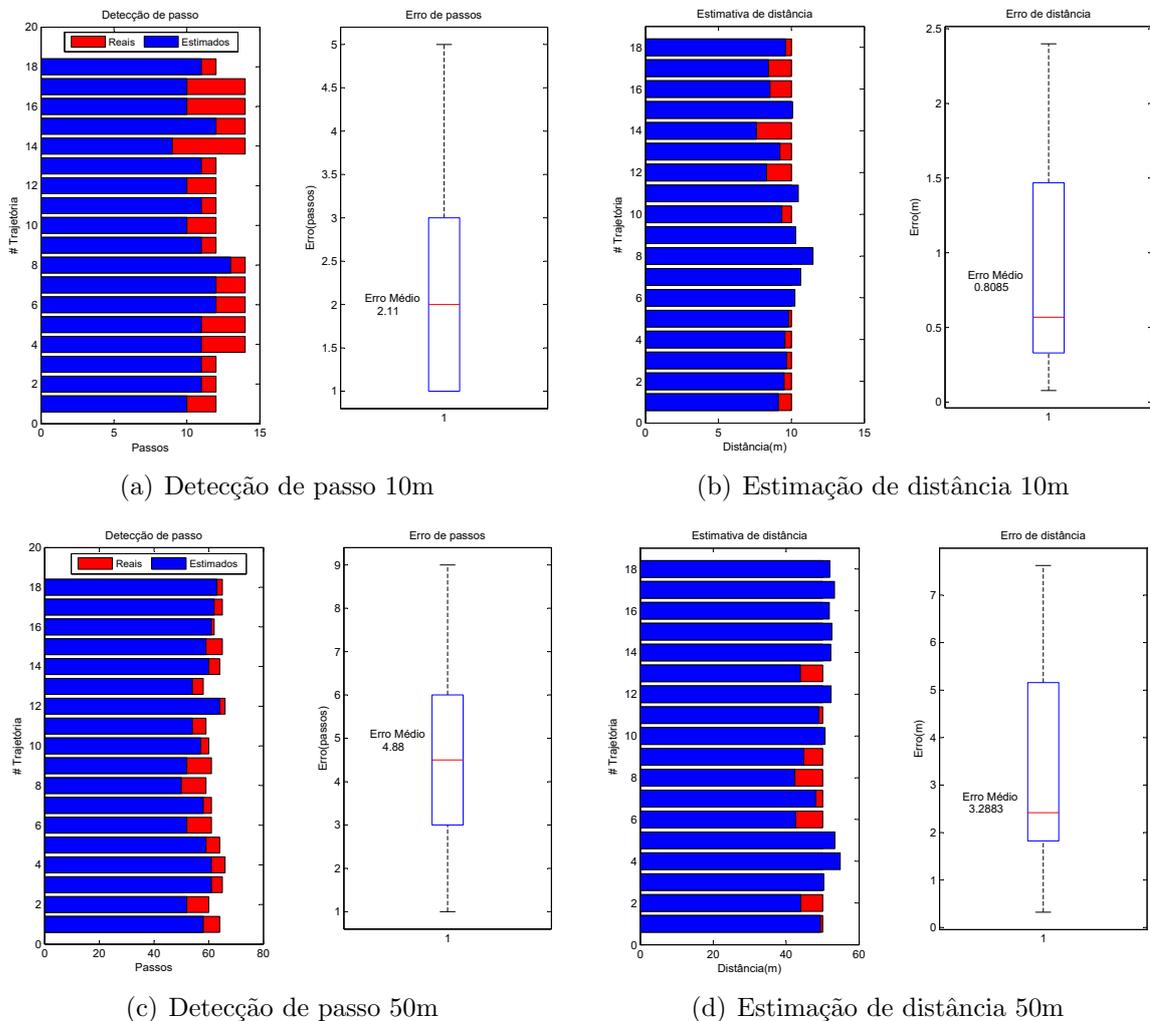


Figura 4.10: Detecção de passo e estimativa de distância em trajetórias retas

Na trajetória exterior de 100m com quatro rotações (ver Figura 4.2), o algoritmo consegue um erro médio de detecção de passo de 10.2917 passos e um erro médio de distância de 4.4222m, como é apresentado na Figura 4.11.

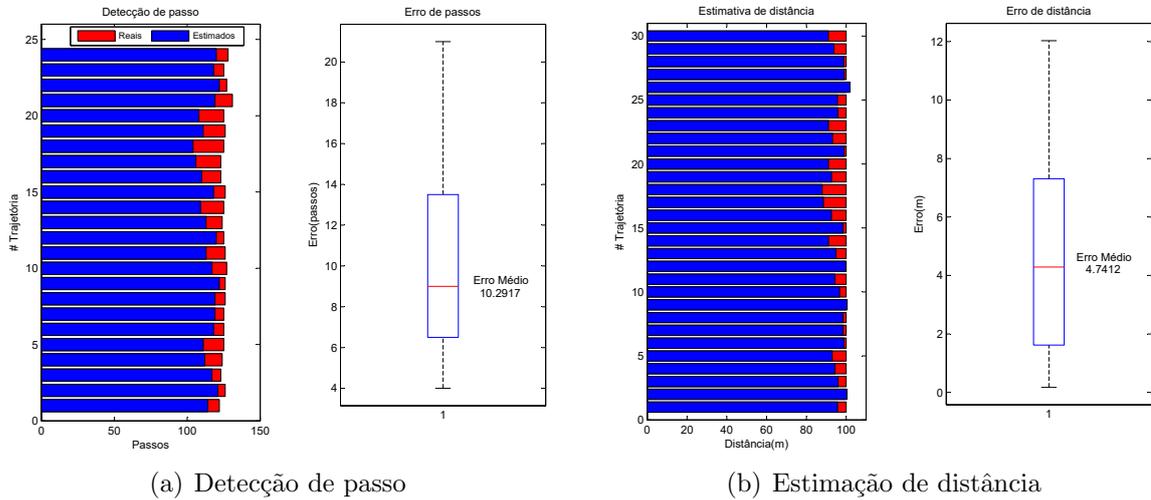


Figura 4.11: Detecção de passo e estimativa de distância em trajetória de 100m

Considerando todas as experiências efetuadas o erro médio de passo atingido pelo algoritmo é de 5.7635, enquanto o erro médio de distância é de 2.8397m.

4.3.2 Avaliação da geração de coordenadas locais e globais

Para testar a geração de coordenadas locais e globais, foi considerada a trajetória de 100m descrita previamente (ver Figura 4.2). As vinte e quatro experiências efetuadas foram introduzidas na função *trajetorialocal*, obtendo um erro médio de posicionamento final de 12.8588m no eixo X e de 7.8011m no eixo Y. A Figura 4.12 apresenta as seis trajetórias locais obtidas para cada pedestre, e evidencia o algoritmo desenvolvido consegue detetar as quatro rotações do percurso. Porém, nem sempre reflete um ângulo de giro de 90° , o qual afeta significativamente a estimativa de posição do pedestre.

Os dados de GPS coletados pelos usuários foram convertidos a coordenadas planas UTM através da função *trajetorialglobal*. As coordenadas globais obtidas para cada pedestres são apresentadas na Figura 4.13.

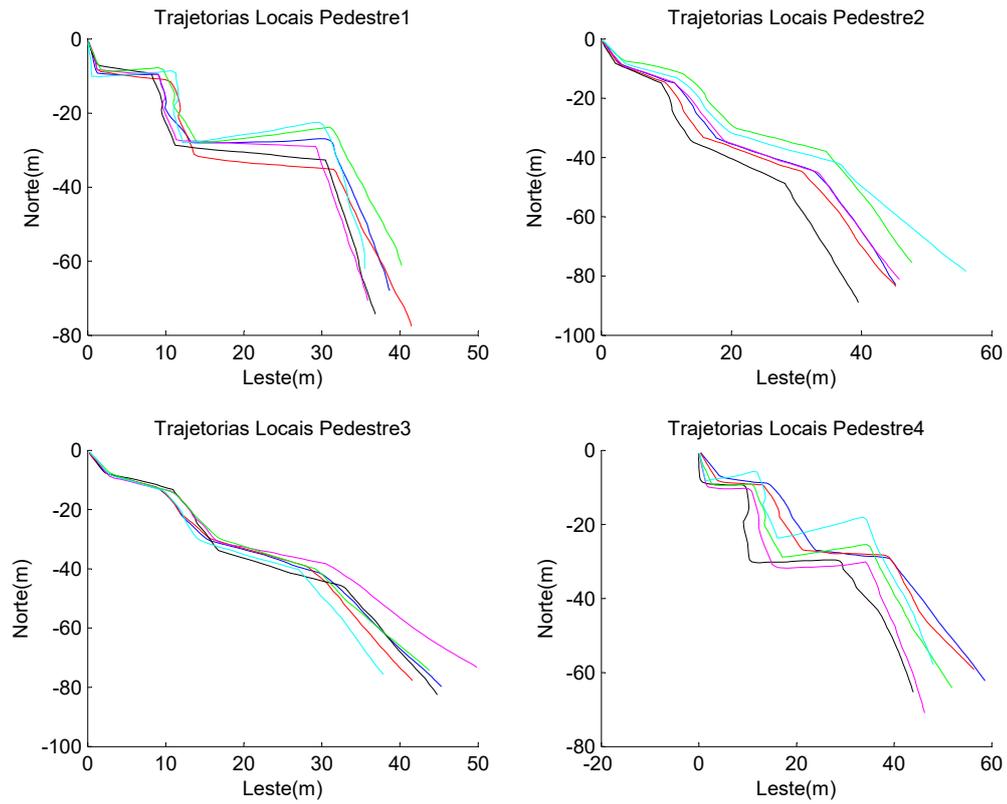


Figura 4.12: Estimação de coordenadas locais em trajetória de 100m

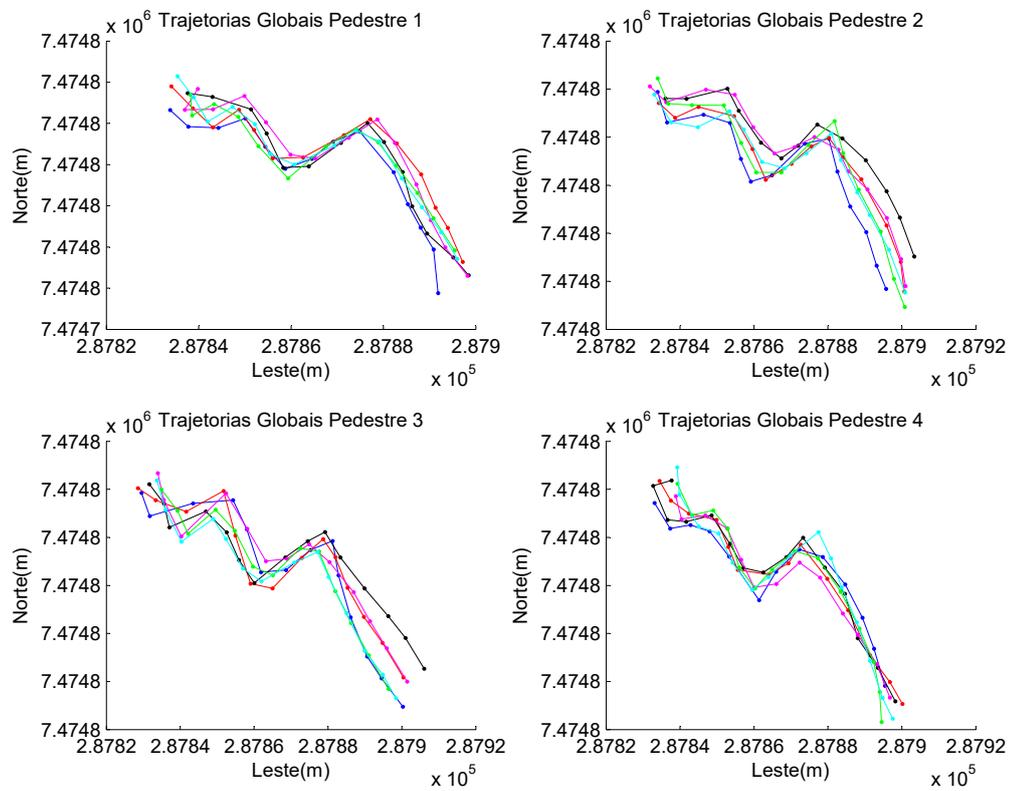


Figura 4.13: Estimação de coordenadas globais em trajetória de 100m

4.3.3 Avaliação da transformação de coordenadas locais a globais

Para a transformação de coordenadas locais a globais foi usada a função *local2global* obtendo finalmente as trajetórias transformadas e melhoradas. A Figura 4.14 amostra quatro dessas trajetórias transformadas em cor azul. No Apêndice A são apresentadas as coordenadas transformadas de todos os pedestres.

Graficando estas coordenadas transformadas no mapa real, pode ser visto que geralmente elas refletem melhor o percurso do usuário, tal como amostra a Figura 4.15.

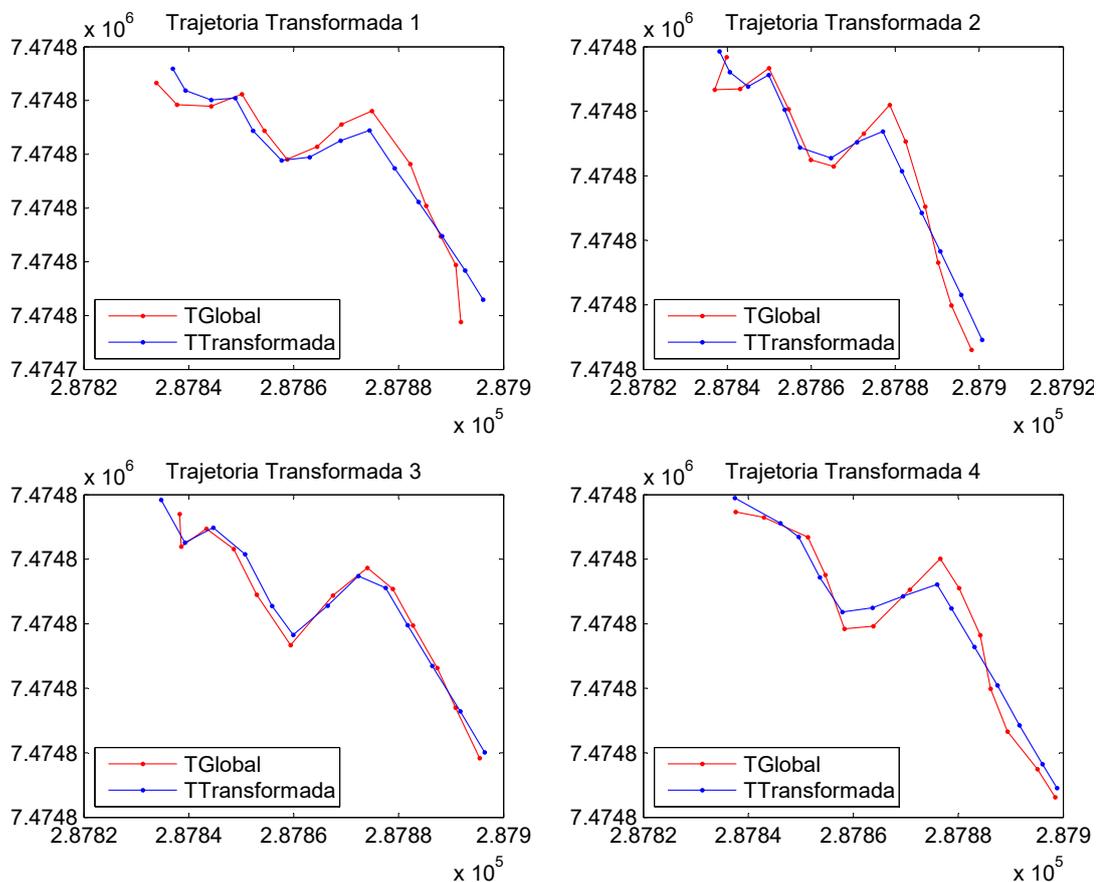


Figura 4.14: Coordenadas transformadas em trajetória exterior de 100m



Figura 4.15: Coordenadas transformadas no plano real

Capítulo 5

Conclusões

Sendo a navegação contínua e precisa de pedestres em áreas exteriores, em particular quando se trata de idosos e pessoas com deficiências auditivas e visuais, uma tarefa que ainda exige grandes esforços de desenvolvimento, este trabalho apresenta uma aproximação de posicionamento integrado que poderia tornar viável o posicionamento preciso de dispositivos móveis em áreas urbanas, considerando o aumento do uso de smartphones com GPS e sensores inerciais. Como dissemos, esta abordagem poderia viabilizar a navegação de idosos e deficientes visuais em áreas urbanas, e de forma específica poderia ser otimizada para a integração de pedestres ao transporte público.

No desenvolvimento do trabalho diferentes abordagens do navegação de pedestres baseadas em sensores inerciais foram analisadas, o qual constitui uma significativa contribuição na criação de conhecimento. A abordagem de Pedestrian Dead Reckoning desenvolvida no algoritmo de geração de coordenadas local reflete adequadamente o percurso de pedestres em ambientes exteriores, contudo sua precisão ainda pode ser melhorada. O erro obtido se deve em grande parte à computação da orientação, pois a posição do usuário pode ser calculada de forma mais precisa quando não há rotações durante o percurso.

A aceleração nos três eixos de um telefone celular ajuda a detectar passos de pedestres e estimar seu comprimento com precisão razoável. A taxa de amostragem da aceleração constitui um fator importante no desempenho do algoritmo de detecção de passo, nas experiências deste trabalho foram coletados dados a 10Hz, 20Hz e 50Hz, obtendo uma contagem de passo mais precisa a 20Hz. Também, o tamanho da janela escolhido para calcular a média e o desvio padrão do sinal de aceleração é um fator de impacto no algoritmo de contagem de passo, pois este influencia o cálculo dos limites de magnitude e tempo que permitem eliminar picos contínuos

derivados de movimentos de agitação ou vibração. Uma janela de 1.55s (31 amostras) mostrou um bom desempenho para uma frequência de 20Hz. O cálculo dinâmico dos limites de magnitude e tempo facilita a adaptação do algoritmo de detecção de passo a diferentes velocidades e tipos de pedestres.

A correlação existente entre a aceleração máxima, mínima e média do comprimento de passo de um indivíduo, permite estimar a distância percorrida por um pedestre de forma aproximada. Nas experiências desenvolvidas neste trabalho, o erro de estimativa de distância é menor em percursos curtos sem rotações, contudo isso poderia ser melhorado reiniciando a estimativa cada vez que uma rotação é identificada. O valor da constante no método de Scarlett é crucial para o desempenho da estimativa de comprimento de passo, aqui foi usado um valor de 1.5.

O reconhecimento da orientação é uma das tarefas mais exigentes na navegação de pedestres, pois pequenas mudanças de orientação produzem grandes efeitos na estimativa de posição. O algoritmo de reconhecimento de orientação aqui abordado permite determinar acertadamente a orientação do usuário em ambientes exteriores, mas ainda apresenta desvios significativos. A filtragem de mediana móvel ajuda a diminuir o ruído dos dados brutos do sensor de campo magnético, quando uma janela adequada é definida. Nesta aproximação foi observado que uma boa escolha de janela é 1s.

O algoritmo de geração de coordenadas local desenvolvido reflete adequadamente o percurso de pedestres em ambientes exteriores, contudo sua precisão ainda pode ser melhorada. O erro obtido se deve em grande parte à computação da orientação, pois a posição do usuário pode ser calculada de forma mais precisa quando não há rotações durante o percurso.

A transformação ótima de Horn é útil na conversão de coordenadas locais à globais com erro mínimo. Antes de aplicar a transformação de Horn é fundamental associar cada tempo em que esta disponível o sinal GPS com o correspondente tempo de passo do sistema local, com o objetivo de estabelecer a mesma quantidade de pontos nos dois sistemas de coordenadas. Uma vez as coordenadas locais tem sido rotadas, transladas e escaladas, constituem uma boa descrição do percurso do usuário no plano global real.

Este trabalho de pesquisa apresentou uma aproximação para navegação de pedestres em ambientes exteriores baseada nas medições de aceleração, campo magnético e GPS, a qual consegue traçar o percurso global do usuário com precisão razoável.

5.1 Trabalhos Futuros

Tendo em conta que, o posicionamento preciso e contínuo de pedestres em ambientes exteriores é uma solução desejável e aplicável à diferentes áreas, e que hoje em dia é comum o uso de telefones inteligentes, o algoritmo abordado neste trabalho poderia ser implementado como um aplicativo para smartphones, que apresente ao usuário seu posicionamento melhorado em tempo real.

Em trabalhos futuros é desejável a otimização do reconhecimento da orientação do pedestre, dado que o erro de estimação de posição em grande medida deve-se ao cálculo de orientação. Uma das principais desvantagens do algoritmo de geração de coordenadas locais é que assume uma posição fixa do smartphone na mão do usuário, desconsiderando a mudança de posição causada por atividades comuns como ligar, jogar , etc. Por isto, a otimização deste algoritmo frente a diferentes colocações do smartphone viabilizaria seu uso no ambiente real.

O algoritmo de geração de coordenadas local é promissor no seguimento de pedestres em ambientes interiores, onde o sinal GPS pode tornar-se indisponível. Pode ser otimizado incluindo outras tecnologias disponíveis nos smartphones como Near field communication NFC.

Bibliografía

- Aboelmagd Noureldin, Tashfeen B. Karamat, J. G. (2013). *Fundamentals of Inertial Navigation, Satellite-based Positioning and Their Integration*. Springer.
- Ayub, S., Zhou, X., Honary, S., Bahraminasab, A., and Honary, B. (2012a). Indoor pedestrian displacement estimation using smart phone inertial sensors. *International Journal of Innovative Computing and Applications*, 4(1):35–42.
- Ayub, S., Zhou, X., Honary, S., Bahraminasab, A., and Honary, B. (2012b). *Sensor Placement Modes for Smartphone Based Pedestrian Dead Reckoning*, pages 123–132. Springer Netherlands, Dordrecht.
- Bai, Y. W., Yu, C. H., and Wu, S. C. (2014). Using a three-axis accelerometer and gps module in a smart phone to measure walking steps and distance. In *Electrical and Computer Engineering (CCECE), 2014 IEEE 27th Canadian Conference on*, pages 1–6.
- Bao, H. and Wong, W.-C. (2014). A novel map-based dead-reckoning algorithm for indoor localization. *Journal of Sensor and Actuator Networks*, 3(1):44–63.
- Beauregard, S. and Haas, H. (2006). Pedestrian dead reckoning: A basis for personal positioning. In *Proceedings of the 3rd Workshop on Positioning, Navigation and Communication*, pages 27–35.
- Caballero, W. (1975). *Introducción a la estadística*. OEA Instituto Interamericano de Cooperacion Para la Agricultura Serie de Libros Y Materiales Educativos. IICA.
- Chen, W., Chen, R., Chen, Y., Kuusniemi, H., and Wang, J. (2010). An effective pedestrian dead reckoning algorithm using a unified heading

-
- error model. In *Position Location and Navigation Symposium (PLANS), 2010 IEEE/ION*, pages 340–347. IEEE.
- China Satellite Navigation Office (2016). Beidou navigation satellite system. <http://en.beidou.gov.cn/>.
- Chon, Y., Talipov, E., and Cha, H. (2012). Autonomous management of everyday places for a personalized location provider. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 42(4):518–531.
- Constandache, I., Choudhury, R. R., and Rhee, I. (2010). Towards mobile phone localization without war-driving. In *Infocom, 2010 proceedings ieee*, pages 1–9. IEEE.
- De Lima, C. B. and Villaça, M. V. (2008). *Avr e Arduino: Técnicas de Projeto*.
- Du, J., He, W., Shen, J., and Liu, H. (2015). Pipdr: A placement-independent pedestrian dead reckoning system in mobile phones. *Ad Hoc & Sensor Wireless Networks*, 26:73–96.
- El-Rabbany, A. (2002). *Introduction to GPS. The global positioning system*. Artech House, 1st edition.
- European Space Agency (2016). Galileo navigation. http://www.esa.int/Our_Activities/Navigation/Galileo/What_is_Galileo.
- Fang, L., Antsaklis, P. J., Montestruque, L. A., McMickell, M. B., Lemmon, M., Sun, Y., Fang, H., Koutroulis, I., Haenggi, M., Xie, M., et al. (2005). Design of a wireless assisted pedestrian dead reckoning system—the navmote experience. *IEEE transactions on Instrumentation and Measurement*, 54(6):2342–2358.
- Feliz Alonso, R., Zalama Casanova, E., and Gómez García-Bermejo, J. (2009). Pedestrian tracking using inertial sensors.
- Grejner-Brzezinska, D. A., Toth, C., and Moafipoor, S. (2007). Pedestrian tracking and navigation using an adaptive knowledge system based on neural networks. *Journal of Applied Geodesy jag*, 1(3):111–123.
- Groves, P. D. (2007). *Principles of GNSS, Inertial, and Multi-Sensor Integrated Navigation Systems (GNSS Technology and Applications)*. Artech Print on Demand.

- Hofmann-Wellenhof, B., Lichtenegger, H., and Collins, J. (1994). *Global Positioning System: Theory and Practice*. Springer Vienna.
- Hofmann-Wellenhof, B., Lichtenegger, H., and Wasle, E. (2008). *GNSS — Global Navigation Satellite Systems: GPS, GLONASS, Galileo, and more*. Springer-Verlag Wien, 1 edition.
- Horn, B. K. P. (1987). Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions. *J. Opt. Soc. Am. A*, 4(4):629–642.
- Hsu, H.-H., Peng, W.-J., Shih, T. K., Pai, T.-W., and Man, K. L. (2014). Smartphone indoor localization with accelerometer and gyroscope. In *Network-Based Information Systems (NBIS), 2014 17th International Conference on*, pages 465–469. IEEE.
- Information and Analysis Center for Positioning, Navigation and Timing (2016). Glonass constellation status. <https://www.glonassiac.ru/en/GLONASS/>.
- InvenSense Inc (2014). Invensense motion sensor universal evaluation board (uevb) user guide. <https://www.invensense.com/products/motion-tracking/6-axis/mpu-6500/>.
- Jimenez, A. R., Seco, F., Prieto, C., and Guevara, J. (2009). A comparison of pedestrian dead-reckoning algorithms using a low-cost mems imu. In *Intelligent Signal Processing, 2009. WISP 2009. IEEE International Symposium on*, pages 37–42.
- Jin, Y., Toh, H.-S., Soh, W.-S., and Wong, W.-C. (2011). A robust dead-reckoning pedestrian tracking system with low cost sensors. In *Pervasive Computing and Communications (PerCom), 2011 IEEE International Conference on*, pages 222–230. IEEE.
- Kang, W. and Han, Y. (2015). Smartpdr: Smartphone-based pedestrian dead reckoning for indoor localization. *IEEE Sensors journal*, 15(5):2906–2916.
- Kaplan, E. D. and Hegarty, C. (2006). *Understanding GPS : principles and applications*. Artech House Publishers, Boston. Fichier .pdf de feuillets correctifs 2 pour ce titre à : http://www.artechhouse.com/getblob.aspx?strName:Kaplan_Errata2ed1.pdf.
- Karney, C. F. F. (2011). Transverse Mercator with an accuracy of a few nanometers. *Journal of Geodesy*, 85:475–485.

-
- Kim, J. W., Jang, H. J., Hwang, D.-H., and Park, C. (2004). A step, stride and heading determination for the pedestrian navigation system. *Positioning*, 1(08):0.
- Lachapelle, G., Godha, S., and Cannon, M. (2006). Performance of integrated hsgps-imu technology for pedestrian navigation under signal masking. In *Proc. of the European Navigation Conference*.
- Ladetto, Q. (2000). On foot navigation: continuous step calibration using both complementary recursive prediction and adaptive kalman filtering. In *Proceedings of ION GPS*, volume 2000, pages 1735–1740.
- Lee, H.-h., Choi, S., and Lee, M.-j. (2015). Step detection robust against the dynamics of smartphones. *Sensors*, 15(10):27230.
- Leick, A. (2004). *GPS Satellite Surveying*. John Wiley Sons, 3rd edition edition.
- Lenz, J. and Edelstein, S. (2006). Magnetic sensors and their applications. *IEEE Sensors Journal*, 6(3):631–649.
- Mladenov, M. and Mock, M. (2009). A step counter service for java-enabled devices using a built-in accelerometer. In *Proceedings of the 1st International Workshop on Context-Aware Middleware and Services: Affiliated with the 4th International Conference on Communication System Software and Middleware (COMSWARE 2009)*, CAMS '09, pages 1–5, New York, NY, USA. ACM.
- Mode, E. (1990). *Elementos de probabilidad y estadística*. Reverté.
- National Coordination Office for Space-Based Positioning, Navigation and Timing (2014). Official u.s. government information about the global positioning system GPS and related topics. <http://www.gps.gov/systems/gps>.
- Nihtianov, S. and Luque, A. (2014). *Smart sensors and mems: intelligent devices and microsystems for industrial applications*. Woodhead Publishing.
- Ojeda, L. and Borenstein, J. (2007). Personal dead-reckoning system for gps-denied environments. In *2007 IEEE International Workshop on Safety, Security and Rescue Robotics*, pages 1–6. IEEE.
- Ookura, H., Yamamoto, H., and Yamazaki, K. (2012). Development and evaluation of walking path estimation system using sensors of android device and vector map matching. In *The International Conference on Information Network 2012*, pages 25–29.

-
- Ortega, F. R., Abyarjoo, F., Barreto, A., Rische, N., and Adjouadi, M. (2016). *Interaction Design for 3D User Interfaces: The World of Modern Input Devices for Research, Applications, and Game Development*. A. K. Peters, Ltd., Natick, MA, USA.
- Park, M. C., Chirakkal, V. V., and Han, D. S. (2015). Robust pedestrian dead reckoning for indoor positioning using smartphone. In *2015 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE)*, pages 80–81.
- Passariello, G. and Mora, F. (1995). *Imágenes médicas. Adquisición, Análisis*. Equinoccio.
- Pei, L., Chen, R., Liu, J., Tenhunen, T., Kuusniemi, H., and Chen, Y. (2010). Inquiry-based bluetooth indoor positioning via rssi probability distributions. In *Advances in Satellite and Space Communications (SPACOMM), 2010 Second International Conference on*, pages 151–156. IEEE.
- Petrovski, I. G. and Toshiaki, T. (2012). *Digital satellite navigation and geophysics : a practical guide with GNSS signal simulator and receiver laboratory*. Cambridge University Press, 1 edition.
- Pratama, A. R., Widyawan, and Hidayat, R. (2012). Smartphone-based pedestrian dead reckoning as an indoor positioning system. In *System Engineering and Technology (ICSET), 2012 International Conference on*, pages 1–6.
- Qian, J., Ma, J., Ying, R., Liu, P., and Pei, L. (2013). An improved indoor localization method using smartphone inertial sensors. In *Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 2013 International Conference on*, pages 1–7.
- Rai, A., Chintalapudi, K. K., Padmanabhan, V. N., and Sen, R. (2012). Zee: zero-effort crowdsourcing for indoor localization. In *Proceedings of the 18th annual international conference on Mobile computing and networking*, pages 293–304. ACM.
- Scarlett, J. (2007). Enhancing the performance of pedometers using a single accelerometer. *Application Note, Analog Devices*.
- Schimmel, A. (2012). Convert wgs84 coordinates (latitude, longitude) into utm coordinates (northing, easting). <https://es.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/14804-wgs2utm-version-2->.

-
- Sheu, J. S., Huang, G. S., Jheng, W. C., and Hsiao, C. H. (2014). Design and implementation of a three-dimensional pedometer accumulating walking or jogging motions. In *Computer, Consumer and Control (IS3C), 2014 International Symposium on*, pages 828–831. IEEE.
- Shin, S. H., Park, C. G., Kim, J. W., Hong, H. S., and Lee, J. M. (2007). Adaptive step length estimation algorithm using low-cost mems inertial sensors. In *2007 IEEE Sensors Applications Symposium*, pages 1–5.
- Snyder, J. P. (1987). *Map Projections - A Working Manual (U.S. Geological Survey Professional Paper 1395)*. US Government Printing Office.
- Susi, M., Renaudin, V., and Lachapelle, G. (2013). Motion mode recognition and step detection algorithms for mobile phone users. *Sensors*, 13(2):1539–1562.
- Tian, Q., Salcic, Z., Kevin, I., Wang, K., and Pan, Y. (2015a). An enhanced pedestrian dead reckoning approach for pedestrian tracking using smartphones. In *Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing (ISSNIP), 2015 IEEE Tenth International Conference on*, pages 1–6. IEEE.
- Tian, Q., Salcic, Z., Wang, K. I.-K., and Pan, Y. (2015b). A hybrid indoor localization and navigation system with map matching for pedestrians using smartphones. *Sensors*, 15(12):30759–30783.
- Tian, Z., Zhang, Y., Zhou, M., and Liu, Y. (2014). Pedestrian dead reckoning for marg navigation using a smartphone. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2014(1):1.
- Tran, K., Le, T., and Dinh, T. (2012). A high-accuracy step counting algorithm for iphones using accelerometer. In *2012 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology (ISSPIT)*, pages 000213–000217. IEEE.
- Tumkur, K. and Subbiah, S. (2012). Modeling human walking for step detection and stride determination by 3-axis accelerometer readings in pedometer. In *2012 Fourth International Conference on Computational Intelligence, Modelling and Simulation*, pages 199–204.
- Vanicek, P. and Krakiwsky, E. J. (1986). *Geodesy The Concepts*. Elsevier Science Publisher, second edition.

-
- Wang, H., Sen, S., Elgohary, A., Farid, M., Youssef, M., and Choudhury, R. R. (2012). No need to war-drive: unsupervised indoor localization. In *Proceedings of the 10th international conference on Mobile systems, applications, and services*, pages 197–210. ACM.
- Wei Quan, Jianli Li, X. G. J. F. a. (2015). *INS/CNS/GNSS Integrated Navigation Technology*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 1 edition.
- Willow Technologies (2012). Yas532 – ultra miniature tri-axial geomagnetic sensor. <http://www.willow.co.uk/html/yas532-geomagnetic-sensor-miniature-3-axis.html>.
- Wu, C., Yang, Z., Xu, Y., Zhao, Y., and Liu, Y. (2015). Human mobility enhances global positioning accuracy for mobile phone localization. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 26(1):131–141.
- Yang, L., Li, Y., and Rizos, C. (2014). Walking status detection for pedestrian navigation. In *China Satellite Navigation Conference (CSNC) 2014 Proceedings: Volume III*, pages 485–497. Springer.
- Yang, X. and Huang, B. (2015). An accurate step detection algorithm using unconstrained smartphones. In *The 27th Chinese Control and Decision Conference (2015 CCDC)*, pages 5682–5687.
- Zhong, S., Wang, L., Bernardos, A. M., and Song, M. (2010). An accurate and adaptive pedometer integrated in mobile health application. In *Wireless Sensor Network, 2010. IET-WSN. IET International Conference on*, pages 78–83. IET.
- Zhuang, Y., Chang, H. W., and El-Sheimy, N. (2013). *A MEMS Multi-Sensors System for Pedestrian Navigation*, pages 651–660. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg.

Apêndice A

Trajetórias transformadas

Este apêndice apresenta as coordenadas globais e as coordenadas locais transformadas (em roxo), de quatro usuários durante o percurso de teste de 100m com quatro rotações (ver 4.2). Cada Figura contém os resultados das seis experiências efetuadas por um usuário.

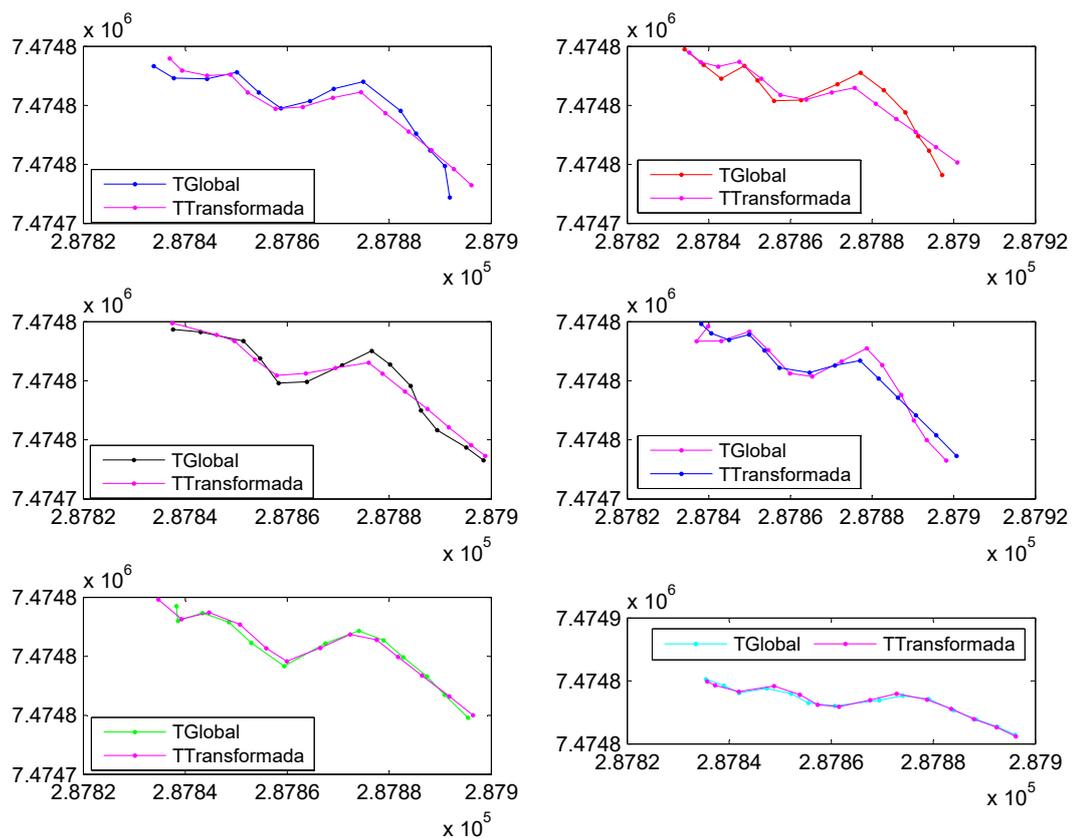
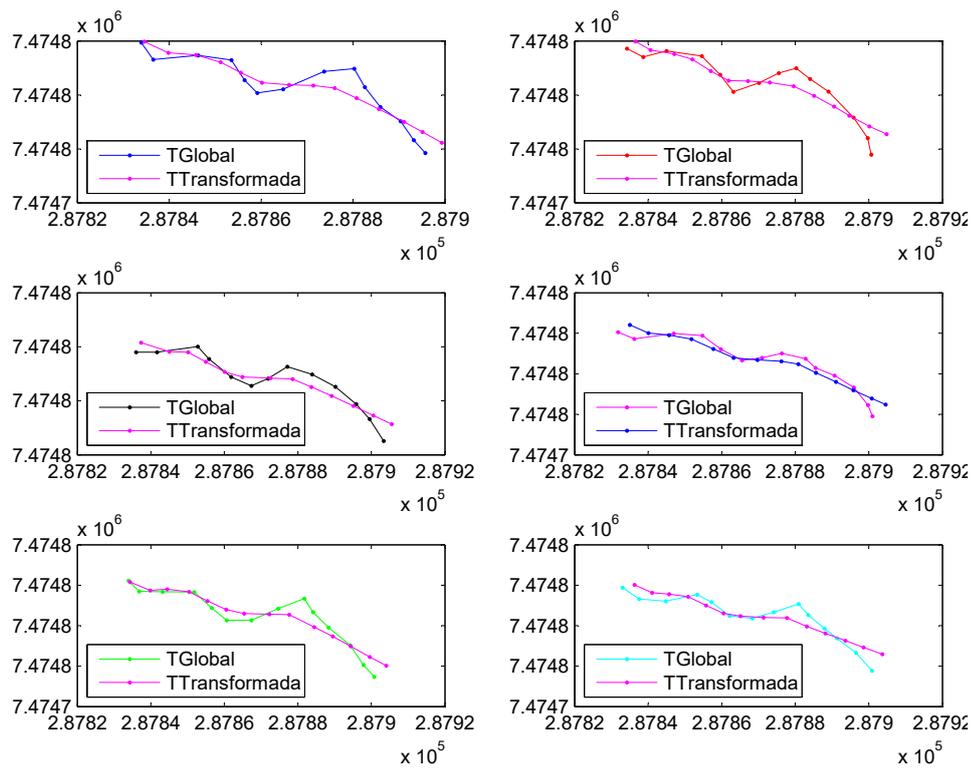
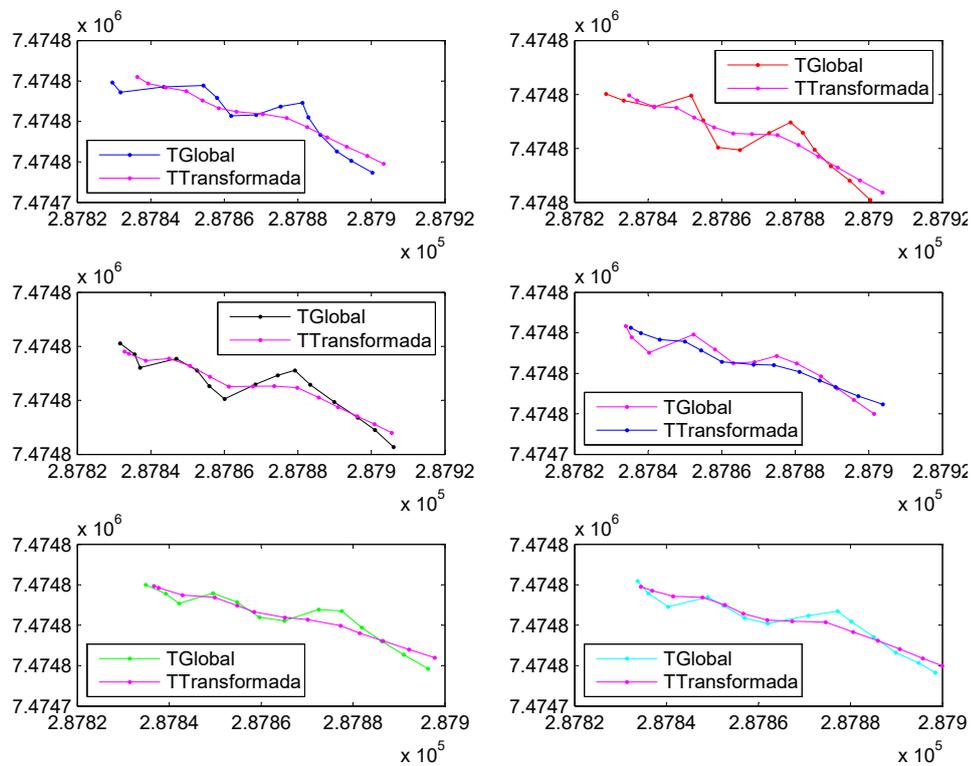


Figura A.1: Coordenadas transformadas de usuário 1 em trajetória exterior de 100m



(a) Usuário 2



(b) Usuário 3

Figura A.2: Coordenadas transformadas de usuários 2 e 3 em trajetória exterior de 100m

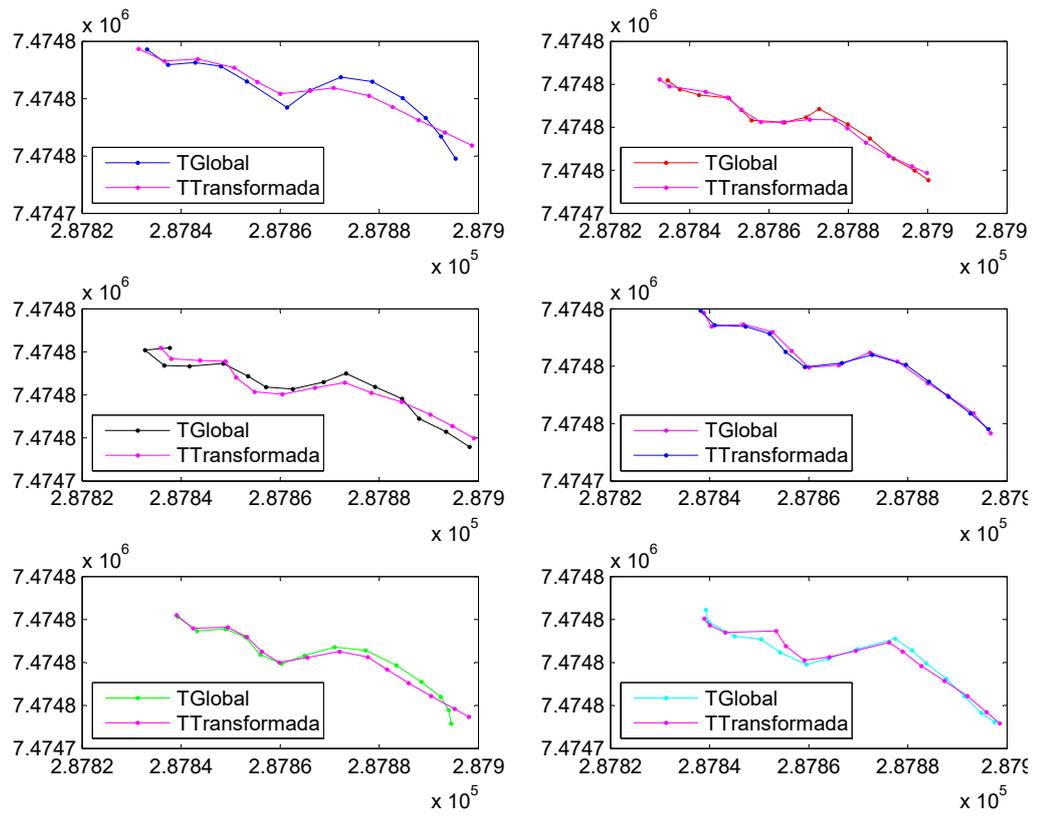


Figura A.3: Coordenadas transformadas de usuário 4 em trajetória exterior de 100m