



PROJETO FINAL DE GRADUAÇÃO

**Implementação e Comparação
de Algoritmos de Detecção de Passos
para Pulseiras Inteligentes**

Danilo Gameiro Rega

Brasília, novembro de 2018

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA

FACULDADE DE TECNOLOGIA

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
Faculdade de Tecnologia

PROJETO FINAL DE GRADUAÇÃO

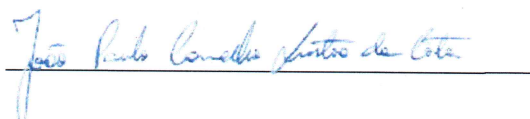
**Implementação e Comparação
de Algoritmos de Detecção de Passos
para Pulseiras Inteligentes**

Danilo Gameiro Rega

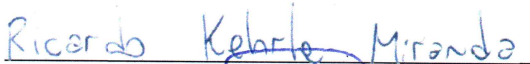
*Projeto Final de Graduação submetido ao Departamento de Engenharia
Elétrica como requisito parcial para obtenção
do grau de Engenheiro de Redes de Comunicação*

Banca Examinadora

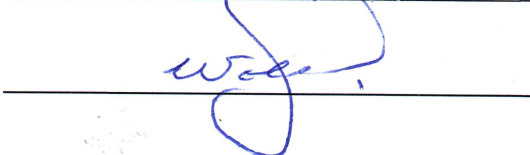
Prof. João Paulo Carvalho Lustosa da Costa, Dr.-
Ing, ENE/UnB
Orientador



Ricardo Kehrle Miranda, Dr.-Ing., ENE/ENM/UnB
Examinador Interno



Prof. William Ferreira Giozza, PhD, ENE/UnB
Examinador interno



FICHA CATALOGRÁFICA

REGA, DANILO GAMEIRO

Implementação e Comparação de Algoritmos de Detecção de Passos para Pulseiras Inteligentes [Distrito Federal] 2018.

xvi, 59 p., 210 x 297 mm (ENE/FT/UnB, Engenheiro, Engenharia Elétrica, 2018).

Projeto Final de Graduação - Universidade de Brasília, Faculdade de Tecnologia.

Departamento de Engenharia Elétrica

1. Contagem de Passos

2. Acelerômetro

3. Giroscópio

4. Tecnologias Vestíveis

I. ENE/FT/UnB

II. Título (série)

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

REGA, D.G. (2018). *Implementação e Comparação de Algoritmos de Detecção de Passos para Pulseiras Inteligentes*. Projeto Final de Graduação, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 59 p.

CESSÃO DE DIREITOS

AUTOR: Danilo Gameiro Rega

TÍTULO: Implementação e Comparação de Algoritmos de Detecção de Passos para Pulseiras Inteligentes.

GRAU: Engenheiro de Redes de Comunicação ANO: 2018

É concedida à Universidade de Brasília permissão para reproduzir cópias deste Projeto Final de Graduação e para emprestar ou vender tais cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. Os autores reservam outros direitos de publicação e nenhuma parte deste Projeto Final de Graduação pode ser reproduzida sem autorização por escrito dos autores.

Danilo Gameiro Rega

Depto. de Engenharia Elétrica (ENE) - FT

Universidade de Brasília (UnB)

Campus Darcy Ribeiro

CEP 70919-970 - Brasília - DF - Brasil

Dedicatória

Aos engenheiros que me inspiraram, meu pai Alexander e minha irmã Priscilla, as enfermeiras que amo, minha mãe Maria José e minha amada Jennifer Sayuri, a arquiteta que me orgulho, minha irmã Larissa.

Danilo Gameiro Rega

ABSTRACT

To ensure effective medical follow-up, it's important to observe the physical aspects of a patient. With limited human resources and a large number of patients, the physical space in hospitals are reserved for more serious patients, but medical follow-up is still necessary in all other cases. To facilitate the follow-up, wearable technology is used to allow remote monitoring of the patients. A microelectronic system is used in order to verify and monitor real parameters related to the health status of a patient. It is possible to verify remotely the detection of steps and analyze the data using a wearable device. An analysis of angular acceleration and velocity of the three axes approach is utilized considering the position of the sensor and its impact on performance. SPRIT based algorithms, peak detection, FFT analysis for acceleration, FFT analysis for angular velocity are implemented to verify their results. The anatomical position of the sensor (ankle or wrist), locomotion velocity and sensor data sampling rate are considered in order to choose the most suitable algorithm to implement in a smart watch.

RESUMO

Para garantir um acompanhamento médico eficaz, torna-se imprescindível a observação dos aspectos físicos de um paciente. Com recursos humanos limitados e um grande número de pacientes opta-se por priorizar o espaço físico nos hospitais para pacientes mais graves, todavia o acompanhamento médico mantém-se necessário nos demais casos. Desta forma, utiliza-se da tecnologia vestível de modo a permitir um acompanhamento remoto. De modo a verificar e monitorar parâmetros reais relacionados ao estado de saúde de um paciente, de forma remota, explora-se o uso de um sistema microeletrônico para verificar a detecção de passos em um dispositivo vestível, sendo feito um estudo dos sistemas de contagem de passos embasados na análise de acelerações e velocidade angular dos três eixos do sensor e da relevância do posicionamento do sensor e seu impacto no desempenho. Deste modo, é proposto um algoritmo embasado na estimação de parâmetros do sinal através de técnicas rotacionais de variância, do inglês Estimation of Signal Parametes by Rotational Invariance Techniques (ESPRIT), também implementa-se algoritmos de detecção de picos, análise da FFT para aceleração, análise da FFT para velocidade angular de forma a verificar o desempenho individual de cada técnica. Leva-se em consideração o posicionamento anatômico do sensor (tornozelo e punho) e a velocidade de locomoção de forma a eleger o algoritmo mais adequado para a implementação em uma pulseira inteligente.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	1
1.1	MOTIVAÇÃO	1
1.2	OBJETIVOS	2
1.3	ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	2
2	DETECÇÃO AUTOMÁTICA DE PASSOS	3
2.1	DEFINIÇÃO DO PROBLEMA	3
2.2	COMPORTAMENTO DA CINEMÁTICA	4
2.2.1	ACELERÔMETRO	5
2.2.2	GIROSCÓPIO	7
2.3	REQUISITOS DE PROCESSAMENTO	10
3	ALGORITMOS DE DETECÇÃO DE PASSOS	13
3.1	DETECÇÃO DE PICOS	13
3.1.1	DETECÇÃO DE PICOS BASEADOS NA COMBINAÇÃO DOS EIXOS X E Z	14
3.2	FFT COM ACELERÔMETRO	17
3.3	FFT COM GIROSCÓPIO	20
3.3.1	DETECÇÃO DE PASSOS	21
3.3.2	CONTAGEM DE PASSOS	25
3.4	ESPRIT	26
4	EXPERIMENTOS E RESULTADOS	29
4.1	METODOLOGIA	29
4.1.1	SENSORES	29
4.1.2	AQUISIÇÃO DE DADOS	31
4.1.3	CONFIGURAÇÃO DO EXPERIMENTO	33
4.1.4	PRÉ-PROCESSAMENTO	34
4.2	RESULTADOS EXPERIMENTAIS	35
4.2.1	SOB A PERSPECTIVA DOS VOLUNTÁRIOS	35
4.2.2	SOB A PERSPECTIVA DOS ALGORITMOS	36
4.2.3	PERCENTUAL DE SUCESSO DOS ALGORITMOS	39
5	CONCLUSÃO	41
5.1	PROJETOS FUTUROS	41
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	42
	APÊNDICES	47

LISTA DE FIGURAS

2.1	Ciclo da marcha sob a perspectiva de um membro inferior para uma pessoa com ausência de deficiência física. Disponível em [1]	4
2.2	Sistema de referência dos eixos X,Y e Z, de um acelerômetro embarcado em circuito integrado contendo MEMS. Disponível em [2]	6
2.3	Aceleração dos 3 eixos X,Y e Z , com o acelerômetro fixado no tornozelo.	6
2.4	Aceleração dos 3 eixos X,Y e Z, com o acelerômetro fixado no punho.	7
2.5	Sistema de referência dos eixos X,Y e Z, de um giroscópio embarcado em circuito integrado contendo MEMS. Disponível em [3]	8
2.6	Velocidade angular dos 3 eixos X, Y e Z, com o giroscópio fixado no tornozelo esquerdo.	9
2.7	Velocidade angular dos 3 eixos X, Y e Z, com o giroscópio fixado no punho esquerdo.	9
3.1	Diagrama de blocos do algoritmo de detecção de picos.	14
3.2	Diagrama de Bode para o filtro passa-baixa descrita na Equação 3.1.	15
3.3	Aceleração medida no eixo X (a), no eixo Z (b), filtrados em (c) e (d), pré-processados em (e) e (f), passos identificados nos sinais filtrados em (g) e (h)	16
3.4	Diagrama de blocos do algoritmo de análise espectral com acelerômetro.	17
3.5	Aceleração dos 3 eixos X, Y, Z e a resultante D dada pela Equação 3.3	18
3.6	Gráfico temporal da transformada de Fourier dos blocos de processamento realizados entre os instantes 6s e 16s, período em que a pessoa está andando. No primeiro gráfico traça-se a parte real da transformada de Fourier $S(f)$, do sinal calculado em 3.4 , no segundo a parte imaginária.	19
3.7	Dados dos eixos X, Y e Z adquiridos do giroscópio dada três diferentes situações enquanto a pessoa andava: segurando o giroscópio, com o giroscópio no bolso da calça e com o giroscópio no bolso da bermuda.	21
3.8	Fluxo do algoritmo 3.	21
3.9	Espectros de frequência da velocidade angular em 6 atividades físicas distintas. ...	23
3.10	Espectros de frequência da aceleração em 6 atividades físicas distintas.	24
4.1	Circuito projetado com um microprocessador Arduino Uno, um módulo Inercial MPU-6050 e um módulo bluetooth HC-05 com dois resistores de $1,2K\Omega$ e $2,2K\Omega$ que provê acesso remoto através do bluetooth.....	32
4.2	Pré-processamento realizados nos dados após aquisição de dados e prévio ao processamento dos algoritmos, corta-se o sinal evitando situações foras das condições estipuladas.	34

4.3	Gráfico do resultado dos algoritmos para o detector de picos (Algoritmo1), FFT com acelerômetro (Algoritmo2), FFT com giroscópio (Algoritmo3), sistema proposto utilizando ESPRIT (Algoritmo4) e de um equipamento de mercado para contagem de passos. A linha vermelha são os passos reais dados e a linha pontilhada uma margem de erro de 5%.	35
4.4	Gráfico do resultado para os 3 voluntários do algoritmo detector de picos(Algoritmo1). A linha vermelha são os passos reais dados e a linha pontilhada uma margem de erro de 5%.	36
4.5	Gráfico do resultado para os 3 voluntários do algoritmo de análise de espectro da frequência da aceleração (Algoritmo2). A linha vermelha são os passos reais dados e a linha pontilhada uma margem de erro de 5%.	37
4.6	Gráfico do resultado para os 3 voluntários do algoritmo de análise de espectro da frequência da velocidade angular (Algoritmo3). A linha vermelha são os passos reais dados e a linha pontilhada uma margem de erro de 5%.	38
4.7	Gráfico do resultado para os 3 voluntários do algoritmo ESPRIT (Algoritmo4). A linha vermelha são os passos reais dados e a linha pontilhada uma margem de erro de 5%.	38
4.8	Gráfico do resultado para os 3 voluntários com equipamento de mercado Fitbit. A linha vermelha são os passos reais dados e a linha pontilhada uma margem de erro de 5%.	39
4.9	Gráfico do desempenho para os 4 algoritmos: Detecção de Picos(Algoritmo1), FFT com acelerômetro(Algoritmo2), FFT com giroscópio (Algoritmo3), ESPRIT (Algoritmo4) e do equipamento de mercado Fitbit. Com o sensor fixado no tornozelo e no punho.	40

LISTA DE TABELAS

4.1	Tabela descrevendo características dos voluntários em sexo, idade, altura e peso. ...	33
4.2	Cenários de configurações possíveis nos experimentos realizados com os voluntários.	34

1 INTRODUÇÃO

Com o avanço tecnológico constante, miniaturização dos dispositivos de hardware, aumento da oferta de sensores e da crescente demanda de funcionalidades relacionadas à Internet das Coisas, do inglês Internet of Things (IoT), os objetos mais comuns, como relógios, geladeiras, interruptores agregam novas funcionalidades além das que foram originalmente projetados. Acessórios vestíveis já estão sendo utilizados como base para implementação de sistemas microeletrônicos capazes de aferir parâmetros fisiológicos do usuário, tais como temperatura [4, 5], pressão parcial [6, 7, 8], batimentos cardíacos por minutos [9, 10, 11, 12], etc. Esses dispositivos, dito vestíveis pela associação a um acessório vestível, possibilitam a implementação de sistemas capazes de monitorar em tempo real informações relevantes para a saúde do usuário.

Um dos parâmetros fisiológicos igualmente importante aos de batimento cardíaco, temperatura, pressão sanguínea é relacionado à atividade física. A atividade física possui um espectro amplo de formas distintas, desde os mais diversos esportes aos movimentos do cotidiano à locomoção. Neste estudo, utiliza-se a contagem de passos como um parâmetro indicativo da atividade física. Para determinar o evento de um passo, pode-se utilizar um giroscópio [13] ou um acelerômetro [14, 15] para captar o movimento dinâmico do corpo durante o ciclo da marcha. Neste estudo, utiliza-se tanto da velocidade angular, fornecida pelo giroscópio, quanto da aceleração, fornecida pelo acelerômetro.

1.1 MOTIVAÇÃO

Com o monitoramento remoto de características físicas do usuário, pode-se abranger de maneira significativa a assistência médica ao paciente, através dos parâmetros supracitados, tendo a equipe médica a percepção sobre o estado de saúde [16]. É possível, desse modo, perceber sintomas ou anomalias fisiológicas que necessitem um maior tempo de observação, algo que em um hospital necessitaria de uma internação. Com as tecnologias vestíveis, torna-se possível realizar esse monitoramento remoto, em casos de saúde mais estáveis.

Em tempos em que o sedentarismo afeta grande parte da população, a quantidade reduzida de atividade física de uma pessoa pode vir a ser um indicativo causador ou agravante de diabetes, doenças do miocárdio e até morte [17]. A atividade física possui enorme influência sobre o corpo, podendo gerar grandes benefícios para a melhora de uma pessoa. Neste trabalho, o parâmetro escolhido para mensurar a atividade física se dá pela quantidade de passos andados. Mensurar a atividade física através de sensores vestíveis possibilita um monitoramento médico fora do ambiente hospitalar, provendo conforto e comodidade para o paciente.

O acompanhamento médico através de tecnologias vestíveis pode auxiliar em tratamentos que

demandam um tempo de tratamento de longa duração como o processo de emagrecimento para combater a obesidade. A obesidade nos Estados Unidos já atingiu proporções epidêmicas e tende a evoluir para uma epidemia global [18]. Em um estudo realizado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), com um espaço amostral de 95,5 milhões de brasileiros com idade superior a 20 anos, a taxa de indivíduos categorizados com sobrepeso foi de 40,6%, na categoria de obesidade foram estimados cerca de 10,5 milhões de pessoas. A obesidade não pode ser relacionada em si com uma doença, porém ela possui uma forte correlação com demais doenças consideradas graves como a hipertensão arterial [19] e a diabetes melito [20]. Neste contexto, o uso da tecnologia proposta irá beneficiar tanto no tratamento de uma pessoa já obesa através do aumento da prática de exercício físico, sendo esta uma das propostas tecnicamente mais efetivas. Pode-se também ser utilizada para a profilaxia da obesidade [21], de modo a mensurar a atividade física de modo a combater o sedentarismo .

1.2 OBJETIVOS

Utilizando de um acelerômetro e um giroscópio um estudo é feito para implementar e comparar algoritmos de detecção de passos levando em consideração a posição anatômica do sensor e da velocidade a qual o voluntário se locomove. Os algoritmos considerados nesse estudo foram a detecção de picos, análise da FFT para os dados do acelerômetro, análise da FFT para os dados do giroscópio e propõem-se um algoritmo que utiliza o ESPRIT para contagem de passos.

1.3 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Este trabalho será apresentado nos seguintes capítulos:

No Capítulo 2 descreve-se como a contagem de passos é aferida no contexto de tecnologias vestíveis. Também detalha-se o comportamento do passo sob a perspectiva da aceleração e sob a perspectiva da velocidade angular. Evidencia-se os requisitos mínimos teóricos para processar o comportamento usual de um passo bem como os requisitos necessários de modo a não ocorrer uma sobre-alocação de recursos.

No Capítulo 3 desenvolve-se o funcionamento de cada algoritmo, explicitando as variáveis de maiores relevâncias para o funcionamento correto de cada algoritmo. No Capítulo 4 é descrita a metodologia utilizada para captação dos dados experimentais, filtragem, processamento e análise e exibe-se os experimentos realizados e resultado da implementação dos algoritmos para dados reais, coletados de 3 voluntários.

No Capítulo 5 apresenta-se a conclusão do trabalho, a resultante das análises feitas relativas aos algoritmos e projetos futuros para a área de detecção de passos aplicadas em tecnologias vestíveis.

2 DETECÇÃO AUTOMÁTICA DE PASSOS

Neste Capítulo, descreve-se em 2.1 a definição do problema que envolve a detecção automática de passos, em 2.2 explana-se as características gerais do comportamento da cinemática, sob a perspectiva de um acelerômetro em 2.2.1 e sob a perspectiva de um giroscópio em 2.2.2.

2.1 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA

A análise de parâmetros relacionados a postura e ao movimento humano fazem-se necessários em pesquisas na área de bioengenharia e ambientes de reabilitação. A grande influência desses aspectos na bioengenharia, por exemplo, se justifica pela alta correlação entre determinados padrões na fisiologia do movimento humano e determinadas patologias, observado em [22].

Com o levantamento de informações relacionadas ao movimento, pode-se traçar o perfil de uma patologia ao estabelecer um comportamento padrão de um indivíduo que não esteja influenciado por nenhuma patologia e comparar com um comportamento de um indivíduo sabidamente influenciado por enfermidades específicas. Deste modo, permite-se a avaliação e planejamento de métodos de tratamento de forma a avaliar projetos de ortótese e próteses [23]. A partir desta perspectiva, o registro do movimento dinâmico dada através de sensores como acelerômetro e giroscópio permitem esse estudo.

Dentre os mais variáveis movimentos dinâmicos que um indivíduo realiza, o mais comum dentre todos, independente de influências sócio-culturais, é o ato de caminhar. Possuindo sinônimos como andar ou marcha. Pela presença constante deste movimento em todas as fases da vida de um indivíduo, a análise da marcha possui forte relevância no reconhecimento de padrões individuais, prognóstico e diagnóstico de patologias [24, 22, 23]. Na literatura científica, podemos verificar a relação entre a frequência da marcha com a probabilidade de queda de pacientes idosos [22]. Percebe-se um grau destoante entre o padrão da marcha entre pessoas normais e pessoas que possuem diabetes [24]. Fora do escopo da saúde, pode-se identificar indivíduos a partir da forma como o mesmo se locomove [25].

Como o movimento humano não é perfeito, ao sair de um estado inerte para um dinâmico ocorre uma variação da velocidade instantânea, essa variação é percebida através da aceleração. Há de se considerar que o corpo humano se comporta como um corpo extenso complexo, pois possui múltiplos pontos fixos internos, podendo ser associado as juntas do sistema esquelético, e pontos móveis. O movimento dinâmico de um corpo extenso pode ser representado através de componentes angulares em relação aos pontos fixos. Para medir essas características físicas pode-se utilizar de um acelerômetro para captar variações na aceleração e um giroscópio de modo a captar variações de orientação e posicionamento de um corpo extenso.

Identificar o movimento do passo envolve primeiramente tomar nota do comportamento de que essa ação contínuo tem sobre os dados advindos de um acelerômetro e de um giroscópio. Primeiramente, trata-se de um movimento periódico, envolvendo diversas partes do corpo, como o movimento das pernas para impulsionar e para retardar o movimento e o balanço alternado dos braços de forma oposta ao plano sagital, que ocorre involuntariamente de modo a manter o equilíbrio durante a locomoção do corpo.

Podemos verificar através da Figura 2.1, sob a perspectiva de um dos membros inferiores, que o movimento da marcha possui 2 fases, uma fase de apoio do membro inferior, em que nesta fase ele estará em contato com o solo, e a fase de balanço em que o membro inferior não estará em contato com o solo. Percebe-se que para a perspectiva de um dos membros superiores o movimento da marcha constitui de uma única fase de balanço. Como o corpo humano é conexo em suas partes, características intensas do movimento em alguma região irá influenciar com alguma magnitude as demais partes do corpo. Deste modo, na perspectiva dos membros superiores percebe-se a influência, por exemplo, do impacto do contato do calcanhar com o solo.

Será visto que o comportamento do sinal registrado pelo giroscópio e pelo acelerômetro possui forte influência das forças físicas, do posicionamento anatômico e da orientação do sensor em cada parte do movimento detalhando na Figura 2.1.

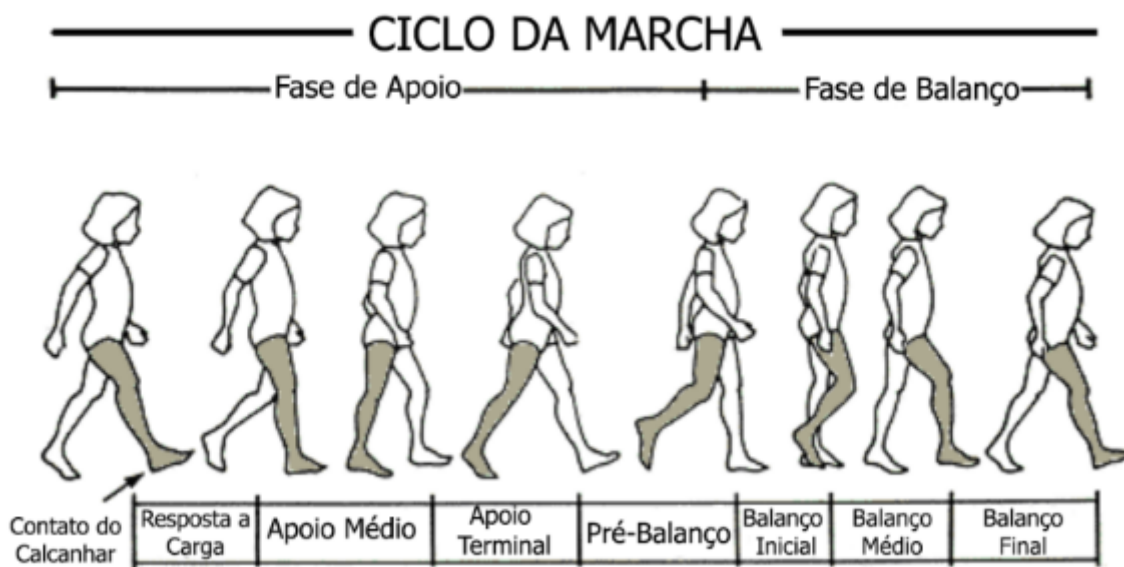


Figura 2.1: Ciclo da marcha sob a perspectiva de um membro inferior para uma pessoa com ausência de deficiência física. Disponível em [1]

2.2 COMPORTAMENTO DA CINEMÁTICA

O comportamento do sinal advindo dos sensores de movimento para a marcha de um indivíduo é influenciada pela: posição do sensor no corpo, características físicas que o sensor coleta (aceleração ou ângulo). Todavia, características marcantes do movimento sobressaem as

influências determinadas pelas variações do elementos supracitados.

Pode-se citar que, por o movimento da marcha possuir um movimento periódico, mesmo ocorrendo variações de intensidade do sinal, os sinais advindos dos sensores terão características periódicas. Deste modo, permite a inferência do movimento da marcha através da análise do comportamento do sinal. Neste estudo os sensores foram configurados de forma a capturar dados da aceleração e dados relativos ao giroscópio. Também foi realizado o estudo do sensor fixado na posição anatômica próxima ao punho esquerdo e , em outra configuração, posicionado ao tornozelo esquerdo.

Sob a perspectiva do posicionamento do sensor fixado no punho esquerdo, podemos verificar, por simetria, através da Figura 2.1 que o movimento do punho inicia-se de forma alternada ao movimento das pernas. A dinâmica do movimento do punho, durante a marcha, possui a forma de um movimento pendular com variações no momento do contato entre o calcanhar e o solo.

Sob a perspectiva do posicionamento do sensor fixado no calcanhar esquerdo, podemos verificar que diferentemente do sensor no punho, possui duas fases distintas e singulares. Seguindo com a Figura 2.1, na primeira fase, fase de apoio, no contato do calcanhar até o apoio terminal, verifica-se que ocorre a inclinação do membro inferior em decorrência do deslocamento frontal e do apoio fixo no solo, verifica-se também que a zona distal da tíbia possui menos interferência do movimento por estar próximo ao ponto de fixação enquanto a zona proximal possui essa interferência mais acentuada. Após a primeira fase, composta por resposta a carga, que configura o impacto e desaceleração do membro de apoio, apoio médio, apoio terminal e pré-balanço, inicia-se a fase de balanço. Na fase de balanço, o membro inferior não possui contato com o solo, ocorre o impulso para projetá-lo para frente seguindo um movimento pendular, ou de balanço. Nesta fase, observa-se que a região distal da tíbia recebe grande influência do movimento no ciclo da marcha.

Para analisar a influência do movimento a ser captado pelo giroscópio, neste estudo utiliza-se de duas métricas, da aceleração e da velocidade angular. O primeiro pode ser medido através de um acelerômetro enquanto que o segundo pode ser medido através de um giroscópio. Na subsecção 2.2.1 será relatado a influência do movimento nas duas posições supracitadas nos dados captados pelo acelerômetro enquanto que em 2.2.2 relata-se a atuação do ciclo da marcha nos dados captados pelo giroscópio.

2.2.1 ACELERÔMETRO

A aceleração é capaz de medir a variação da velocidade do movimento em três eixos distintos. O processo do ciclo da marcha envolve o deslocamento das partes inferiores para a projeção frontal, para ocorrer este deslocamento é necessário que ocorra a aceleração neste membro.

Faz-se mister notar que os acelerômetros captam a aceleração da gravidade distribuída em seus eixos a depender da orientação e do posicionamento no plano tridimensional. Na figura 2.2 ilustra, sem perda de generalidade, a disposição dos eixos em um acelerômetro, todos ortogo-

nais, contidos em um sistema microeletromecânico , do inglês *microelectromechanical systems* (MEMS).

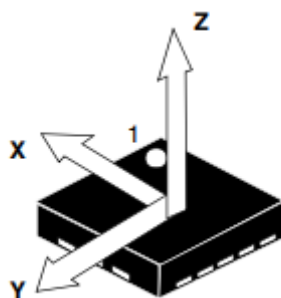


Figura 2.2: Sistema de referência dos eixos X,Y e Z, de um acelerômetro embarcado em circuito integrado contendo MEMS. Disponível em [2]

Ao analisar o ciclo da marcha em 2.1, com o acelerômetro fixado no tornozelo, durante a fase de apoio o sensor irá receber primeiramente, no contato do calcanhar com o solo, a resposta a carga, a qual constitui na desaceleração do movimento pendular e do impacto com o solo. Posteriormente, no apoio, há pouca influência do movimento da marcha no sensor devido a proximidade com a região distal da tíbia, deste modo os três eixos irão captar as componentes da aceleração gravitacional bem como interferências relativas a pequenos tremores e balanços relativos ao plano sagital da tíbia.

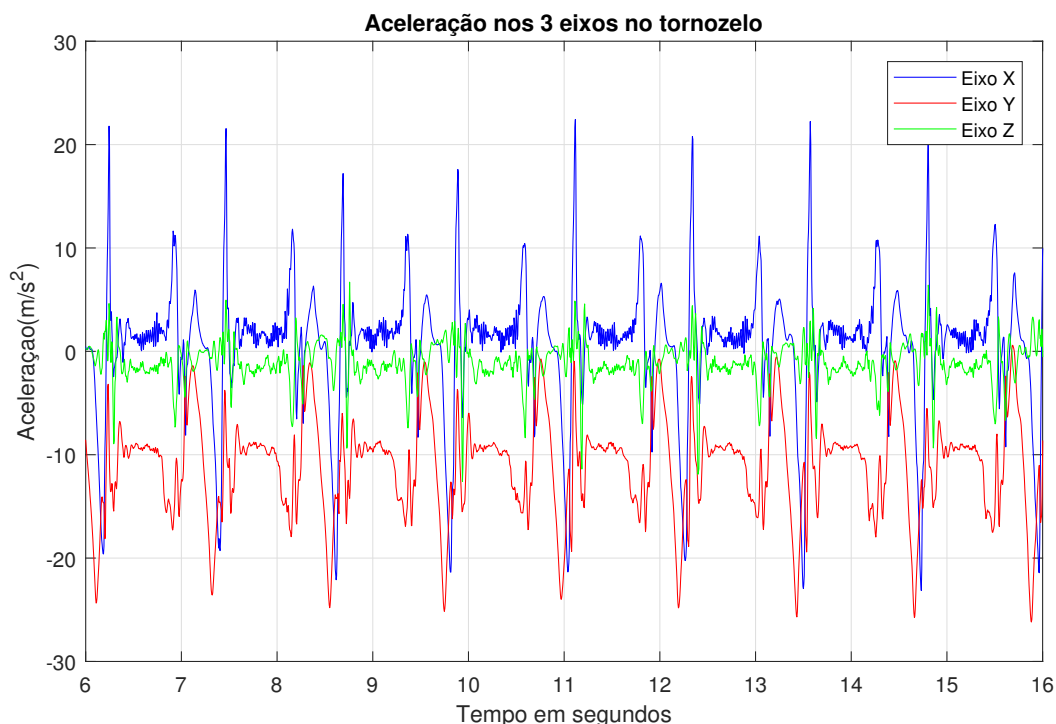


Figura 2.3: Aceleração dos 3 eixos X,Y e Z , com o acelerômetro fixado no tornozelo.

Através da Figura 2.3 podemos verificar a aceleração dos três eixos separadamente durante múltiplos ciclos de marcha. Percebe-se ,em todos os três eixos, que há a intercorrência de um

comportamento periódico com mais proeminência no eixo X e Y do que no eixo Z. O que se justifica dada a fixação do sensor no tornozelo com o eixo Z alinhado com o eixo frontal do corpo. Torna-se evidente também a existência das duas fases do ciclo da marcha que, no ciclo de apoio percebe-se pouca variação nos valores medidos pelo acelerômetros e durante a fase de balanço grandes variações. O eixo Y durante a fase de apoio possui o sua magnitude próxima a 10 m/s^2 sendo este eixo o que possui maior componente a aceleração da gravidade nesta fase.



Figura 2.4: Aceleração dos 3 eixos X,Y e Z, com o acelerômetro fixado no punho.

Mudando a posição do sensor do tornozelo para o punho ocorre mudança no comportamento do sinal da aceleração captadas nos três eixos. Ilustrado na figura 2.4, verifica-se que não ocorrem fases distintas durante o ciclo da marcha, sendo menos acentuada a influência do movimento nos eixos do sensor. Isto ocorre devido ao comportamento dinâmico do punho durante o ciclo da marcha, o qual consiste em um movimento pendular durante todo o período em 2.1. De forma análoga ao comportamento do sinal em 2.3, o eixo Y possui a maior parte da componente da aceleração da gravidade. Percebe-se que nesta configuração, a influência do movimento dinâmico da marcha possui menor influência sobre os eixos da aceleração tornando a implementação de algoritmos para detecção de passos mais complexa e suscetível a uma margem de erro maior.

2.2.2 GIROSCÓPIO

O giroscópio é um sensor que possui a capacidade de medir o ângulo relativo a cada eixo do sensor de forma a captar de forma mais concisa a orientação e disposição física do sensor no espaço tridimensional. Com esta informação pode-se verificar mais precisamente movimentos suaves que não possuem componentes de aceleração intensas, porém com a mudança na orientação do sensor, percebe-se grande alteração na angulação de cada eixo.

Nesta perspectiva da característica física do ângulo referente a cada eixo, verifica-se que não existe uma componente comum padrão como na aceleração que possui influência da aceleração da gravidade. O sinal gerado através do giroscópio irá, portanto, refletir as componentes dos ângulos em cada eixo.

Conforme ilustrado em 2.5, o sistema de coordenada semelhante aos eixos do sensor descrito em 2.2, mede-se para o eixo X o valor do ângulo de rotação com relação a direção X, o mesmo ocorre de forma análoga para os eixos Y e Z. Nota-se que o valor medido para cada eixo é limitado a um intervalo entre 0 e 2π *radiano*, ou 0° e 360° . Dada a natureza do ângulo, valores menores ou maiores que estes limites serão projetados para valores equivalentes no intervalo dado.

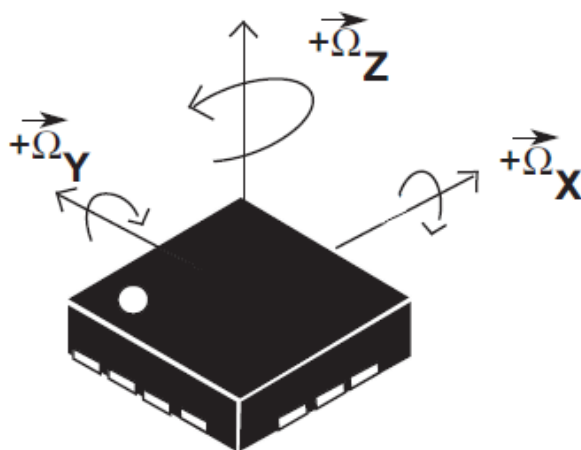


Figura 2.5: Sistema de referência dos eixos X,Y e Z, de um giroscópio embarcado em circuito integrado contendo MEMS. Disponível em [3]

Neste estudo, com o objetivo de melhor representar o movimento dinâmico do ciclo da marcha, utiliza-se da velocidade angular em cada eixo. Esta métrica, torna mais evidente a influência do movimento nos dados captados pelo giroscópio para posterior análise. Para determinar a velocidade angular de cada eixo, aplica-se a derivada sobre o valor do ângulo em relação ao tempo, de forma a determinar a taxa de variação do ângulo pelo tempo

$$\omega_{x,y,z}(t) = \frac{d\theta_{x,y,z}(t)}{dt}, \quad (2.1)$$

em que $\omega(t)$ é a função que descreve a velocidade angular no instante de tempo t , $\theta(t)$ é a função que descreve o ângulo de rotação no instante de tempo t e d/dt é o operador de diferenciação, ou também chamado de derivador.

Ao analisar o ciclo da marcha em 2.1, com o giroscópio fixado no tornozelo, podemos verificar que há intercorrência da fase de apoio e da fase de balanço. Durante a fase de apoio o giroscópio irá captar baixos valores para velocidade angular devido a proximidade do sensor com o apoio fixo, todavia, pelo fato do sensor não posicionar-se exatamente no ponto de apoio, mas sim na região distal da tíbia, durante a fase de apoio o giroscópio irá captar a variação da veloci-

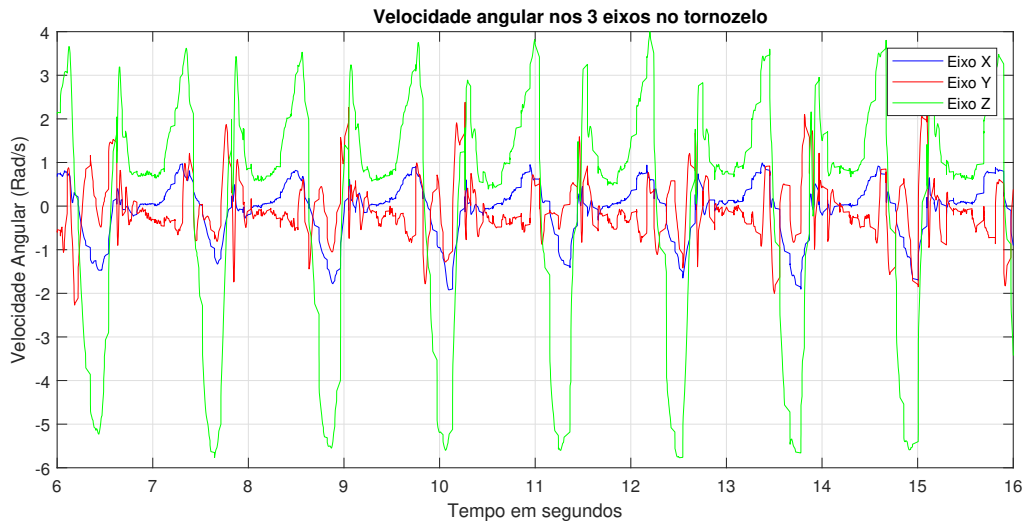


Figura 2.6: Velocidade angular dos 3 eixos X, Y e Z, com o giroscópio fixado no tornozelo esquerdo.

dade angular determinada pela inclinação do membro inferior fixado, em decorrência da projeção dinâmica frontal do corpo. Logo, durante a fase de apoio, espera-se uma baixa atividade medida nos eixos, mas não próxima a zero.

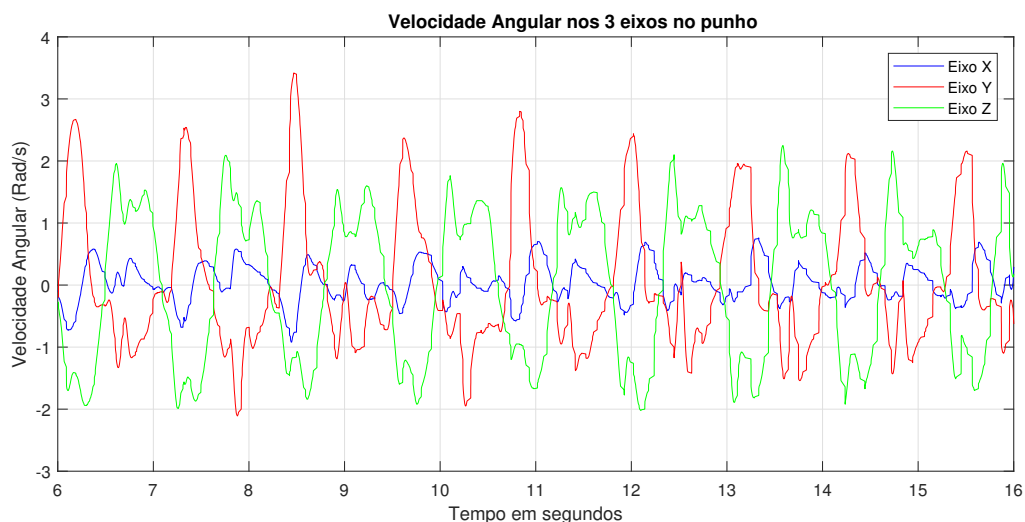


Figura 2.7: Velocidade angular dos 3 eixos X, Y e Z, com o giroscópio fixado no punho esquerdo.

Com base na figura 2.6, percebe-se uma intensa atividade relacionada ao eixo Z com características periódicas, características essas igualmente representadas nos demais eixos porém com menor intensidade. Isto ocorre pelo posicionamento do sensor representado na figura 2.2 estar fixado paralelamente com a base do sensor o plano da tíbia, em uma posição estática de uma pessoa em pé, o dispositivo possui seu eixo Z perpendicular ao eixo descrito pela tíbia, relativo ao eixo Y e o eixo X paralelo a linha frontal paralela ao solo. Deste modo, é possível verificar que o eixo que possui menor intensidade de velocidade angular é o eixo Y. Vale ressaltar que, para estudos posteriores, a orientação do sensor irá refletir diretamente sobre o comportamento de cada eixo.

Pode-se verificar que entre os picos advindos do eixo Z, possui uma região com uma menor intensidade relativo aos 3 eixos, apresentando um crescimento gradual. Este comportamento pode ser explicado através da inclinação da tíbia, durante a fase de apoio, ilustrada na figura 2.1, em decorrência da projeção frontal do movimento.

Ao analisar o ciclo da marcha em 2.1, com o giroscópio fixado no punho esquerdo, podemos verificar que dada a natureza do movimento pendular do braço durante todo o período do ciclo da marcha, há apenas uma etapa evidente, em detrimento à análise com o sensor fixado no tornozelo. O sensor é posicionado com a orientação do eixo Z ilustrado em 2.2 perpendicular ao eixo descrito pelo braço esticado e relaxado, que está paralelo ao eixo Y que por sua vez está perpendicular ao eixo X que está direcionado paralelo ao solo. Desta forma, o movimento pendular do braço possui uma influência predominante no eixo Z, como pode ser verificado através da figura 2.7.

Percebe-se também que, ao contrário do comportamento ilustrado na figura 2.6, o eixo Y possui expressiva informação em relação a velocidade angular. Esta magnitude expressiva está relacionada com o fato do movimento pendular do braço não ser reto, a medida em que o braço passa o plano coronal e encontra-se na parte posterior do corpo ocorre o deslocamento do braço para a região interna posterior, por simetria a reação é similar quando o movimento pendular encontra-se na parte anterior do corpo.

2.3 REQUISITOS DE PROCESSAMENTO

O movimento da marcha constitui de valores contínuos da aceleração e da velocidade angular em cada ponto fixo do corpo. Tanto o acelerômetro quanto o giroscópio não informam o valor contínuo, porém o valor quantizado e amostrado do sinal em um instante de tempo.

A quantização e amostragem do sinal feitas de maneira incorreta podem levar a perda de informações importantes para a análise do sinal. Para determinar a taxa de amostragem mínima teórica para o sinal advindo do ciclo da marcha utiliza-se a teoria da amostragem de *Nyquist*.

Um sinal $x(t)$ de frequência f_0 pode ser reconstruído com base em suas amostras $x[n]$ se a sua frequência de amostragem, f_s , for maior ou igual que o dobro de sua frequência f_0 , deste modo adquirindo a Equação 2.2.

$$f_s \geq 2 \cdot f_0. \quad (2.2)$$

Como o ciclo da marcha possui influência de ruído, para determinar a frequência de interesse que deseja-se preservar devemos verificar o comportamento da passada. Como sugerido em [26] a frequência típica da marcha humana enquadra-se entre 0,6 Hz e 2 Hz, em outras palavras, o período de tempo do passo varia em torno de 0,5 s e 1,6 s. Desta forma, a taxa de amostragem necessária para descrever o movimento do passo f_s seria maior ou igual a 4 Hz. De forma a evitar a influência de deformações espectrais, o *aliasing*, ocasionado pela taxa de amostragem

próxima ao limite de $2 \cdot f_0$, pois o sinal $x(t)$, por ser um sinal real, possui componentes acima da frequência f_0 , utiliza-se de uma super amostragem de 200 Hz. Veremos posteriormente que alguns algoritmos são implementados baseados em taxa de amostragem baixa de forma a permitir a implementação em dispositivos de baixo consumo energético.

3 ALGORITMOS DE DETECÇÃO DE PASSOS

Em geral, os estudos existentes envolvendo algoritmos de detecção de passos podem ser categorizadas em abordagem no domínio temporal, abordagem no domínio do espectro de frequência e abordagens através da análise do grupamento de dados, do inglês *features clustering approaches* [13].

Neste estudo, o domínio temporal será abordado no algoritmo de detecção de picos. Para o domínio do espectro da frequência será abordado nos algoritmos baseados na transformada de Fourier.

Este Capítulo divide-se em 4 Seções principais: Detecção de picos, FFT com acelerômetro, FFT com giroscópio e ESPRIT. Na primeira descreve-se o algoritmo proposto por [15] utilizando detecção de picos, no segundo, proposto por [14] utiliza da análise espectral de frequência com a aceleração, no terceiro, proposto por [13], utiliza da análise espectral da frequência da velocidade angular e , por ultimo, na Seção 3.4 será feita uma breve revisão do ESPRIT para estimação de frequência baseado em [27] e a descrição do algoritmo proposto neste estudo.

3.1 DETECÇÃO DE PICOS

Este algoritmo foi proposto por [15], utilizando a contagem de passos automática como um componente crucial para análise do movimento coordenado durante o monitoramento de pacientes com doença de Parkinson's. Investiga-se três métodos para aferir a contagem de passos:

- Método de Pan-Tompkins
- Método de Template-Matching
- Método de Detecção de picos com base na combinação do sinal de dois eixos.

O método de Pan-Tompkins baseia-se no estudo [28, 29] que Pan e Tompkins propuseram um algoritmo para detectar o pico R em um sinal de eletrocardiograma(ECG), foi realizada a adaptação por [15] para validar o uso deste algoritmo utilizando dados de aceleração de modo a verificar se este algoritmo pode ser aplicado para detecção de passos.

O método de Template-Matching baseia-se na geração de um template do ciclo da marcha inicial e , a partir deste template, calcular a correlação cruzada do template com um bloco de dados, neste ponto, o maior valor possível para esta operação normalizada é o valor unitário, quando o template é igual ao bloco de dados correlacionado.

O método de detecção de picos baseado na combinação de dois eixos do sinal toma como base a observação da desaceleração do sinal medido nos eixos X e Z, para cada passo. Podemos

verificar que esse movimento de desaceleração ocorre entre a fase de balanço final e o contato do calcanhar ao solo na figura 2.1. Em alguns casos este pico de desaceleração, ou pico negativo da aceleração, antes do impacto do pé ao solo é mais evidente do que o pico de aceleração produzido pelo impacto em si.

Após levar em considerações as conclusões realizadas por [15], verifica-se que o método de Pan-Tompkins torna-se fácil de implementar porém sofre com a flutuação do sinal de aceleração gerado pelo ruído do movimento e do próprio sensor, gerando dessa forma um falso intervalo de busca de picos. O método de template-matching possui grande vantagem com a adaptação constante do template para o sinal recebido, sob a condição do primeiro template representar corretamente o ciclo de um passo. Deste modo, como a natureza do ciclo de passos é estimado, ou seja, os parâmetros são desconhecidos para se representar o sinal para uma pessoa qualquer sem uma pré-análise, o primeiro template não irá representar corretamente o passo, conseqüentemente todo processamento posterior estará equivocado. A detecção de picos, por sua vez, é o algoritmo mais rápido e simples dos três algoritmos citados em [15], possui bom desempenho e pode ser facilmente implementado através de um sistema integrado com microprocessador com poder de processamento e armazenamento limitado.

Através da análise do próprio autor em [15], o método de Pan-Tompkins é demasiadamente sensível ao ruído e o método de template-matching possui desempenhos catastróficos caso o primeiro template não corresponda corretamente ao passo. Desta forma, por melhor se encaixar no escopo deste estudo, que prevê a implementação do algoritmo em tecnologias vestíveis com recursos de processamento limitados, implementa-se o algoritmo de detecção de passos, a ser detalhado a seguir.

3.1.1 Detecção de picos baseados na combinação dos eixos X e Z

Toma-se como base para o funcionamento correto do algoritmo, a observação da desaceleração que ocorre durante o ciclo da marcha, que ocorre predominantemente nos eixos X e Z que são ilustrados através da Figura 2.2. Para realizar o processamento correto do sinal gerado pelo acelerômetro segue-se o diagrama de blocos do algoritmo na figura 3.1, composto de 5 etapas. Faz-se necessário ressaltar que [15] posiciona o sensor no tornozelo esquerdo.

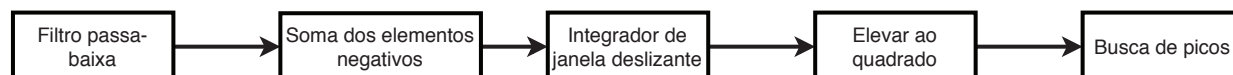


Figura 3.1: Diagrama de blocos do algoritmo de detecção de picos.

Antes de ocorrer a rotina do algoritmo que, de fato, busca picos no sinal se faz necessário a filtragem utilizando um filtro passa-baixa, a soma dos elementos negativos, um integrador com janela deslizante e uma operação de quadratura. Primeiramente filtra-se ambos os sinais, advindos dos eixos X e Z com um filtro passa-baixa com frequência de corte centrada em 20 Hz. O uso deste filtro atenua as componentes de alta frequência do sinal, tendo em vista que a faixa de frequência de interesse está entre 0.6 Hz e 2 Hz. Para realizar a filtragem do sinal com uma

frequência de corte de 20 Hz utilizou-se a função de transferência

$$H(z) = \frac{1}{16} \frac{(1 - z^{-4})^2}{(1 - z^{-1})^2}. \quad (3.1)$$

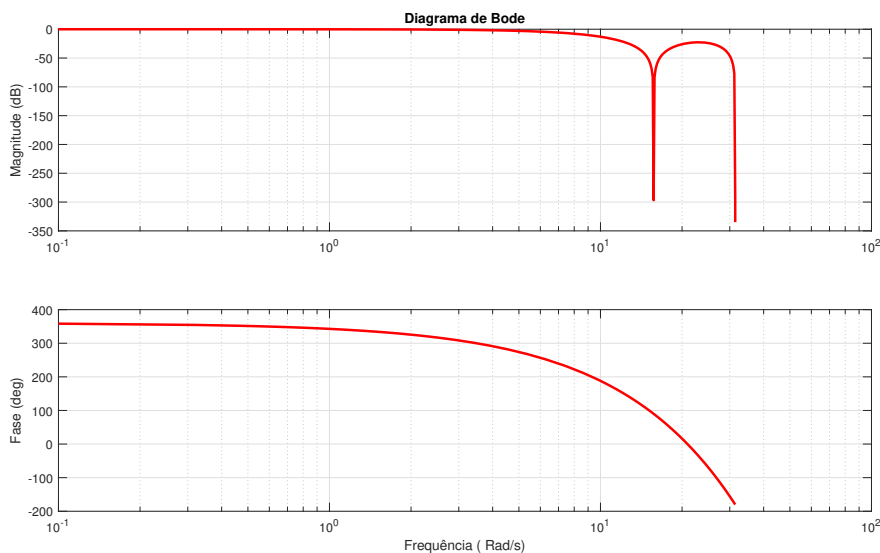


Figura 3.2: Diagrama de Bode para o filtro passa-baixa descrita na Equação 3.1.

Pode-se visualizar na Figura 3.2 o diagrama de Bode para o filtro representado através da Equação 3.1.

A atenuação dos componentes de alta frequência ocasiona na suavização do sinal, como podemos verificar através da Figura 3.3 ao comparar os gráficos relativos a aceleração do eixo X e Z antes e depois de serem filtrados.

Com o sinal filtrado tanto para o eixo X quanto para o eixo Z, zera-se as componentes positivas do sinal, pois busca-se evidenciar a desaceleração do sinal em cada ciclo de marcha. Deste modo somam-se os vetores dos dados remanescentes do eixo X e Z. Em seguida aplica-se o integrador com janela deslizante,

$$y(n) = \frac{1}{N} [x(n - (N - 1)) + x(n - (N - 2)) + \dots + x(n)], \quad (3.2)$$

cujo comportamento pode ser descrito como outro filtro passa-baixa. O valor de N para [15] equivale a 20 empiricamente, aproximadamente 10% da taxa de amostragem f_s .

O sinal resultante do integrador de janela deslizante irá passar por um operador de quadratura, que irá calcular o quadrado de cada elemento do sinal de modo a evidenciar valores de grande magnitude, que está associado a desaceleração do tornozelo momentos antes de ocorrer o impacto do pé ao solo, em detrimento de valores de baixa magnitude. O sinal pré-processado é ilustrado com redundância na figura 3.3 de modo a prover simetria no conjunto de gráficos.

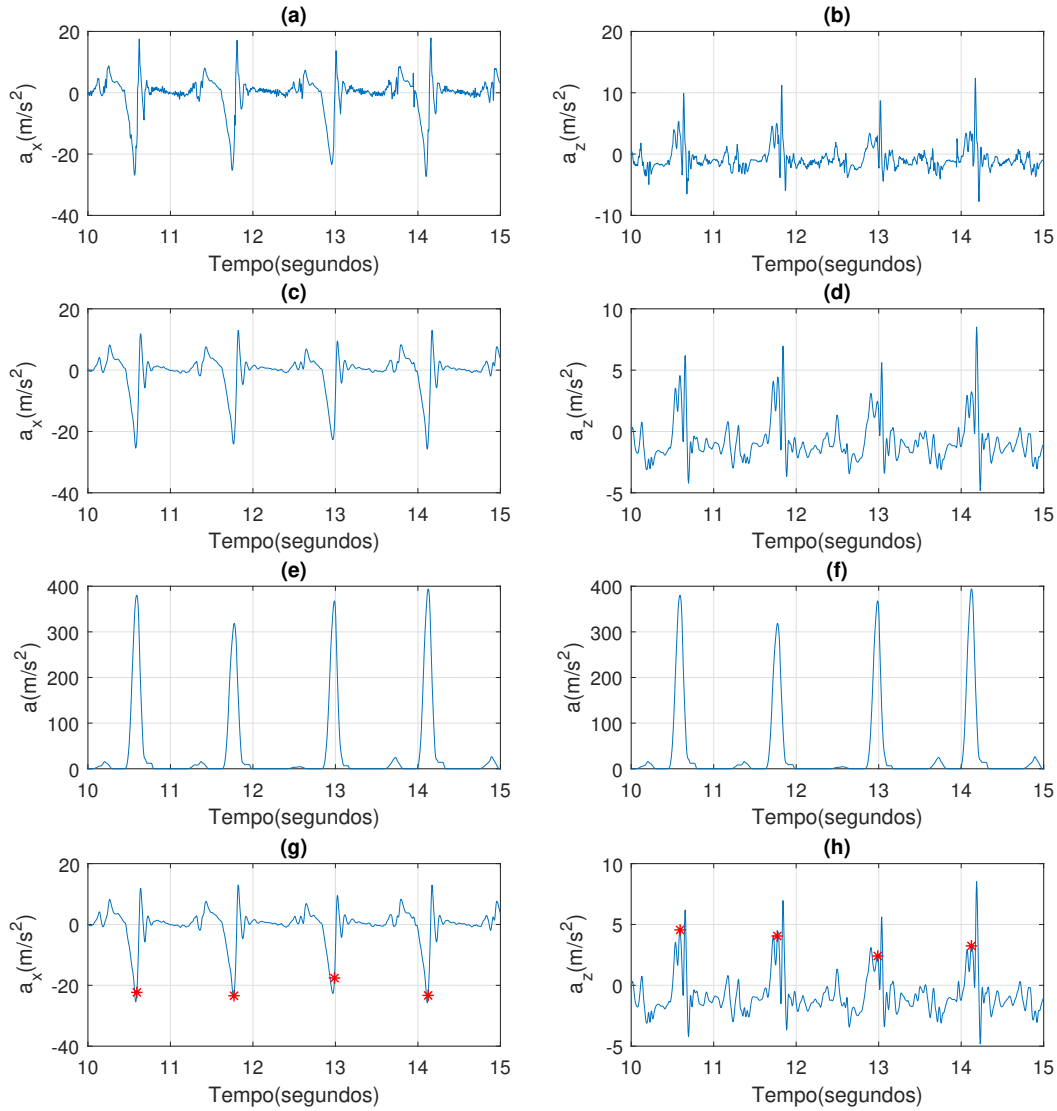


Figura 3.3: Aceleração medida no eixo X (a), no eixo Z (b), filtrados em (c) e (d), pré-processados em (e) e (f), passos identificados nos sinais filtrados em (g) e (h) .

Por fim, a busca de picos utiliza de um limiar valorado em um quarto da amplitude máxima do sinal para a detecção de picos.

Percebe-se que o pré-processamento transforma dois sinais relativos a aceleração de eixos distintos em um único sinal com onda extremamente bem pronunciadas, tornando possível a contagem de passos através da detecção dos picos gerados no sinal.

3.2 FFT COM ACELERÔMETRO

Este algoritmo foi proposto por [14] em que propõem uma método de fácil implementação e com consumo energético compatível com o uso bateria para contagem de passos. Este algoritmo se baseia na captura de dados de um acelerômetro presente em um Smartfone Android, na análise do espectro da frequência e do uso de limiares. O algoritmo consiste em um processamento em blocos de dados, de modo a verificar, através da análise da frequência e de limiares se o bloco consiste em um passo ou não, verificado o passo incrementa-se o número de passos contabilizados.

Para o autor de [14], as pessoas estariam interessadas em conselhos saudáveis, como "Meta do dia: 10.000 passos!", portanto, ocorre o desejo de estimar o número de passos dados em um dia [30, 31]. Outrora, adquirir estatísticas sobre os passos dados em uma caminhada ou durante um esporte torna-se de interesse pessoal.

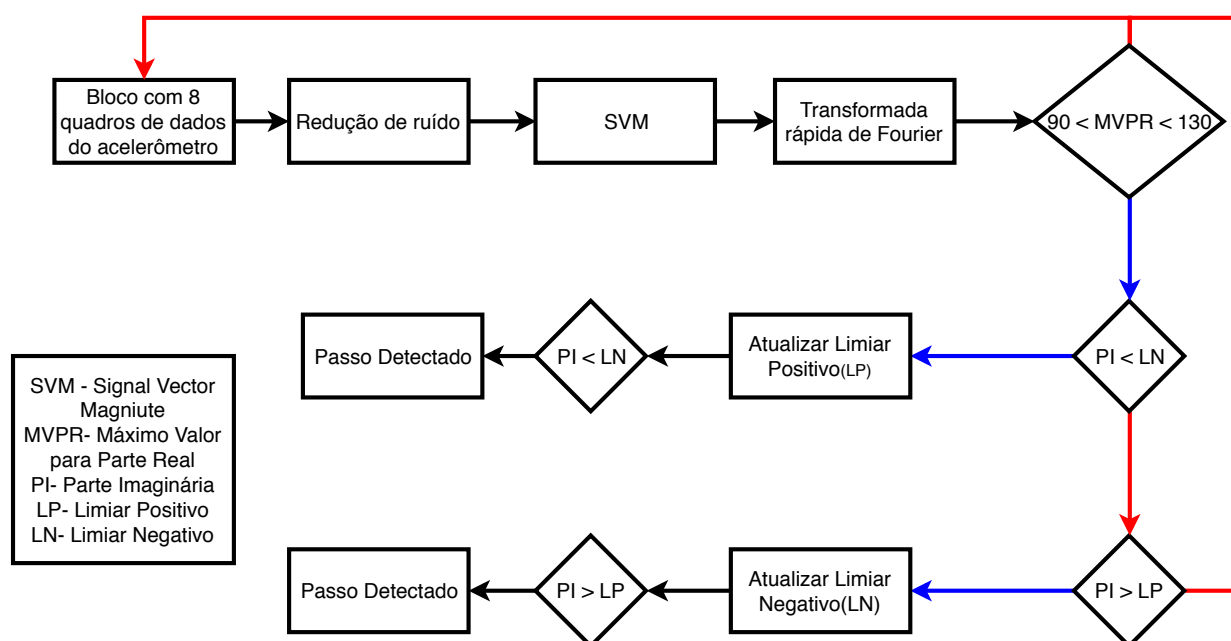


Figura 3.4: Diagrama de blocos do algoritmo de análise espectral com acelerômetro.

De acordo com o diagrama de blocos ilustrado na Figura 3.4, o algoritmo possui 4 estágios principais: Armazenamento, pré-processamento, transformada de Fourier e uso de limiares. Na primeira parte, na etapa do armazenamento, popula-se uma janela de dados com valores relativo aos 3 eixos X,Y e Z do acelerômetro durante um período aproximado de 500 ms. Conforme especificado em [14], a taxa de amostragem possui um valor de 16.6 Hz, o que implica em um período de 60 milisegundos entre a coleta de dados do acelerômetro. Por fim, dada a taxa de amostragem, para preencher a janela de dados utiliza-se de 8 quadros consecutivos de dados do sensor.

Na etapa de pré-processamento, a janela de dados passa por um processo de redução de ruído, nota-se que o autor [14] não especifica o procedimento realizado para adquirir determinado efeito

sobre o sinal, portanto utiliza-se de técnica de filtragem com um filtro passa-baixa especificado na Equação 3.1. De forma a simplificar o processamento do sinal, que é composto por 3 vetores, um para cada eixo ilustrado na Figura 2.2, utiliza-se da norma de um vetor de 3 dimensões, X, Y e Z, dada por

$$d = |\mathbf{p}| = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}, \quad (3.3)$$

de forma a preservar em d, as características do movimento dinâmico do passo [32, 33, 34]. No estudo proposto por [14], percebe-se que os dados relativos ao eixo Y e o eixo Z são suficientes para a análise, desse modo utiliza-se da norma de um vetor de 2 dimensões, Y e Z, dada por

$$d = |\mathbf{p}| = \sqrt{y^2 + z^2}, \quad (3.4)$$

O estudo realizado por [14], posiciona o Smartfone no bolso frontal da calça dos voluntários, de modo a não se ter corretamente a orientação do acelerômetro embarcado no celular. A estimativa incerta da orientação do sensor torna incerta a escolha do autor de [14], em utilizar a Equação 3.4 ao invés da Equação 3.3. Como no presente estudo, utiliza-se do acelerômetro fixo em partes anatômicas específicas, tornozelo e punho, e que a influência do posicionamento anatômico reflete nos dados captados pelo acelerômetro, opta-se de utilizar a Equação 3.3.

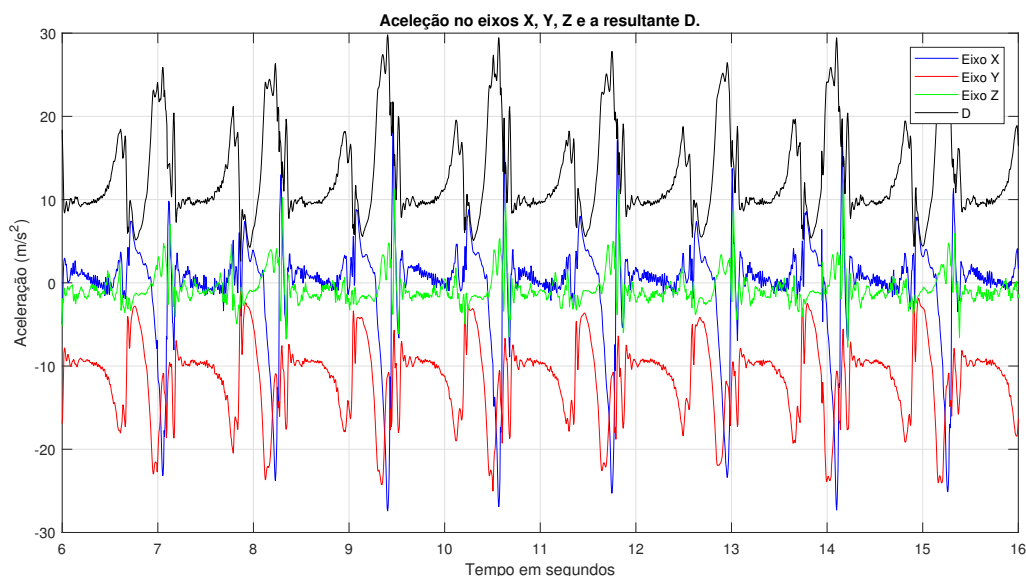


Figura 3.5: Aceleração dos 3 eixos X, Y, Z e a resultante D dada pela Equação 3.3

Através da Figura 3.5, podemos visualizar que o emprego da Equação 3.3 mantém o caráter periódico do sinal, bem como coincide os momentos de grande intensidade de aceleração dos eixos com sua resultante D. Então, primeiramente utiliza-se do filtro passa-baixa para suavizar o sinal, diminuindo a amplitude das componentes de alta frequência, no caso, maior que 20 Hz, por fim utiliza-se da Equação 3.3 para unir os 3 sinais de aceleração em um só, estes passos compõe

a parte de pré-processamento.

Com o pré-processamento realizado, aplica-se a transformada rápida de Fourier, convertendo o sinal d , que originalmente é representado no domínio do tempo, para sua representação no domínio da frequência [35, 36]. Em [14], opta-se por ilustrar o comportamento da análise de uma forma não usual. O processamento do sinal como um todo é realizado particionado em blocos de 8 quadros de dados que possuem em torno de 500 ms em cada bloco de processamento, após o pré-processamento e a transformada de Fourier de cada bloco, o autor constrói um gráfico temporal com a parte real e com a parte imaginária da transformada de múltiplos blocos. Pode-se visualizar através da Figura 3.6.

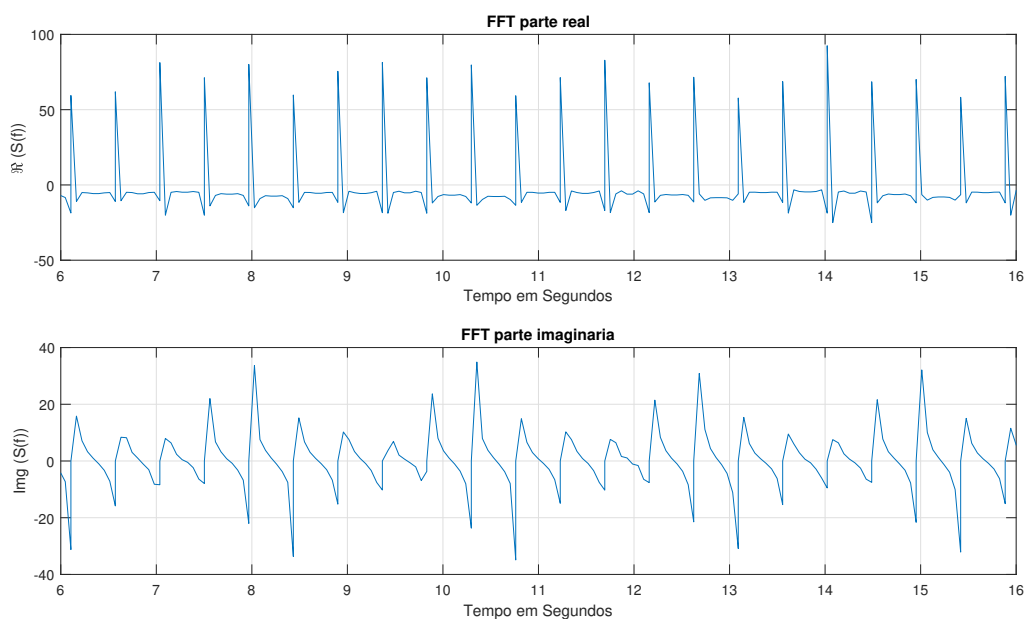


Figura 3.6: Gráfico temporal da transformada de Fourier dos blocos de processamento realizados entre os instantes 6s e 16s, período em que a pessoa está andando. No primeiro gráfico traça-se a parte real da transformada de Fourier $S(f)$, do sinal calculado em 3.4 , no segundo a parte imaginária.

No último estágio do algoritmo, utiliza-se dos limiares na parte real e na parte imaginária de forma a garantir que o bloco configura um passo ou não. Nesta etapa ocorrem duas verificações, a primeira consiste em comparar o máximo valor real da transformada de Fourier do bloco aos limiares estabelecidos para parte real. Para [14], o maior valor real do bloco deve estar entre 90 e 130, caso ocorra a primeira etapa estará concluído. A segunda etapa consiste na comparação da parte imaginária, primeiramente com um limiar positivo irá verificar se as componentes da parte imaginária são maiores que o limiar positivo, caso ocorra, atualiza-se o valor do limiar positivo com uma média simples do limiar antigo com o valor médio das componentes imaginárias. Caso a parte imaginária não satisfaça a condição do limiar positivo o mesmo processo descrito ocorre para o limiar negativo. Após a atualização dos limiares contabiliza-se aquele bloco de processamento como um passo realizado , incrementando, dessa forma, o número de passos dados.

3.3 FFT COM GIROSCÓPIO

Proposto por [37], o estudo realizado lida com a detecção do andar e com a contagem de passos utilizando um dispositivo móvel, *Smartphone*. Considera-se que em um cenário prático, a orientação dos sensores embarcados no *Smartphone* é desconhecida e pode variar durante o movimento, deste modo [37] propõe um algoritmo baseado na análise frequencial da velocidade angular registrada pelo giroscópio. Em [37], percebe-se que características marcantes ocorrem no domínio do espectro da frequência independente da posição e orientação dos sensores no corpo, também realiza uma comparação na utilização dos dados de aceleração advindos do acelerômetro em comparação com os de velocidade angular advindos do giroscópio.

Diferentemente da maioria dos algoritmos encontrados na literatura para detecção de passos, que utilizam acelerômetro, o algoritmo proposto utiliza da velocidade angular medido pelo giroscópio embarcado no sistema do *Smartphone* devido aos seguintes aspectos:

- O giroscópio é mais sensível e preciso do que o acelerômetro.
- A aceleração sofre com tremores e com a componente constante da aceleração da terra distribuída em seus 3 eixos X, Y e Z enquanto que em relação a velocidade angular o sinal apresentado é mais suave e gera ciclos periódicos mais evidentes independentemente da orientação do *Smartphone*.
- A velocidade angular normalmente oscila em torno de zero durante a caminhada, o que pode ser verificado através da Figura 3.7, e portanto mais indicados para contagem de passos do que a aceleração.

Baseando-se na informação dada pela análise de espectro da frequência, pode-se estimar a frequência do passo instantaneamente para cada usuário em diferentes situações de orientação do sensor, como pode-se verificar na Figura 3.7 a periodicidade do sinal se mantém em diferentes situações. Desta forma, com a frequência estimada do passo, os passos podem ser contabilizados adaptativamente multiplicando-se a frequência do passo com a duração do andar. Desde que, utiliza-se apenas a análise de espectro da frequência, não há a necessidade de se detectar e contar picos, ou zero-crossing de modo que o ruído não mais irá influenciar intensamente o resultado do algoritmo tornando-o mais resistente ao ruído. Desta forma, espera-se que o algoritmo seja mais preciso.

De modo a melhor ilustrar os processos que envolvem o algoritmo proposto por [37], ilustra-se através da Figura 3.8 o diagrama de blocos envolvendo todos os processos realizados no algoritmo. Primeiramente percebe-se que o algoritmo é composto por duas grandes fases: detecção de passos e contagem de passos. Na primeira fase, foca-se em determinar se o portador do sensor está ou não andando enquanto que na segunda fase, que só é executada caso a condição da primeira fase seja satisfeita, estima-se a quantidade de passos dado.

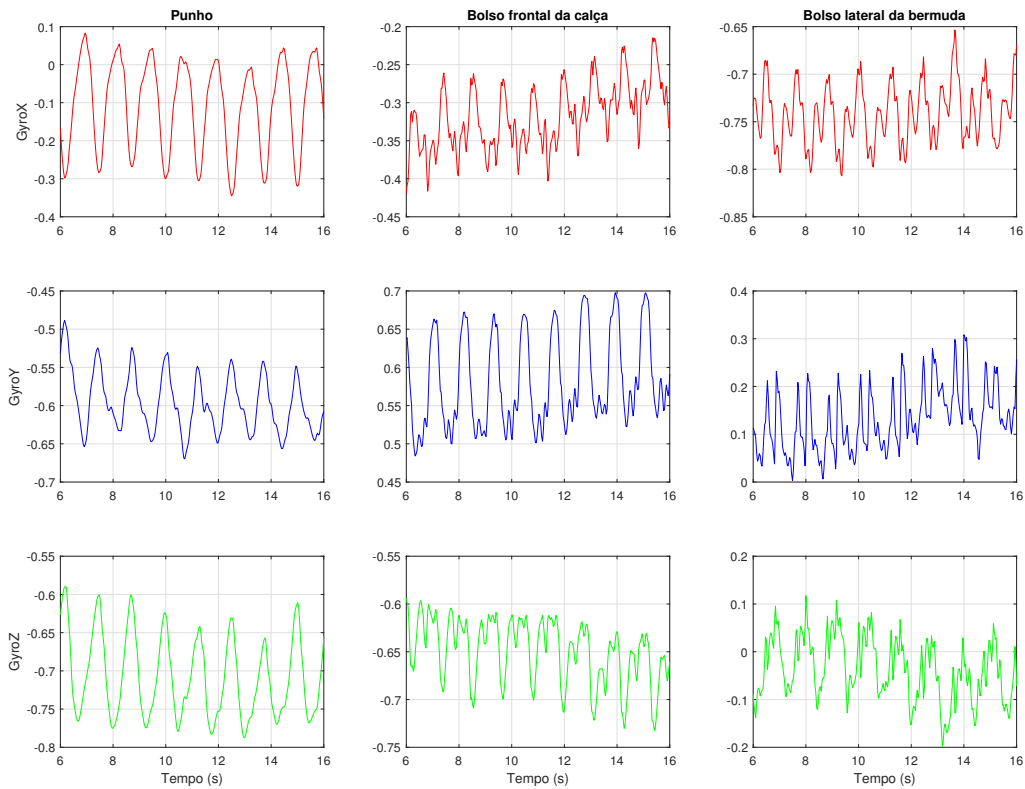


Figura 3.7: Dados dos eixos X, Y e Z adquiridos do giroscópio dada três diferentes situações enquanto a pessoa andava: segurando o giroscópio, com o giroscópio no bolso da calça e com o giroscópio no bolso da bermuda.

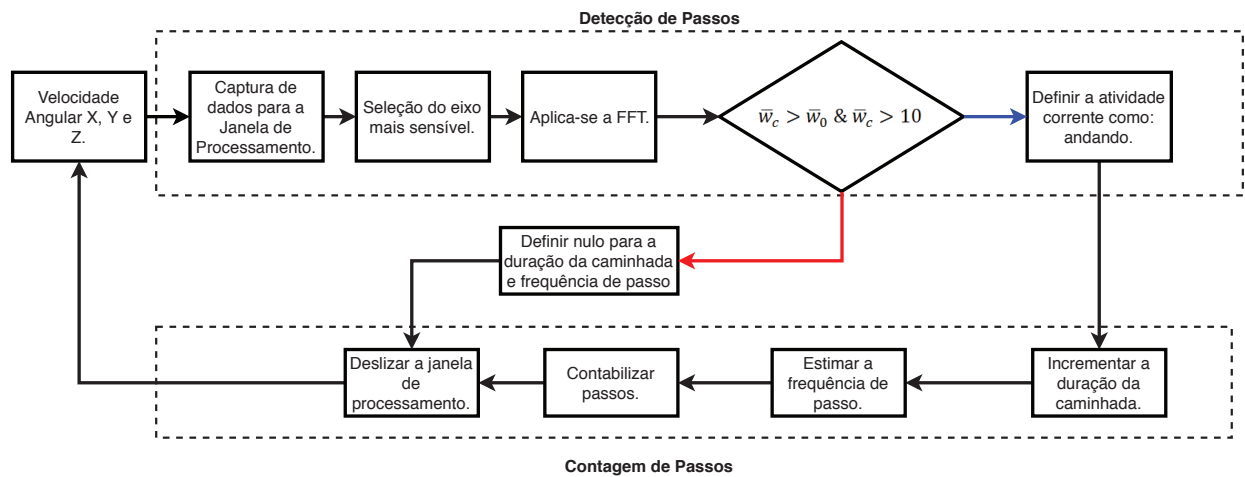


Figura 3.8: Fluxo do algoritmo 3.

3.3.1 Detecção de passos

A detecção de passos possui os estágios de janela deslizante, seleção do eixo mais sensível e de análise espectral, o que será brevemente elaborado a seguir.

3.3.1.1 Janela Deslizante

De modo a detectar continuamente se o portador do sensor está ou não andando, o algoritmo proposto por [37], projeta o algoritmo para utilizar uma janela deslizante de dados do giroscópio. Como sugerido em [26], a frequência de passadas do ser humano varia de 0,6 Hz a 2 Hz, isto torna-se relevante para determinar o tamanho necessário da janela de dados que irá deslizar. Com base da frequência de passadas comum, estima-se que a cada 1,6 s o portador do sensor deve efetuar um passo, logo assume-se a tempo para janela deslizante deve ser maior que 1,6 s.

Como já explicitado na Seção 2.3, baseando-se no teorema de amostragem de Shannon, uma taxa de amostragem de 20 Hz se faz suficiente para descrever corretamente o comportamento do passo, que possui componentes de baixa frequência, por fim [37] adotou a taxa de 20 Hz para amostragem do sinal advindo do giroscópio.

De modo a facilitar o processamento da transformada rápida de Fourier, adota-se para o tamanho da janela um número de quadro de dados compatível com a base 2, portanto um valor apropriado para o tamanho da janela é de 64 quadros de dados, que a uma taxa de 20 Hz corresponde a uma janela de 3,15 segundos. Nos casos ideais, o tamanho ao qual a janela de dados irá deslizar deveria ser igual a duração de um passo, porém como o período do passo é desconhecido [37] adota um intervalo de 1,2 s para a janela deslizar para cada iteração do algoritmo, com a taxa de amostragem equivale a 25 quadros de dados, o que normalmente é a duração de um passo.

3.3.1.2 Seleção do eixo mais sensível

O estudo proposto por [37] considera que a orientação do sensor também é desconhecida, o que influencia diretamente no comportamento dos eixos X, Y e Z durante uma caminhada. Conforme analisa-se a Figura 3.7, percebe-se que em determinadas partes do sinal o eixo Z, por exemplo, possui um comportamento simples de avaliar e em outras partes do sinal o eixo Z deixa de ser tão simples de avaliar em decorrência de uma possível mudança de orientação do sensor. Desta forma [37], seleciona o eixo mais sensível para cada iteração do algoritmo de forma a obter melhores resultados do que fixando apenas um sensor.

Para selecionar o eixo mais sensível dentre 3 disponíveis X, Y e Z adota-se a seleção baseada no eixo que possui maior magnitude, sendo que independente da orientação, um dos eixos terá um comportamento cíclico mais pronunciado. Inspirado nessa perspectiva, para determinar o eixo mais sensível baseado nos valores absolutos dos dados do giroscópio define-se como eixo mais sensível

$$D = \arg \max_{a=\{x,y,z\}} \sum_{i=1}^N |\omega_a(i)| \quad (3.5)$$

em que $\omega_a(i)$ denota a velocidade angular do eixo a , com $a = x, y, z$ no instante i da janela de dados, que possui um tamanho N .

3.3.1.3 Análise de espectro

Determinado o eixo mais sensível, os valores deste eixo serão utilizados para as demais etapas do fluxograma em 3.8. A transformada rápida de Fourier é aplicada em D para transformar as velocidades angulares no domínio do tempo para o domínio da frequência adquirindo

$$D(k) = \sum_{n=0}^{N-1} \omega_D(n) (e^{-j\frac{2\pi}{N}})^{nk}, \quad (3.6)$$

em que $k = 0, 1, \dots, N-1$ e $\omega_D(n)$ é a velocidade angular do eixo selecionado D. A frequência do n ésimo ponto após a transformada, pode ser calculada por

$$f_n = (n - 1) \cdot \frac{f_s}{N}, \quad (3.7)$$

em que f_s é a taxa de amostragem adotada como 20 Hz.

De forma a verificar a influência de diferentes atividades e a diferença no posicionamento do sensor sobre a velocidade angular medida, realiza-se 6 atividades distintas com o portador do sensor. Como o algoritmo baseia-se na análise do espectro da frequência, para cada uma das atividades captura-se a contribuição no espectro de todas as janelas de processamento para cada atividade em um único gráfico, possibilitando assim, verificar o comportamento da atividade durante um período de mais de 10 segundos no domínio da frequência.

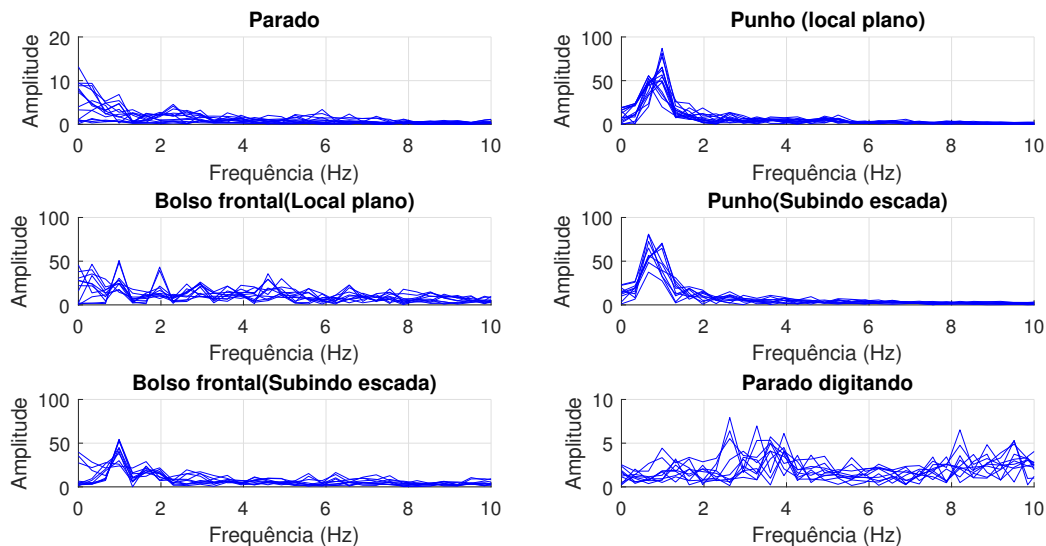


Figura 3.9: Espectros de frequência da velocidade angular em 6 atividades físicas distintas.

Destarte, na Figura 3.9, é feita a análise para dados relativos a velocidade angular, para as atividades de: ficar parado, andando em superfície plana com o celular fixo ao punho, andando em superfície plana com o celular no bolso dianteiro, subindo escadas com o sensor fixo ao punho,

subindo escadas com o sensor livre no bolso dianteiro e parado digitando no celular. Na Figura 3.10 mantêm-se as atividades descritas anteriormente, porém o dado fornecido para a análise espectral advém da aceleração fornecida pelo acelerômetro embarcado no celular.

Percebe-se que a velocidade angular dispõe de algumas características que o diferenciam da análise do espectro da frequência da aceleração, com o sensor no punho nota-se claramente um pico próximo a 0.9 Hz indicando a frequência de passos. Nota-se que durante de maneira geral a aceleração possui componentes na frequência mais intensos devido aos ruídos e tremores que são captados inteiramente pela intensidade da aceleração, evento que ocorre de forma mais amena com a velocidade angular, permitindo dessa forma uma análise mais robusta aos ruídos ocasionados pelas diversas atividades físicas.

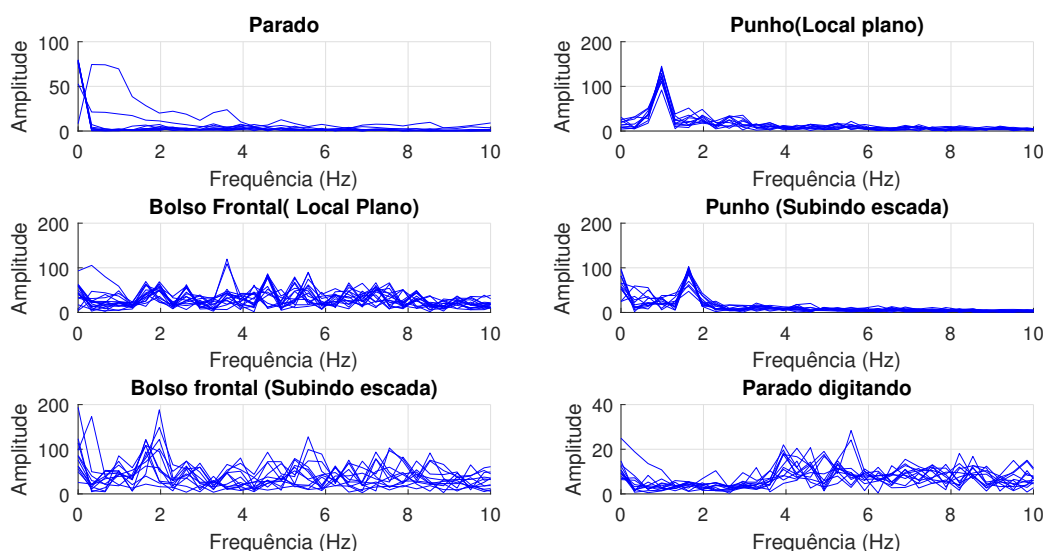


Figura 3.10: Espectros de frequência da aceleração em 6 atividades físicas distintas.

Baseado nesta observação, [13] propõem a identificação da ocorrência de passos comparando amplitudes no domínio da frequência. Usualmente a frequência de passos varia de 0.6 Hz a 2 Hz, desta forma toma-se a maior amplitude neste intervalo denominando como $\bar{\omega}_c$ e entre 0 Hz e 0.6 Hz toma-se $\bar{\omega}_0$, determinados estabelece-se a primeira condição para detectar os passos e dado por

$$\bar{\omega}_c > \bar{\omega}_0, \quad (3.8)$$

Conforme ilustrado na Figura 3.9, situações em que o portador está parado podem validar a Equação 3.8, sendo necessário um segundo ponto de validação. Portanto, como a amplitude do sinal em situações de repouso são baixas em comparação a situações de não-repouso, [13] propõem a segunda condição, determinada experimentalmente, dada por

$$\bar{\omega}_c > 10. \quad (3.9)$$

Por fim, apenas se as Equações 3.8 e 3.9 forem satisfeitas infere-se que, para a janela de dados analisada, o portador está andando.

3.3.2 Contagem de passos

Como mencionado anteriormente, o algoritmo proposto por [13] contabiliza a quantidade de passos dado multiplicando a frequência de passos, f_{ω} , pelo período de tempo em que a pessoa está andando, t . Desta forma, a quantidade de passos, c , é dada por

$$c = t \cdot f_{\omega}. \quad (3.10)$$

Desta forma, como não se emprega o uso de verificação de padrões no domínio temporal (limiares, detecção de picos, zero-crossing, etc), que possuem grande vulnerabilidade ao ruído, os resultados computacionais são mais precisos e mais robusto ao ruído. A fase de contagem de passos é composta por 3 etapas, incremento do tempo de caminhada, estimativa da frequência de passo e contagem de passos.

3.3.2.1 Incremento do tempo de caminhada

Nesta primeira etapa, a medida em que as Equações 3.8 e 3.9 são satisfeitas, identifica-se que o portador está andando, assim sendo, incrementa-se no tempo de caminhada o valor de 1.2 s, valor igual ao deslizamento da janela de dados para o próximo bloco.

3.3.2.2 Estimativa da frequência de passo

Para se estimar a frequência de passo, toma-se como base o espectro de frequência do eixo mais sensível. Através da Figura 3.9, percebe-se um pico entre 0.6 Hz e 2 Hz que está atrelado a frequência de passos. Porém, para [13], como o sinal no espectro da frequência é quantizado, associar diretamente o pico no espectro com a frequência de passos é definitivamente impreciso e inaceitável. Deste modo, utiliza-se de uma regressão polinomial de 4º ordem, onde a partir da regressão calcula-se o máximo da função entre 0.6 Hz e 2 Hz, a faixa normal da frequência de passos, para então, associar este máximo a frequência de passos. A regressão polinomial pode ser definida por

$$A = af^4 + bf^3 + cf^2 + df + e, \quad (3.11)$$

onde A é a amplitude determinada através da frequência f e a, b, c, d e e são constantes com $a \neq 0$. Para determinar os valores das constantes utiliza-se das amplitude medidas entre 0.6 Hz e 2 Hz com suas respectivas frequências.

Por fim, o máximo da regressão polinomial se traduz como a estimativa da frequência de

passos. Considerando o processamento de blocos com janelas deslizante, aplica-se um filtro de média móvel dado por

$$\bar{f}_\omega^i = \alpha \cdot \bar{f}_\omega^{i-1} + (1 - \alpha) \cdot \hat{f}_\omega^i, \quad (3.12)$$

em que \bar{f}_ω^i define a frequência de passos estimada após a aplicação do filtro de média móvel na i -ésima janela de tempo, \hat{f}_ω^i define a frequência de maior amplitude na regressão dada pela Equação 3.11 e α denota o peso da média móvel, fixada em 0.8.

3.3.2.3 Contagem de passos

Por fim, na terceira etapa, para calcular o número de passos dados após a i -ésima janela de tempo processada, utiliza-se do tempo de caminhada t e a frequência de passos \bar{f}_ω^i através da Equação 3.10.

3.4 ESPRIT

Este algoritmo é proposto implementando a técnica de estimação de parâmetros do sinal através de técnicas rotacionais de variância, do inglês Estimation of Signal Parameters by Rotational Invariance Techniques (ESPRIT), para contagem de passos. Tendo em vista o seu ótimo desempenho para estimação de frequência cardíaca por minuto em [38], adapta-se o uso do ESPRIT para poder estimar a quantidade de passos dados.

Em [38] utiliza-se o ESPRIT para estimação dos batimentos cardíacos por minuto utilizando fotopletimografia. Para este presente estudo adapta-se o algoritmo proposto por [38] para aferir a quantidade de passos realizadas com base em um acelerômetro.

Baseada na decomposição de subespaços do sinal, o ESPRIT é um algoritmo clássico que pode ser utilizado para estimação de frequência. O algoritmo explora a propriedade da invariância da rotação de dois subespaços de um sinal dividido em dois conjuntos de dados deslocados temporalmente [42]. A seguir será disposto uma descrição simplificada da versão de quadrático mínimo do ESPRIT baseado por [27].

Considerando uma exponencial complexa $s_0(n) = \alpha e^{j2\pi f n}$ com uma amplitude complexa α e frequência f , temos a seguinte propriedade:

$$s_0(n+1) = \alpha e^{j2\pi f(n+1)} = s_0(n) e^{j2\pi f n}, \quad (3.13)$$

em que a amostra representada por $n+1$ é igual sua versão anterior com uma diferença de fase, que ocorre por conta de $e^{j2\pi f n}$. Portanto, a representação do sinal composto de exponenciais complexas $s(n)$ adicionado de uma componente referente ao ruído $\omega(n)$ em um modelo vetorial

de janela temporal é dado em [27]:

$$\mathbf{x}(n) = \sum_{p=1}^P \alpha_p \mathbf{v}(f_p) e^{-2j\pi n f_p} + \mathbf{w}(n) = \mathbf{V} \Phi^n \alpha + \mathbf{w}(n) = \mathbf{s}(n) + \mathbf{w}(n) \in \mathbb{C}^M, \quad (3.14)$$

em que as P colunas da matrix \mathbf{V} são vetores de frequência da janela de tempo dos exponenciais complexos

$$\mathbf{V} = \begin{bmatrix} \mathbf{v}(f_1) & \mathbf{v}(f_2) & \cdots & \mathbf{v}(f_P) \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^M. \quad (3.15)$$

O vetor α contém as amplitudes do exponencial complexo α_p e a matrix Φ é uma matrix diagonal, também conhecida como matrix rotacional, contendo as diferenças de fases entre o tempo adjacente das amostras de $s(n)$:

$$\Phi = \text{diag}\{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_P\} = \mathbf{W}_N = \begin{bmatrix} e^{j2\pi f_1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & e^{j2\pi f_2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & e^{j2\pi f_P} \end{bmatrix}, \quad (3.16)$$

onde $\phi_p = e^{j2\pi f_p}$ para $p = 1, 2, \dots, P$. Sabendo que as frequências da exponencial complexa f_p é completamente descrita através da matrix de rotação Φ , pode-se obter a frequência estimada ao se determinar a matrix Φ . Isto é feito usando a técnica ESPRIT como explicado em [27]. Dada a matrix Φ , a frequência estimada é dada por:

$$\hat{f}_p = \frac{\angle \phi_p}{2\pi}. \quad (3.17)$$

A técnica para calcular a frequência estimada é resumida a seguir, baseado em [43]. Inicialmente, dada uma matrix de dados $\mathbf{X} \in \mathbb{C}^{M \times N}$ contendo N dados gravados do sinal vetorial da janela de tempo, com tamanho M . A representação analítica do sinal $s(n)$, $\hat{\mathbf{x}}(n)$, definido anteriormente, pode ser escrito da seguinte forma:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}(0) & \mathbf{x}(1) & \cdots & \mathbf{x}(N-1) \end{bmatrix}^T \in \mathbb{C}^{M \times N}, \quad (3.18)$$

onde $\mathbf{x}(n) = [\hat{x}_a(n) \hat{x}_a(n+1) \cdots \hat{x}_a(n+M-1)]^T$ e $()^T$ é a operação de transposição matricial.

Utilizando o método de decomposição em auto-valores, do inglês Eigenvalue Decomposition (EVD), sobre a matrix de covariância $\mathbf{R}_x = \mathbf{X}\mathbf{X}^T/N$, corresponde a matrix de correlação do sinal \mathbf{X} em 3.18. Desta forma, obtém-se:

$$\mathbf{R}_x = \mathbf{U}\Sigma\mathbf{U}^H \quad (3.19)$$

onde \mathbf{U} é uma matriz de tamanho $M \times M$ e $()^H$ é o operador Hermitiano. Ambas as matrizes são unitárias, ou seja $\mathbf{U}^H\mathbf{U} = \mathbf{I}$ em que \mathbf{I} é a matriz identidade. A matriz Σ possui dimensões $N \times M$ e é composta de valores únicos em sua diagonal principal em ordem decrescente de magnitude. A matriz \mathbf{U} pode ser decomposta em $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_s \mid \mathbf{U}_{\text{ruído}}]$, em que \mathbf{u}_s , a primeira coluna de \mathbf{U} , é o vetor que gera o subespaço do sinal, de dimensões $M \times 1$, formado através de um vetor único e máximo da matrix \mathbf{X} . Os vetores remanescentes formam uma matriz em que suas colunas correspondem ao subespaço relacionado ao ruído $\mathbf{U}_{\text{ruído}}$ que possui dimensões $M \times (M - 1)$, que é ortogonal ao subespaço do sinal.

Escrevendo os vetores \mathbf{u}_u e \mathbf{u}_d formandos escolhendo o primeiro e o último, $M - 1$, elementos de \mathbf{u}_s , respectivamente, a invariância rotacional previamente apresentada e desenvolvida pelo ESPRIT, garante que

$$\mathbf{u}_u\phi = \mathbf{u}_d, \quad (3.20)$$

onde ϕ é uma exponencial complexa cujo argumento corresponde a frequência angular desejada. Dessa forma, resolvendo 3.20 o valor da frequência angular é dado por

$$\angle\phi_p = \angle \frac{\mathbf{u}_u^H \mathbf{u}_d}{\mathbf{u}_u^H \mathbf{u}_u}, \quad (3.21)$$

desta forma, a frequência estimada é calculada utilizando a Equação 3.17.

Sabendo-se da frequência estimada \hat{f} , analogamente ao algoritmo descrito na Secção 3.3, para se calcular a quantidade de passos dados a partir de um dado sinal $s(x)$, utiliza-se a frequência estimada e do período em que o portador está se locomovendo. Deste modo, utiliza-se da Equação 3.10 para determinar a quantidade de passos dada. Nota-se que diferentemente do algoritmo descrito na secção 3.3, este algoritmo se baseia em dados advindos do acelerômetro.

Conforme verificado no Capítulo 2, através das Figuras 2.3 e 2.4 percebe-se que há um comportamento distinto dos eixos de aceleração na composição do movimento. Desta forma, para melhor adequar a utilização do ESPRIT para contagem de passos, quando o sensor está fixado no tornozelo, percebe-se que todos os 3 eixos, X, Y e Z possuem visivelmente as características periódicas correlacionadas com o movimento dos passos, logo seleciona-se o eixo Z como sinal de entrada para o algoritmo ESPRIT determinar a frequência estimada.

A escolha do eixo Z foi arbitrária, e podem se escolhes os demais eixos, tendo em vista o comportamento semelhante. Na situação em que o sensor está posicionado no punho, percebe-se que a característica de periodicidade dos 3 eixos X, Y e Z torna-se mais amena, logo para melhor fornecer um sinal de entrada para o algoritmo ESPRIT, utiliza-se da Equação 3.3.

4 EXPERIMENTOS E RESULTADOS

De forma a implementar os algoritmos descritos no Capítulo 3 foi necessário a coleta de dados relativos a aceleração e a velocidade angular. Este estudo utilizou-se de diversos sensores, MPU-6050, LIS331DLH e LSM6DS3 para aquisição dos dados relativos a aceleração e a velocidade angular. Para verificar o desempenho de cada algoritmo foi necessário a utilização de voluntários com características distintas, controlando a velocidade de caminhada, a posição do sensor entre o tornozelo e o punho e estipulando uma quantidade de passos fixa.

Para correta implementação dos algoritmos, foi necessário um pré-processamento dos dados relativos a aceleração, antes de serem fornecidos aos algoritmos, devido a características do próprio procedimento experimental que resultava em interferência no começo e no final da captura de dados.

Os dados obtidos foram disponibilizados aos algoritmos utilizando o software MATLAB. O formato dos dados adquiridos foi o de valores separados por vírgula, do inglês comma-separate values(CSV). Os resultados e discussões dos algoritmos serão discutidos no Capítulo 4.

A metodologia adotada para a realização dos experimentos será descrita na Seção 4.1 , elaborando e explicitando os sensores avaliados para o uso da captura da aceleração e da velocidade angular, o modo de captação de dados adotado, pré-processamento dos dados relativos a aceleração e a descrição dos voluntários e cenários possíveis.

Neste Capítulo serão dispostos as configurações experimentais utilizadas e os resultados dos algoritmos descritos no Capítulo 3, serão distintas as velocidades as quais o voluntário será submetido através de uma esteira eletrônica e o local de fixação do sensor entre o punho e o tornozelo. O resultado dos algoritmos será disposto através de 3 perspectivas de modo a realizar uma análise mais completa dos algoritmos. Para isto, divide-se este Capítulo 4 em 2 seções : Metodologia e Resultados Experimentais.

4.1 METODOLOGIA

4.1.1 Sensores

Neste estudo, que viabiliza o uso de algoritmos de detecção de passos para pulseiras inteligentes, estudou-se o uso de 3 módulos, MPU6050, LIS331DHL e LSM6DS3 de forma a verificar qual seria mais indicado para o uso em uma pulseira inteligente.

4.1.1.1 MPU-6050

Fabricado e produzido pela InvenSense, o MPU-6050 é o sistema micro eletromecânico a integrar 6 eixos de trilha de movimento que combina 3 eixos do giroscópio com 3 eixos do acelerômetro, e um processador digital de movimento interno possuindo dimensões de $4 \times 4 \times 9$ milímetros [44]. Para a comunicação, pode-se utilizar do barramento I²C para disponibilizar os dados dos sensores internos, acelerômetro e giroscópio, a uma taxa de 400 KHZ.

Em relação aos sensores internos, o acelerômetro possui um alcance configurável de até 16 g positivos e negativo, enquanto que o giroscópio possui um alcance regulável de até 2000°/s.

Para manter o funcionamento completo do MPU-6050 deve-se fornecer uma tensão de entrada de 2,375 V a 3,46 V com uma corrente de 3,9 mA. O valor da corrente consumida irá depender das funcionalidades ativas internamente ao MPU-6050, caso utilize somente o acelerômetro pode-se habilitar o modo de baixo consumo o qual pode reduzir o consumo de 500 μ A para 10 μ A. A em detrimento da taxa de amostragem que o sensor irá operar.

4.1.1.2 LIS331DLH

Fabricado e produzido pela STMicroelectronics o LIS331DLH é um sistema micro eletromecânico voltando para o alto desempenho de captura da aceleração em 3 eixos X, Y e Z com baixíssimo consumo energético, possui duas interfaces de comunicação, I²C/SPI, possuindo dimensões de $3 \times 3 \times 1$ milímetros [45]. Como o foco está no baixo consumo energético, uma das características operacionais está na economia energética através de funções de habilitar e desabilitar o funcionamento do sensor. Possui uma escala de alcance de até 8g positivo e negativo, com uma taxa de transmissão de 0,5 Hz a 1 KHz.

De forma a manter o funcionamento correto do LIS331DLH, deve-se fornecer uma tensão de 2,16 a 3,6V com um consumo de 250 μ A no modo normal de operação. No modo de baixo consumo energético, o consumo é de 10 μ A.

4.1.1.3 LSM6DS3

Fabricado e produzido pela STMicroelectronics o LSM6DS3 é um módulo inercial contendo um giroscópio de 3 eixos e um acelerômetro de 3 eixos X, Y e Z que prove um funcionamento contínuo em baixo consumo energético com dimensões de $2,5 \times 3 \times 0,83$ milímetros. Provê um desempenho de 1.6 KHz de taxa de transmissão associado a um consumo de 1,25 mA. Este módulo é compatível com os requisitos principais de um sistema operacional, oferecendo sensores reais, virtuais e em lotes de 8 Kbytes para controle de fluxo de dados. Possui um alcance de 16 g positivo e negativo para o acelerômetro enquanto que para o giroscópio possui um alcance de até 2000°/s.

De forma a manter o funcionamento correto do LSM6DS3, deve-se fornecer uma tensão de

1,71 a 3,6 V com um consumo de 1,25 mA, caso esteja no modo de economia energética o consumo é de 0,42 mA.

4.1.2 Aquisição de dados

Para adquirir os dados advindos dos sensores foi necessário utilizar um microprocessador para se comunicar com os sensores através do barramento I²C, neste sentido utilizou-se o Arduino Uno, de forma a se comunicar com o MPU-6050 o qual forneceu dados relativos a aceleração e a velocidade angular. O sensor LIS331DLH mostrou-se interessante ao estudo pelo baixo consumo energético porém não foi possível a utilização do mesmo para aquisição de dados devido as suas dimensões não permitirem a montagem de um circuito integrado com o microprocessador através da solda simples. Através das necessidades de aquisição de dados de forma mais sutil e confortável para os voluntários utilizou-se o módulo inercial LSM6DS3, que está integrado ao sistema do Smartphone Moto Z2 Play, o qual contém as mesmas características de alcance do MPU-6050.

4.1.2.1 Arduino Uno

O Arduino Uno é um microprocessador programável utilizado amplamente para montagem de pequenos circuitos, testes de sensores e pequenos projetos. Por possuir um barramento de comunicação I²C, através dos pinos A4 e A5, como pode ser visto na figura 4.1, torna-se uma excelente ferramenta para estabelecer a comunicação com o MPU-6050 que possui apenas o barramento I²C para comunicação.

Como o microprocessador é programável, utiliza-se da linguagem C++ para montar um programa que irá configurar corretamente o MPU-6050 e requisitar os dados na frequência desejada, no caso 200 Hz. A comunicação feita através do barramento I²C transmite-se via barramento serial, dessa forma, quando o arduino uno estivesse conectado a um computador, ao acessar o barramento serial estaria disposto toda a informação dos sensores.

Porém, dada a natureza dos experimentos a serem realizados, em que o dispositivo que irá medir as forças do movimento das passadas deve-se estar fixado no tornozelo ou no punho, torna-se impraticável que tenha um cabo físico ligando o circuito, composto pelo Arduino e pelo MPU-6050, a um computador. Pois além de gerar desconforto no voluntário poderia interferir diretamente nas informações coletadas.

De forma a solucionar esta situação e deixar o circuito mais remoto e amigável ao voluntário utilizou-se do módulo bluetooth para Arduino HC-05, que iria atuar como uma ponte do barramento serial do arduino para o computador através do bluetooth, que não necessita de fios para transmissão de dados. Deste modo, eliminando a necessidade de um cabo conectando o circuito construído ao computador durante a aquisição de dados. Nota-se que para a alimentação de energia do arduino utilizou-se de uma bateria externa ligada através do cabo USB. Por fim, faz-se necessário explicitar que foi necessário o uso de um divisor de tensão de 5V para 3,3V para inte-

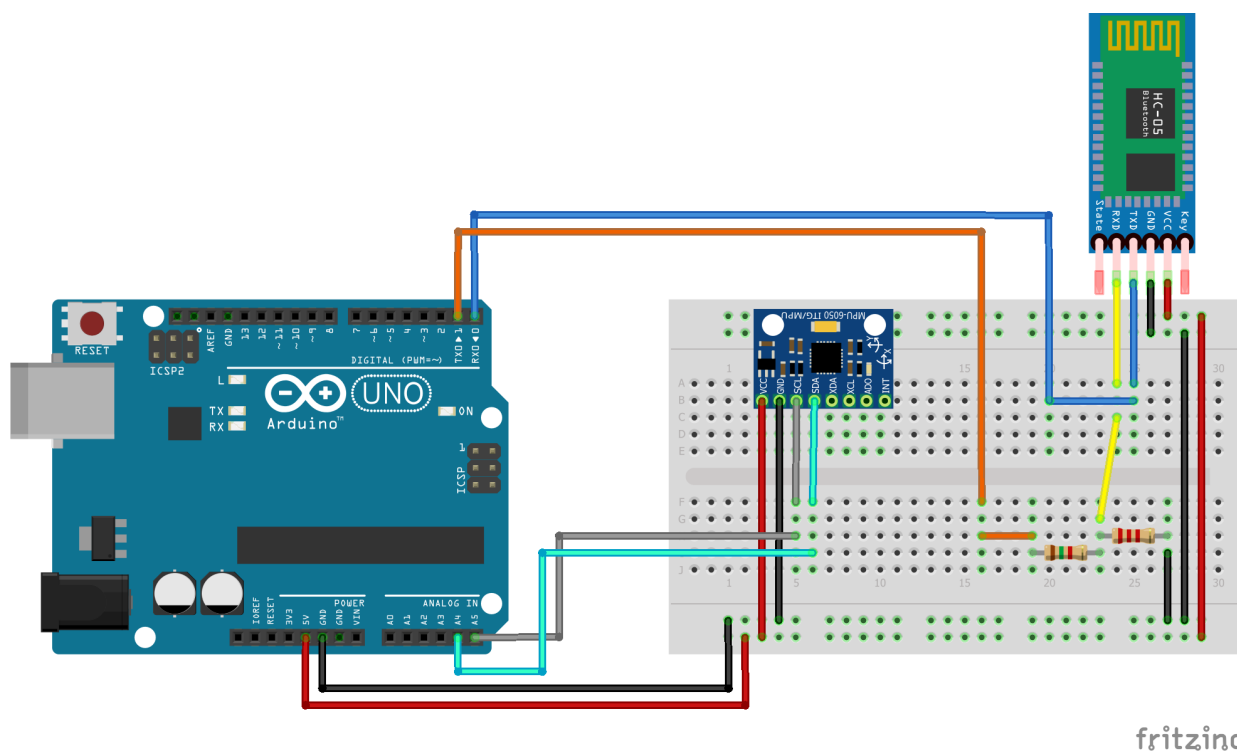


Figura 4.1: Circuito projetado com um microprocessador Arduino Uno, um módulo Inercial MPU-6050 e um módulo bluetooth HC-05 com dois resistores de 1,2KΩ e 2,2 KΩ que provê acesso remoto através do bluetooth.

grar corretamente os pinos do HC-05 com o Arduino, para isto utilizou-se dois resistores um de 1,2 KΩ e 2,2KΩ.

4.1.2.2 Smartphone

De forma a possibilitar um ambiente experimental mais confortável para os voluntários e para adquirir os dados referentes aceleração e a velocidade angular de forma evitar interferências indesejadas utilizou-se o Smartphone Moto Z2 Play, fabricado pela motorola. Este Smartphone possui embarcado em seu sistema o módulo inercial LSM6DS3 que consegue aferir a aceleração e a velocidade angular. Para acessar os dados referentes aos sensores utilizou-se de dois aplicativos para Android, ambos sem custos e disponíveis na Play Store: Accelerometer Analyzer e Physics Toolbox Gyroscope. O Accelerometer Analyzer informa dados advindos do LSM6DS3 referentes a aceleração, mostrando em tempo real e graficamente os valores da aceleração nos eixos X, Y e Z. O Physics Toolbox Gyroscope informa dados advindos do LSM3DS3 referentes a velocidade angular, mostrando em tempo real e graficamente os valores da velocidade angular nos eixos X, Y e Z. Em ambos os aplicativos permite-se gravar os dados medidos, os arquivos possuem formato CSV, com 4 colunas, 3 referentes aos eixos e uma quarta coluna que remete ao instante de tempo em que a amostra foi coletada.

4.1.3 Configuração do Experimento

Como este presente estudo analisa o desempenho dos algoritmos explicitados no Capítulo 3, faz-se necessário coletar dados de um voluntário realizando passos em um ambiente controlado, de forma a evitar a influência de fatores externos ao processo do movimento. Desta forma, utiliza-se de uma esteira elétrica para padronizar e garantir que o terreno percorrido seja plano em sua totalidade, também utiliza-se a esteira como forma de configurar a velocidade do voluntário enquanto o mesmo está andando.

Para a aquisição dos dados optou-se pelo uso do Smartphone e de uma braçadeira para poder fixar corretamente o celular nas extremidades do corpo, e para prover maior conforto aos voluntários de modo a se locomoverem livremente. Adotou-se a maior taxa de amostragem possível, em torno de 205 Hz, para a captura dos dados.

4.1.3.1 Voluntários

Os voluntários foram selecionados conforme a disponibilidade dos mesmos em submeterem-se a uma bateria de testes de caminhada sobre uma esteira eletrônica com mudança de velocidade. Os voluntários eram todos, caucasianos, com bom porte físico, apenas o voluntário nº3 relatou uma cirurgia ortopédica realizada no joelho esquerdo porém com total recuperação. Na tabela 4.1, descreve-se as características principais de cada voluntário.

	Sexo	Idade	Altura	Peso
Voluntário nº1	F	26	1,61 m	54 Kg
Voluntário nº2	F	18	1,64 m	56 Kg
Voluntário nº3	M	23	1,68 m	84 Kg

Tabela 4.1: Tabela descrevendo características dos voluntários em sexo, idade, altura e peso.

4.1.3.2 Parâmetros variáveis

Neste estudo, busca-se analisar o desempenho dos algoritmos descritos no Capítulo 3 variando-se a posição anatômica do sensor e a velocidade do voluntário. Para a posição anatômica utilizou-se da posição no punho esquerdo e do tornozelo esquerdo. Em relação a velocidade, a qual regula-se através da esteira eletrônica, estipula-se a velocidade de 2 Km/h até 5 Km/h com um incremento de 0,5 Km/h. Desta forma, configura-se 14 cenários distintos de captura de dados, os quais podem ser ilustrados através da tabela 4.2. Também estipulou-se uma quantidade fixa de 50 passos para cada configuração, de forma a prover isonomia para cada algoritmo.

De modo a capturar os dados relativos a todos os cenários possíveis, exigiu-se um período de aproximadamente 30 minutos de cada voluntário. Desta forma, utilizou-se de aproximadamente 1h30min para coletar todos os dados utilizados no presente estudo.

	Posição	Velocidade		Posição	Velocidade
Cenário nº1	Tornozelo	2 Km/h	Cenário nº8	Punho	2 Km/h
Cenário nº2	Tornozelo	2,5 Km/h	Cenário nº9	Punho	2,5 Km/h
Cenário nº3	Tornozelo	3 Km/h	Cenário nº10	Punho	3 Km/h
Cenário nº4	Tornozelo	3,5 Km/h	Cenário nº11	Punho	3,5 Km/h
Cenário nº5	Tornozelo	4 Km/h	Cenário nº12	Punho	4 Km/h
Cenário nº6	Tornozelo	4,5 Km/h	Cenário nº13	Punho	4,5 Km/h
Cenário nº7	Tornozelo	5 Km/h	Cenário nº14	Punho	5 Km/h

Tabela 4.2: Cenários de configurações possíveis nos experimentos realizados com os voluntários.

4.1.4 Pré-processamento

Adotou-se na captura dos dados relativos a aceleração, para melhor contagem de passos, um estímulo físico no começo e no fim da sequência dos 50 passos. Com o sensor fixado no tornozelo este estímulo era realizado através de um passo, com a perna esquerda ao qual o sensor estava fixado, com força mais pronunciada, com o sensor fixado no punho, realizava-se um forte balanço. Isto se fez necessário de modo a se cortar o sinal, nestes dois pontos de atuação do estímulo, para prover uma sequência de dados unicamente relacionada a velocidade estipulada para a esteira, de modo a evitar que a pessoa só comece a se locomover após a iniciada a gravação gravando este breve momento de aceleração do repouso até a velocidade estipulada.

Pode-se visualizar através da figura 4.2 o corte realizado no sinal, através do estímulo inicial e final. Este corte é realizado selecionando o primeiro pico da primeira metade do sinal dado e o último pico da segunda metade no sinal.

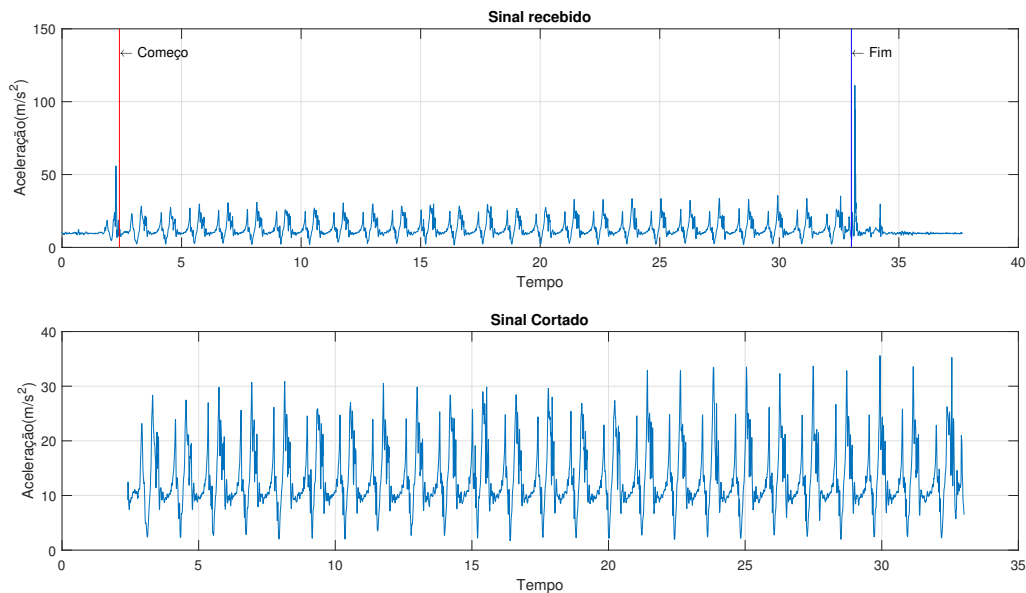


Figura 4.2: Pré-processamento realizados nos dados após aquisição de dados e prévio ao processamento dos algoritmos, corta-se o sinal evitando situações foras das condições estipuladas.

4.2 RESULTADOS EXPERIMENTAIS

De modo a enriquecer a comparação dos algoritmos, utilizou-se da Fitbit, um equipamento de mercado que estima a quantidade de passos realizados.

4.2.1 Sob a perspectiva dos voluntários

Sob a perspectiva dos voluntários temos o desempenho de cada algoritmo variando-se a velocidade e a posição do sensor ilustrados na Figura 4.3.

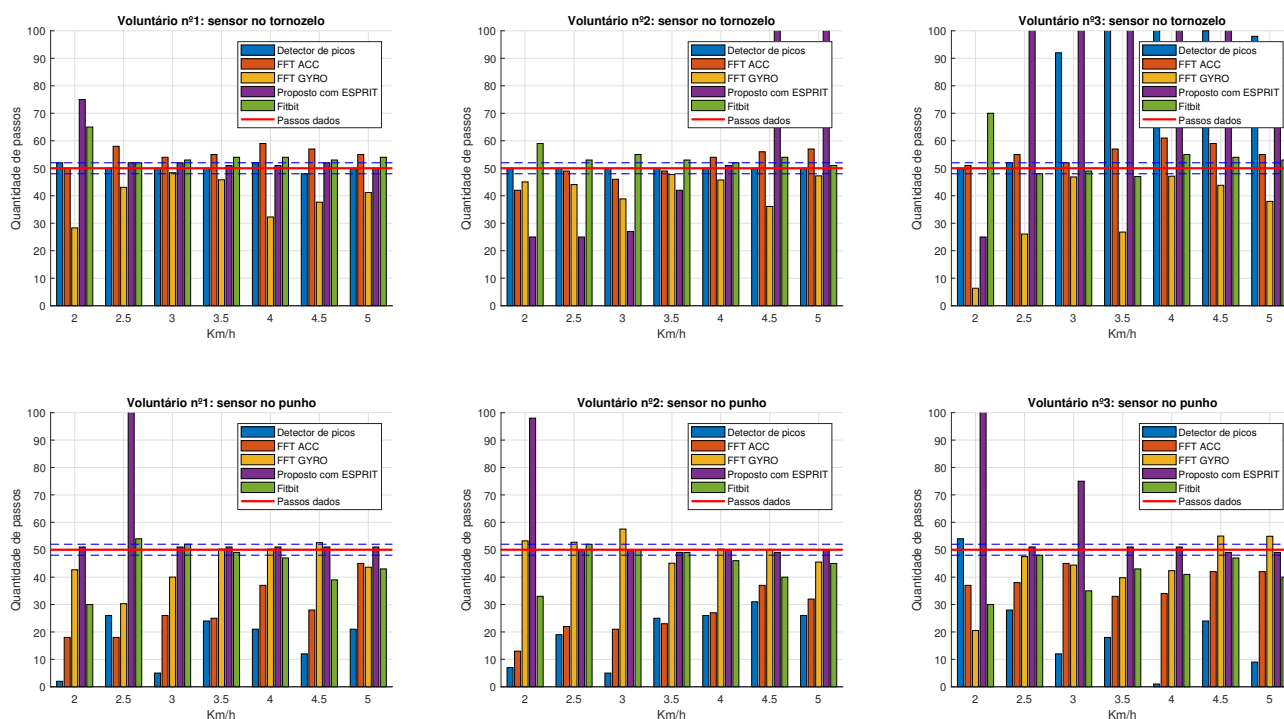


Figura 4.3: Gráfico do resultado dos algoritmos para o detector de picos (Algoritmo1), FFT com acelerômetro (Algoritmo2), FFT com giroscópio (Algoritmo3), sistema proposto utilizando ESPRIT (Algoritmo4) e de um equipamento de mercado para contagem de passos. A linha vermelha são os passos reais dados e a linha pontilhada uma margem de erro de 5%.

Pode-se verificar através da Figura 4.3, que o resultado dos algoritmos para cada voluntário possui uma consistência aceitável, salvo o voluntário de número 3 com o sensor fixado no tornozelo. No voluntário de número 1, por exemplo, com o sensor fixado no tornozelo possui resultados entre algoritmos próximos exceto os dados relativos a velocidade de 2 Km/h. No caso do tornozelo, destacou-se essa diferença na velocidade de 2.5 km/h, assume-se esta alta variância a um mal comportamento pontual do Algoritmo 4 nesta sequencia de dados, tendo em vista a ocorrência normal nas demais velocidades. Para uma averiguação mais ampla necessita-se realizar múltiplas aquisições de dados em um mesmo cenário, no caso do estudo realizou-se somente uma aquisição de dados para cada cenário descrito na Tabela 4.2.

O comportamento dado para o voluntário de número 2 e 3, com o sensor fixado no tornozelo, leva a inferir que o aumento na velocidade tende a deteriorar o desempenho do algoritmo através da super estimação, enquanto que para o sensor fixado no punho desempenho não desejado pela superestimação de passos ocorre nas velocidades mais baixas de 2 e 2.5 Km/h. Isto deve-se ao fato do ciclo da marcha apresentar algumas mudanças em seu ciclo em decorrência de sua velocidade de modo a compensar o movimento dinâmico do corpo.

Em ambos os 3 voluntários, com o sensor fixado no punho, a medida em que a velocidade aumenta os algoritmos 4 e 3 possuem um desempenho satisfatório enquanto que para o sensor fixado no tornozelo os algoritmos 1 e 2 apresentaram resultados próximos ao número de passos reais dado.

Nota-se que um dos motivos a explicar a contagem de passos exacerbada para voluntário 3 com os algoritmos 1 e 4, ambos utilizam da aceleração no domínio do tempo para seu funcionamento, se da pelo fato do sexo ser masculino e do peso pronunciado levando a passadas mais intensas e fortes, gerando trepidações no sinal de aceleração causando uma superestimação dos passos para o algoritmo de detecção de picos e para o ESPRIT.

4.2.2 Sob a perspectiva dos algoritmos

Para se obter uma nova perspectiva dos resultados obtidos utiliza-se da perspectiva dos algoritmos, em que dispõem-se os resultados de cada voluntário variando-se a velocidade e a posição do sensor. Desta forma para o Algoritmo 1 verifica-se seus resultados através da Figura 4.4.

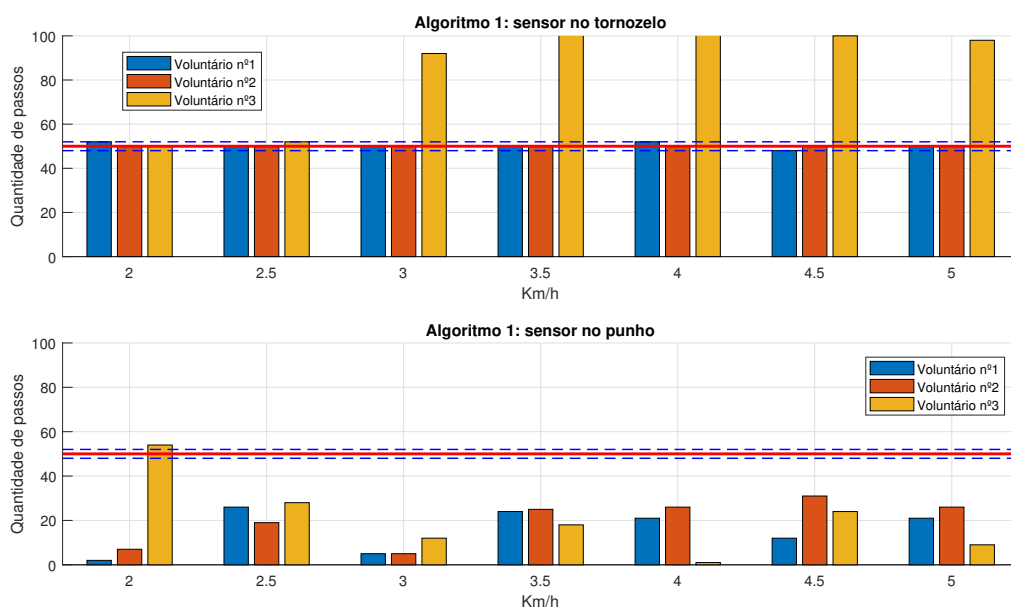


Figura 4.4: Gráfico do resultado para os 3 voluntários do algoritmo detector de picos(Algoritmo1). A linha vermelha são os passos reais dados e a linha pontilhada uma margem de erro de 5%.

Como pode-se perceber o algoritmo de detecção de , descrito na Seção 3.1, possui um desem-

penho inapropriado para o sensor localizado no punho, enquanto que para o tornozelo, para os voluntários 1 e 2, mostrou-se possuir um desempenho preciso. Para o voluntário 3, associou-se a super estimação para velocidades maiores de 3 Km/h dado o forte impacto gerado pela estatura óssea robusta, característica do sexo masculino, e com um peso maior que o comum dadas as características físicas citadas na Tabela 4.1.

Em relação ao algoritmo de análise de espectro da frequência dos dados advindos do acelerômetro, Algoritmo 2, que pode ser observado através da Figura 4.5 percebe-se um desempenho constante para os 3 voluntários quando o sensor está localizado no tornozelo. Faz-se necessário observar que a amostra de dados de aceleração utilizadas na Figura 4.5 são os mesmos utilizados na 4.4, o que demonstra que o algoritmo baseado na análise frequência da aceleração é mais robusta a distorções de amplitude. Isto comprova-se dada a superestimação de passos realizado pelo algoritmo 1 em relação ao voluntário de número 3.

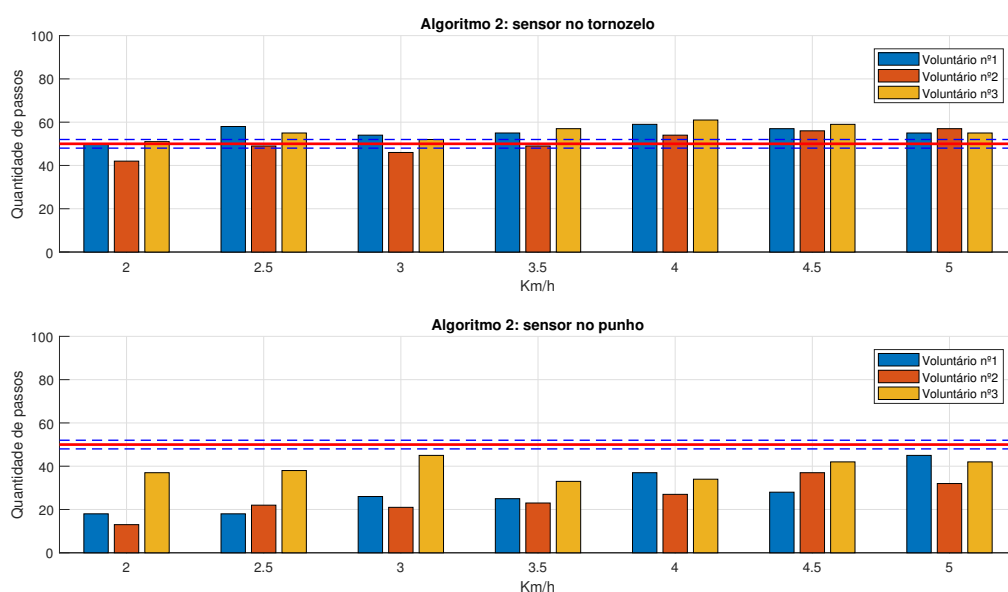


Figura 4.5: Gráfico do resultado para os 3 voluntários do algoritmo de análise de espectro da frequência da aceleração (Algoritmo2). A linha vermelha são os passos reais dados e a linha pontilhada uma margem de erro de 5%.

De forma análoga ao Algoritmo 1, o Algoritmo 2 possui um baixo desempenho quando o sensor posiciona-se no punho. Isto foi explicitado no Capítulo 2, em que o movimento medido pelos sensores irá mudar conforme a posição anatômica do mesmo. Posicionado no tornozelo, o movimento do passo possui 2 etapas bem pronunciadas, uma de apoio e outra de balanço, conforme pode ser visualizado na Figura 2.1. Posicionado no punho, o movimento captado pelos sensores possui apenas a etapa do movimento angular. Por tanto, o baixo desempenho dos Algoritmos 1 e 2 para o sensor no punho é esperado.

O algoritmo de análise espectral da velocidade angular, descrito na Seção 3.3, tem seu resultado ilustrado na Figura 4.6. Nele pode-se verificar que, diferentemente do algoritmo de detecção de picos e da análise espectral da aceleração, possui um desempenho satisfatório para o cenário em que o sensor está fixado no punho.

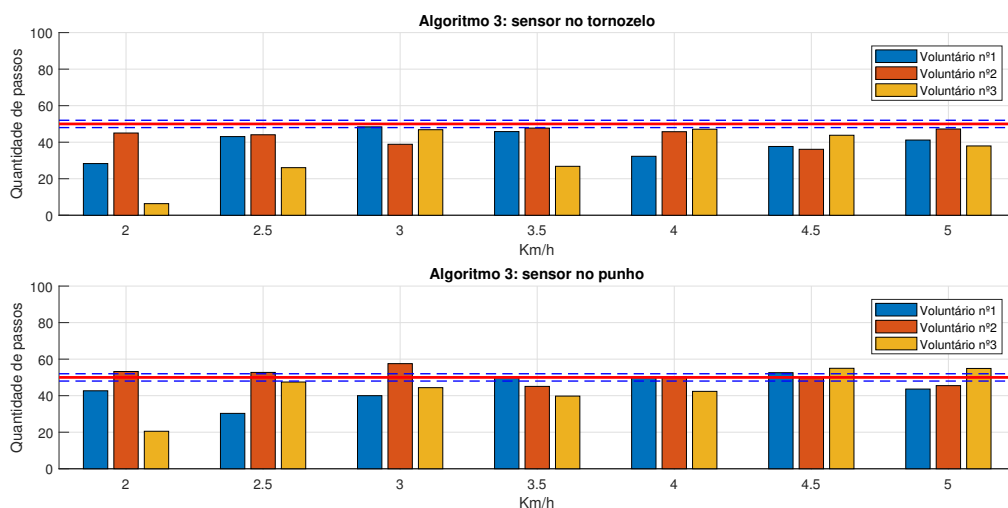


Figura 4.6: Gráfico do resultado para os 3 voluntários do algoritmo de análise de espectro da frequência da velocidade angular (Algoritmo3). A linha vermelha são os passos reais dados e a linha pontilhada uma margem de erro de 5%.

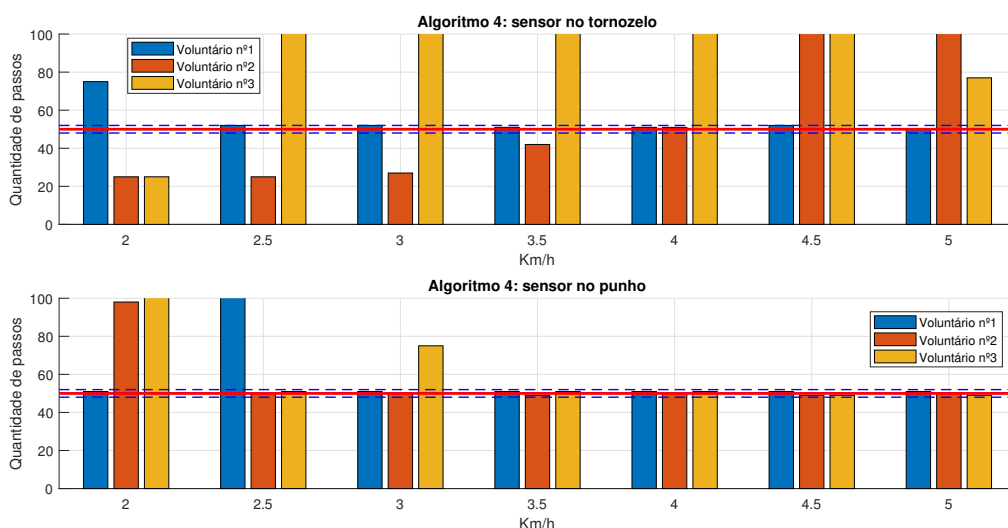


Figura 4.7: Gráfico do resultado para os 3 voluntários do algoritmo ESPRIT (Algoritmo4). A linha vermelha são os passos reais dados e a linha pontilhada uma margem de erro de 5%.

Isto deve-se ao fato da velocidade angular captar de forma mais evidente o movimento que ocorre na etapa de balanço, com o sensor fixado no punho, todo o período do passo constitui de um movimento de balanço, enquanto que com o sensor fixado no tornozelo, o movimento possui duas etapas.

Para o algoritmo baseado no ESPRIT, ilustra-se os resultados obtidos através da Figura 4.7. De forma oposta ao algoritmo de detecção de pico e ao de análise de espectro da aceleração o ESPRIT possui um bom desempenho com o sensor posicionado no punho. Ambos os 3 algoritmos utilizam da aceleração como dado de entrada, desta forma, explica-se o melhor desempenho para o ESPRIT neste cenário do punho devido a melhor estimação da frequência de passos, descrita na Seção 3.3. Pode-se inferir que o fato do movimento captado possuir apenas uma fase, fase de

balanço, o ESPRIT se comporta de forma mais precisa para determinar a frequência estimada.

Com o sensor no tornozelo, a medida em que aumenta-se a velocidade, aumenta-se a intensidade das passadas alternadas em duas fases, fase de apoio e fase de balanço ilustradas na Figura 2.1, desta forma por possuir duas componentes periódicas, fase de apoio e fase de balanço, nota-se que o algoritmo ESPRIT superestima a frequência real, determinando, dessa forma, uma superestima na quantidade de passos dados nos cenários em que o sensor está fixo ao tornozelo.

Por fim, utiliza-se de um equipamento de mercado para ampliar os aspectos comparativos deste estudo. Trata-se de uma Fitbit, relógio inteligente com capacidade de aferir frequência cardíaca, calorias gastas, distância percorrida e quantidade de passos dados. Desta forma, utilizou-se da funcionalidade de contagem de passos e ilustra-se o resultado através da figura 4.8 .

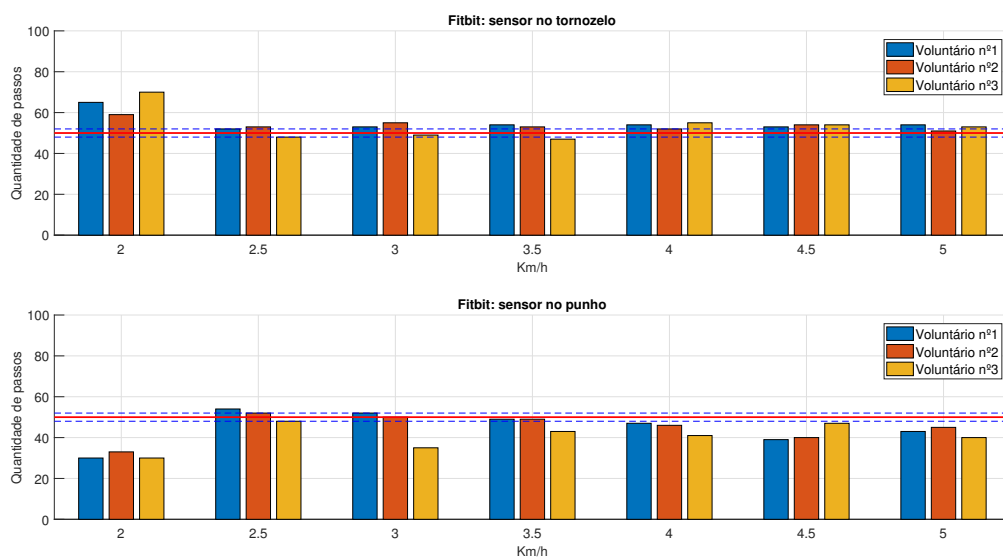


Figura 4.8: Gráfico do resultado para os 3 voluntários com equipamento de mercado Fitbit. A linha vermelha são os passos reais dados e a linha pontilhada uma margem de erro de 5%.

4.2.3 Percentual de sucesso dos algoritmos

Por fim, utiliza-se de uma média simples entre os valores encontrados para os 3 voluntários de forma a normalizar os resultados dos algoritmos para cada cenário descrito na Tabela 4.2. Ilustra-se o desempenho dos algoritmos descritos no Capítulo 3 para o sensor localizado no tornozelo e no punho através da Figura 4.9.

Nota-se através da Figura 4.9 que, para o sensor posicionado no tornozelo, o Algoritmo2, descrito na Secção 3.2, possui o melhor desempenho para velocidades moderadas e rápidas para caminhada, cerca de 3 a 5 Km/h. Para baixa velocidade de caminhada, o que se assemelha a um andar calmo, para cada passo demanda um período maior que 1,5 segundo, o Algoritmo 1 possui um desempenho próximo a 100%. Verificando deste modo, com o desempenho de um produto de mercado, nota-se que o algoritmo 2 é que mais se aproxima da solução de mercado, com taxas

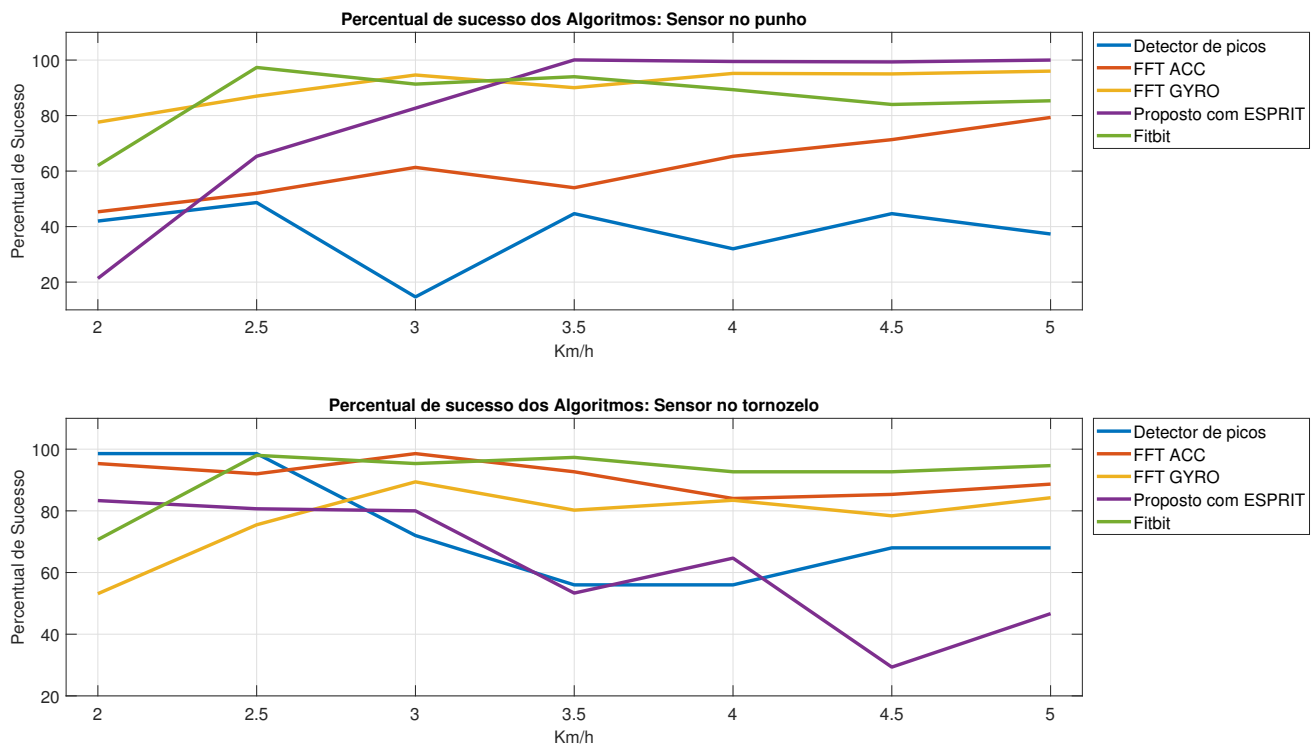


Figura 4.9: Gráfico do desempenho para os 4 algoritmos: Detecção de Picos(Algoritmo1), FFT com acelerômetro(Algoritmo2), FFT com giroscópio (Algoritmo3), ESPRIT (Algoritmo4) e do equipamento de mercado Fitbit. Com o sensor fixado no tornozelo e no punho.

de sucesso acima de 80%.

De modo semelhante, a análise realizada para o sensor fixado no punho, que também pode ser visualizada através da Figura 4.9, percebe-se um desempenho melhor dos algoritmos de análise de espectro da velocidade angular e do proposto utilizando ESPRIT em relação a um equipamento de mercado. Levando em consideração a precisão, para velocidades entre 3,5 km/h e 5 km/h o Algoritmo 4 provê uma precisão próxima a 100%, porém sofre com baixo desempenho para velocidade a baixo de 3,5 km/h. Em relação ao Algoritmo 3, possui um desempenho maior em baixas velocidades porém não é tão preciso para velocidades moderadas e rápidas, contudo ainda mantém acima de 80% do percentual de sucesso. Desta forma, como o algoritmo proposto possui um custo computacional elevado [38], a depender do poder de processamento de onde será implementado, opta-se entre o Algoritmo 3 ou 4.

5 CONCLUSÃO

Este estudo implementou e comparou algoritmos baseados em detecção de picos, análise de espectro de frequência com acelerômetros, análise de espectro de frequência com giroscópios e o Algoritmo proposto utilizando ESPRIT para contagem de passos realizados. Para a correta implementação dos algoritmos foi necessário tomar nota das principais características que envolvem o movimento dinâmico do ciclo da marcha e a aquisição de dados através dos sensores em posições anatômicas distintas do tornozelo e do punho. Como o objetivo do estudo visa a implementação da funcionalidade de detecção de passos em uma pulseira inteligente, através das análises de desempenho, através da Figura 4.9, percebe-se que caso a pulseira tenha disponibilidade de processamento a escolha do Algoritmo proposto por este estudo, que utiliza o ESPRIT, provê melhor desempenho em relação aos demais algoritmos e ao equipamento de mercado, porém como descrito na Secção 3.4 e por [38] necessita de poder computacional para executá-lo de forma apropriada. Como os dispositivos vestíveis, assim como a pulseira inteligente, possuem poder de processamento limitados, dessa forma, a escolha mais indicada para um dispositivo com baixa capacidade de processamento se dá através da análise do espectro da frequência da velocidade angular, descrita na Secção 3.3. Deste modo, com o sensor fixado no punho, o algoritmo proposto e o de análise de espectro da velocidade angular possuem desempenho próximo ou maior que o equipamento de mercado.

5.1 PROJETOS FUTUROS

Para projetos futuros a partir deste estudo, nota-se a averiguação de diferentes faixas de frequência relacionada ao ciclo da marcha, dada a complexidade do movimento frequências fora da faixa estudada 0,6 a 2 Hz podem estar relacionadas ao movimento e dessa forma serem utilizadas para contabilizar passos. Para melhor descrever o movimento do ciclo da marcha um modelo teórico do movimento pode ser feito utilizando uma análise das forças exercidas sobre um corpo extenso, embasando-se no sistema esquelético humano, desse modo, pode-se sintetizar um sinal teórico para os sensores localizados no punho e no tornozelo com base no modelo criado.

De forma evidenciar e averiguar o desempenho dos algoritmos implementados neste estudo, realizar uma análise com um número maior de amostras para cada cenário descrito na tabela 4.2, de modo a minimizar inconformidades singulares nas capturas dos dados. Também pode-se adotar como critério de avaliação a condição física dos voluntários, de modo a ampliar o desempenho dos algoritmos em diferentes fisionomias, por exemplo pessoas idosas.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- 1 RAFAJLOVIU, S.; GAVRILOVIU, M.; MIJAILOVIU, N. Gait phases recognition from accelerations and ground reaction forces: Application of neural networks. *Telfor Journal*, v. 1, p. 34–36, 2009.
- 2 STMICROELECTRONICS. Mems digital output motion sensor ultra low-power high performance 3-axes “nano” accelerometer. *DataSheet*, v. 3, p. 1–38, 2009.
- 3 STMICROELETRONICS. Lsm6ds3 product specification. *STMicroelectronics Inc.*, v. 10, 2017.
- 4 LIN, Y. A natural contact sensor paradigm for nonintrusive and real-time sensing of biosignals in human-machine interactions. *IEEE Sens*, v. 11, p. 522–529, 2011.
- 5 HYEON, T.; QIAO, S.; YANG, S.; KIM, S. J.; JUN, S. W.; GHAFARI, R.; LU, N.; PARK, M.; LEE, M.; KANG, K.; DO, K.; LEE, J.; SHIN, J.; LEE, J. E.; KIM, J.; SON, D.; LEE, D. J.; SONG, C.; KIM, D.-H.; HWANG, C. S. Multifunctional wearable devices for diagnosis and therapy of movement disorders. *Nature Nanotechnology*, v. 9, p. 397–404, 2014.
- 6 POON, C. C. Y.; WONG, Y. M.; ZHANG, Y. M-health: The development of cuff-less and wearable blood pressure meters for use in body sensor networks. *Proc. IEEE/NLM Life Sci. Syst. Appl. Workshop*, v. 0, p. 1–2, 2006.
- 7 WU, K.; CHAN, C.; ZHANG, Y. Contactless and cuffless monitoring of blood pressure on a chair using e-textile materials. *Proc. 3rd IEEE/EMBS Int. Summer School Med. Devices Biosensors*, v. 0, p. 98–100, 2006.
- 8 GU, W. B.; POON, C. C. Y.; LEUNG, H. K.; SY, M. Y.; WONG, M. Y. M.; ZHANG, Y. T. A novel method for the contactless and continuous measurement of arterial blood pressure on a sleeping bed. *Proc. Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc*, p. 6084–6086, 2009.
- 9 CHULSUNG, P.; CHOU, P. H.; YING, B.; MATTHEWS, R.; HIBBS, A. An ultra-wearable, wireless, low power ecg monitoring system. *Proc. IEEE Biomed. Circuits Syst. Conf*, v. 1, p. 241–244, 2006.
- 10 ALEKSANDROWICZ, A.; LEONHARDT, S. Wireless and non-contact ecg measurement system—the aachen smartchair. *Acta Polytechnica*, v. 2, p. 68–71, 2007.
- 11 YAMA, Y.; UENO, A.; UCHIKAWA, Y. Development of a wireless capacitive sensor for ambulatory ecg monitoring over clothes. *Proc. 29th Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc*, v. 0, p. 5727–5730, 2007.
- 12 CHI, Y. M.; CAUWENBERGHS, G. Wireless non-contact eeg/ecg electrodes for body sensor networks. *Proc. Int. Conf. Body Sensor Netw*, v. 0, p. 297–301, 2010.
- 13 KANG, X.; HUANG, B.; QI, G. A novel walking detection and step counting algorithm using unconstrained smartphones. *Sensors*, v. 18, p. 297, 2018.
- 14 DİRİCAN, S. A. A. C. Step counting using smartphone accelerometer and fast fourier transform. *Sigma Journal of Engineering and Natural Sciences*, v. 8, p. 175–182, 2017.
- 15 YING, H.; SILEX, C.; SCHNITZER, A.; LEONHARDT, S.; SCHIEK, M. Automatic step detection in the accelerometer signal. *IFMBE Proc*, v. 13, p. 80–85, 2007.
- 16 PATEL, M. S.; ASCH, D. A.; VOLPP, K. G. Wearable devices as facilitators, not drivers, of health behavior change. *JAMA*, v. 5, p. 459–460, 2015.

- 17 WILMOT, E. G.; EDWARDSON, C. L.; ACHANA, F. A.; DAVIES, M. J.; GORELY, T.; GRAY, L. J.; KHUNTI, K.; YATES, T.; BIDDLE, S. J. H. Sedentary time in adults and the association with diabetes, cardiovascular disease and death: systematic review and meta-analysis. *Diabetologia*, v. 55, n. 11, p. 2895–2905, Nov 2012.
- 18 HILL, J.; PETERS, J. Environmental contributions to obesity epidemic. *Science*, v. 280, p. 1371–1374, 1998.
- 19 GARRISON, R. J.; KANNEL, W. B.; STOKES, J.; CASTELLI, W. P. Incidence and precursors of hypertension in young adults: The framingham offspring study. *PrevMed*, p. 235–251, 1987.
- 20 THE Seventh Report of the Joint National Committee on Prevention, Detection, Evaluation, and Treatment of High Blood Pressure. *U.S. DEPARTMENT OF HEALTH AND HUMAN SERVICES*, N°. 04-5230, 2004.
- 21 WILMORE, J.; COSTILL, D. *Physiology of Sport and Exercise*. [S.l.]: Human Kinetics, 1994.
- 22 HAUSDORFF, J. M.; RIOS, D. A.; EDELBERG, H. K. Gait variability and fall risk in community-living older adults: A 1-year prospective study. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, v. 82, p. 1050–1056, 2001.
- 23 WONG, W. Y.; WONG, M. S.; LO, K. H. Clinical applications of sensors for human posture and movement analysis: A review, prosthetics and orthotics international. *Prosthetics and Orthotics International*, v. 31, p. 62–75, 2007.
- 24 ALLET, L.; ARMAND, S.; BIE, R. A. de; PATAKY, Z.; AMINIAN, K.; HERRMANN, F. R.; BRUIN, E. D. de. Gait alterations of diabetic patients while walking on different surfaces. *Gait & Posture*, v. 29, p. 488–493, 2009.
- 25 SUN, B.; WANG, Y.; BANDA, J. Gait characteristic analysis and identification based on the iphone's accelerometer and gyrometer. *Sensors*, v. 14, p. 17037–17054, 2014.
- 26 HENRIKSEN, M.; LUND, H.; MOE-NILSSEN, R.; BLIDDAL, H.; DANNESKIOD-SAMSOE, B. Test-retest reliability of trunk accelerometric gait analysis. *Gait Posture*, v. 19, p. 288–297, 2004.
- 27 MANOLAKIS, D. G.; INGLE, V. K.; KOGON, M. S. *Statistical and Adaptive Signal Processing*. [S.l.]: ARTECH HOUSE, INC, 2005.
- 28 PAN, J.; TOMPKINS, W. J. A real-time qrs detection algorithm . *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 32, p. 230–236, 1985.
- 29 RANGAYYAN, R. M. Biomedical signal analysis. *IEEE Press Series on Biomedical Engineering*, 2002.
- 30 TUDOR-LOCKE, C. Steps to better cardiovascular health: How many steps does it take to achieve good health and how confident are we in this number? *PubMed*, v. 4, p. 271–276, 2010.
- 31 CHOI, E. C.; CHOI, B. C.; PAK, A. W.; CHOI, J. C. Daily step goal of 10,000 steps: A literature review. *Clin Invest Med*, v. 30, p. 146–151, 2007.
- 32 LIN, J.; CHAN, L.; YAN, H. A decision tree based pedometer and its implementation on the android platform. In: . [S.l.: s.n.], 2015. Third International Conference on Signal, Image Processing and Pattern Recognition (SIPP 2015) ; Conference date: 21-02-2015 Through 22-02-2015.
- 33 VYAS, N.; FARRINGDON, J.; ANDRE, D.; STIVORIC, J. Machine learning and sensor fusion for estimating continuous energy expenditure. *Proceedings of the Twenty-Third Innovative Applications of Artificial Intelligence Conference*, 2011.

- 34 DAS, S.; GREEN, L.; PEREZ, B. Detecting user activities using the accelerometer on android smartphones. In: . [S.l.: s.n.], 2010.
- 35 COOLEY, J. W.; TUKEY, O. W. An algorithm for the machine calculation of complex fourier series. *Math. Comput*, v. 19, p. 297–301, 1965.
- 36 DUHAMEL, P.; VETTERLI, M. “fast fourier transforms: A tutorial review. *Signal Processing*, v. 19, p. 259–299, 1990.
- 37 KANG, X.; HUANG, B.; QI, G. A novel walking detection and step counting algorithm using unconstrained smartphones. *Sensors (Basel, Switzerland)*, v. 18, p. 297, 2018.
- 38 PINHEIRO, G. P. M. Development of a healthcare wearable platform using a photoplethysmography sensor. *Trabalho de Conclusão de Curso, Departamento de Engenharia Elétrica*, p. 74, 2018.
- 39 REIS, P. M. G. I.; COSTA, J. P. C. L. da; MIRANDA, R. K.; GALDO, G. D. Esprit-hilbert-based audio tampering detection with svm classifier for forensic analysis via electrical network frequency. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, v. 12, n. 4, p. 853–864, April 2017. ISSN 1556-6013.
- 40 REIS, P. M. G. I.; COSTA, J. P. C. L. da; MIRANDA, R. K.; GALDO, G. D. Esprit-hilbert-based audio tampering detection with svm classifier for forensic analysis via electrical network frequency. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, v. 12, n. 4, p. 853–864, 2017.
- 41 REIS, P. M. G. I.; COSTA, J. P. C. L. da; MIRANDA, R. K.; GALDO, G. D. Audio authentication using the kurtosis of esprit based enf estimates. *10th International Conference on Signal Processing and Communication Systems (ICSPCS'2016)*, 2016.
- 42 ROY R.; KAILATH, T. Esprit-estimation of signal parameters via rotational invariance techniques. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, v. 37, p. 984–995, 1989.
- 43 REIS, P. M. G. I. Detecção robusta de adulteração em Áudio explorando a forma analítica e o subespaço de sinais interferentes da rede elétrica. *Dissertação (Mestrado)*, 2016.
- 44 INVENSENSE. Mpu6000/mpu-6050 product specification. *InvenSense Inc.*, v. 3.4, 2013.
- 45 STMICROELECTRONICS. Lis331dlh product specification. *STMicroelectronics Inc.*, v. 3, 2009.

APÊNDICES

I. CÓDIGO FONTE

Neste apêndice será apresentado o código fonte utilizado para implementar em MATLAB®, os algoritmos descritos no Capítulo 3.

- Algoritmo01:

```
1
2 function stepnumber = algoritmo1(X,Y,Z,t,flag_plot)
3
4 [X, Y, Z ] = preProcessFilter20Hz(X,Y,Z,flag_plot);
5
6 X_filt = X;
7 Y_filt = Y;
8 Z_filt = Z;
9
10 AllSum=X+Y+Z;
11 SignalSemG=AllSum-mean(AllSum);
12 SignalSemG(SignalSemG>0)=0;
13
14 X(X>0)=0;
15 X_NegSum=X;
16
17 Y(Y>0)=0;
18 Y_NegSum=Y;
19
20 Z(Z>0)=0;
21 Z_NegSum=Z;
22
23 NegSum= SignalSemG;
24
25 %O valor de 20 amostras condiz com 10% da taxa de amostragem para smothar o
26 %sinal
27 smoothedSum = preProcessIntegrationFilter(NegSum,20);
28 squaredSignal = smoothedSum.^2;
29
30 %Agora calcula-se o treshold que equivale a 1/4 do valor maximo do array
31 %processado.
32 treshold=max(squaredSignal)/4;
33 [ stepnumber locsP pksP] = peakdetection(squaredSignal,t,treshold,flag_plot);
34
35
36
37
38 end
39
40
```

```
41 end
```

- **preProcessFilter20Hz:**

```
1
2 function [X_Filtered Y_Filtered Z_Filtered ] = preProcessFilter20Hz(X,Y,Z,flag_plot)
3
4
5 t=linspace(0,10,length(X));
6 t=t.';
7
8 %Cria-se o filtro passa-baixa em 20 Hz.
9 %      1 - 2 z^-4 + z^-8
10 % -----
11 % 16 - 32 z^-1 + 16 z^-2
12 b = [1 0 0 0 -2 0 0 0 1];
13 a = [16 -32 16];
14
15 X_Filtered = filter(b,a,X);
16 Y_Filtered = filter(b,a,Y);
17 Z_Filtered = filter(b,a,Z);
18
19
20
21
22
23 end
```

- **preProcessIntegrationFilter:**

```
1
2 function [X_INTER ] = preProcessIntegrationFilter(X, windowSize)
3
4
5
6 b = (1/windowSize)*ones(1,windowSize);
7 a = 1;
8
9 X_INTER = filter(b,a,X);
10
11 end
12
13
14
15
16 end
```

- **peakdetection:**

```
1
2 %Criando a funcao para calcular a quantidade de passos dado os vetores de
3 %aceleracao X,Y e Z.
4 function [ passos locsP pksP] = peakdetection(X,t, treshold, flag_plot)
5
6
7
8
9 [pks, locs] = findpeaks(X);
10 [pksP, locsP] = findpeaks(X, 'MinPeakHeight', treshold, 'MinPeakDistance', 40);
11
12 passos = numel(pksP);
13
14
15 end
```


- Algoritmo02:

```
1
2 function step_number = algoritmo2 (X,Y,Z,T,punho)
3
4
5 %O algoritmo trabalha com 4 estagios, o primeiro ele armazena dados
6 %equivalentes a 500 ms de medidas, dessa forma ajusta-se a amostragem do
7 %sinal que inicialmente era de 206Hz para 16Hz.
8
9 %Necessita-se calcular a taxa de amostragem dado o sinal de tempo T
10
11 %ShowAccxyz(X,Y,Z,T);
12 b=0;
13 c=T';
14 c=c-c(1);
15 for a=c
16     if(a<1)
17         b=b+1;
18     end
19 end
20
21 Fs=b;
22
23 A=Fs/16;
24 A=floor(A);
25 B=length(X);
26 B=B/A;
27 B=floor(B);
28
29 novo_X=[];
30 novo_Y=[];
31 novo_Z=[];
32 novo_T=[];
33
34 for a=1:B
35     novo_X = [ novo_X X(a*A) ];
36     novo_Y = [ novo_Y Y(a*A) ];
37     novo_Z = [ novo_Z Z(a*A) ];
38     novo_T = [ novo_T T(a*A) ];
39 end
40
41 %ShowAccxyz(novo_X,novo_Y,novo_Z,novo_T);
42
43 %Agora separa-se o sinal em blocos a serem processados a cada 8 amostras.
44
45 A=length(novo_X)-8;
46
47 X_window = [];
48 Y_window = [];
49 Z_window = [];
```

```

50 T_window = [];
51 Signal = [];
52 Signal_fft = [];
53 step_number=0;
54 T_remain = [];
55
56 TH_imag_low = -2;
57 TH_imag_high = 2;
58
59 for a=1:8:A
60     X_window = [novo_X(a:(a+8))];
61     Y_window = [novo_Y(a:(a+8))];
62     Z_window = [novo_Z(a:(a+8))];
63     T_window = [novo_T(a:(a+8))];
64     T_remain = [T_remain T_window];
65
66     %Passa-se por um filtro passa-baixas;
67     [X_pre, Y_pre, Z_pre] = preProcessFilter20Hz(X_window', Y_window', Z_window', 0);
68     D= sqrt(X_pre.^2 + Y_pre.^2 + Z_pre.^2);
69     Signal = [ Signal ; D ];
70     D_fft = fft(D);
71     Signal_fft = [ Signal_fft ; D_fft];
72
73     %Define-se os tresholds para o experimento citados no artigo, [60 120]
74     %para a parte real e [2 -2] para a parte imaginaria.
75
76     if any(60 < real(D_fft) & real(D_fft) < 120)
77         imag(D_fft);
78         if any( TH_imag_high < imag(D_fft) | imag(D_fft) < TH_imag_low)
79             step_number= step_number+1;
80             if (mean(imag(D_fft))>0)
81                 TH_imag_high = (TH_imag_high + max(imag(D_fft)))/2;
82             else
83                 TH_imag_low = (TH_imag_low + min(imag(D_fft)))/2;
84             end
85         end
86     end
87 end
88 end
89
90 max(real(Signal_fft));
91 max(imag(Signal_fft));
92
93 step_number = step_number*punho;
94
95 end

```

- Algoritmo03

```

2 function passos = algoritmo3 (X,Y,Z,T,punho)
3
4 %Primeiramente ajustar a taxa de amostragem para 20 Hz;
5 %ShowAccxyz(X,Y,Z,T);
6
7 b=0;
8 c=T';
9 c=c-c(1);
10 for a=c
11     if(a<1)
12         b=b+1;
13     end
14 end
15
16 Fs=b;
17
18 A=Fs/20;
19 A=floor(A);
20 B=length(X);
21 B=B/A;
22 B=floor(B);
23
24 Fs=20;
25 novo_X=[];
26 novo_Y=[];
27 novo_Z=[];
28 novo_T=[];
29
30 for a=1:B
31     novo_X = [ novo_X X(a*A) ];
32     novo_Y = [ novo_Y Y(a*A) ];
33     novo_Z = [ novo_Z Z(a*A) ];
34     novo_T = [ novo_T T(a*A) ];
35 end
36
37 X=novo_X;
38 Y=novo_Y;
39 Z=novo_Z;
40 T=novo_T;
41
42
43 b=0;
44 c=T;
45 c=c-c(1);
46 for a=c
47     if(a<1)
48         b=b+1;
49     end
50 end
51
52 Novo_Fs=b;
53

```

```

54
55 %Baseando-se no artigo, temos o numero de instancias para o tempo da
56 %janela e para a etapa deslizante. Para o tempo da janela foi escolhido na
57 %base dois, logo 64 instancias, o que da um periodo de 3.4s. Ja para a
58 %etapa deslizante foi adotado 1.2s. Ou seja, o tamanho da janela possui
59 %3.4s sempre e ira andando de 1.2s em 1.2s.
60
61
62 tamanho=length(X);
63 tamanho_T=length(X);
64 quantidade_loop =floor((tamanho-64)/25);
65
66 X_j = [];
67 Y_j = [];
68 Z_j = [];
69 T_j = [];
70 %Neste laço de repeticao temos a janela de tempo deslizando a cada 25
71 %instancias.
72
73 T_de_andar=0;
74 frequencia_de_andar=0;
75
76 Sliding_time=T(25)-T(1);
77 alfa = 0.8;
78 %f = Novo_Fs/2*linspace(0,64/2);
79 f = Novo_Fs*(0:(64/2))/64;
80
81 % figure;
82 % title('espectro');
83 % hold on;
84 for a=1:25:(quantidade_loop*25)
85
86     %Aqui deve-se utilizar a aceleracao angular.
87     X_j= [X(a:a+63)];
88     Y_j= [Y(a:a+63)];
89     Z_j= [Z(a:a+63)];
90     T_j= [T(a:a+63)];
91 %     figure;
92 %     plot(T_j,X_j);
93
94 %necessita-se agora selecionar o eixo mais sensivel, para isso utiliza-se a
95 %equacao descrita no artigo utilizando-se
96 %SELECAO DO EIXO MAIS SENSIVEL.
97 %%%
98 X_j_max = sum(abs(X_j));
99 Y_j_max = sum(abs(Y_j));
100 Z_j_max = sum(abs(Z_j));
101 max_max = max([X_j_max Y_j_max Z_j_max]);
102     if(X_j_max==max_max)
103         D=X_j;
104         % disp('Eixo X mais sensivel');
105     elseif (Y_j_max==max_max)

```

```

106         D=Y_j;
107         %disp('Eixo Y mais sensivel');
108     else
109         D=Z_j;
110         %disp('Eixo Z mais sensivel');
111     end
112     %%%
113     %O vetor mais sensivel agora e denominado por D.
114
115     %Agora necessita-se aplicar a FFT, como descrita no artigo, para isso
116     %necessita-se fazer uma somatoria com o tamanho da janela.
117
118     D_FFT= fft(D);
119     %plot(f,abs(D_FFT(1:length(D_FFT)/2+1)), 'b');
120
121     D_FFT_ss=abs(D_FFT(1:length(D_FFT)/2+1));
122     %Agora necessita-se calcular a media para os intervalos de 0 Hz a 0.6
123     %Hz para calcular W0 e de 0.6Hz para 2Hz para calcular Wc. Caso Wc>W0,
124     %caracteriza-se o movimento do andar.
125     minValueW0=0;
126     maxValueW0=0.6;
127
128     minValueWc=0.6;
129     maxValueWc=2;
130
131     indexesInRangeW0 = f > minValueW0 & f < maxValueW0;
132     indexesInRangeWc = f >= minValueWc & f < maxValueWc;
133
134
135     D_FFT_W0= D_FFT_ss(indexesInRangeW0);
136     D_FFT_Wc= D_FFT_ss(indexesInRangeWc);
137     f_Wc=f(indexesInRangeWc);
138     W0=mean(D_FFT_W0);
139     Wc=mean(D_FFT_Wc);
140     if(Wc>W0 && Wc>10)
141     %         disp('Esta Andando');
142
143         %Dentro desta condicao o paciente esta identificado como em
144         %movimento. Desta forma deve-se incrementar o duracao do movimento
145         %com o tamanho em segundos do deslizamento da janela de tempo e
146         %calcular a frequencia de passos nesta amostra.
147         T_de_andar = T_de_andar + Sliding_time;
148         regressao_4_ordem=polyfit(f_Wc,D_FFT_Wc,4);
149     %         vetor_freq=f_Wc(1):0.01:f_Wc(5);
150     %         y_regressa = polyval(regressao_4_ordem,vetor_freq);
151     %         freq_max = y_regressa==max(y_regressa);
152     %         freq_max = vetor_freq(freq_max);
153         y_regressa = polyval(regressao_4_ordem,f_Wc);
154         freq_max = y_regressa==max(y_regressa);
155         freq_max = f_Wc(freq_max);
156         frequencia_de_andar = alfa*frequencia_de_andar + (1-alfa)*freq_max;
157

```

```

158     else
159 %         disp('Nao esta Andando');
160     end
161
162
163
164 end
165
166 frequencia_de_andar;
167 T_de_andar;
168 passos = frequencia_de_andar*T_de_andar;
169 passos = passos*punho;
170
171 end

```

- ESPRIT para o tornozelo:

```

1
2 function passos = algoritmo4peacc (X,Y,Z,T)
3
4
5     T = T - T(1);
6
7
8 b=0;
9 c=T';
10 c=c-c(1);
11 for a=c
12     if(a<1)
13         b=b+1;
14     end
15 end
16
17 Fs=b;
18
19
20 janela_tempo= T(length(T)) - T(1);
21
22 freq = esprit_full(Z,Fs,janela_tempo);
23 passos = floor(janela_tempo*freq);
24
25 end

```

- ESPRIT para o punho:

```

1
2 function passos = algoritmo4punhoacc (X,Y,Z,T)
3
4

```

```

5     T = T - T(1);
6
7
8     b=0;
9     c=T';
10    c=c-c(1);
11    for a=c
12        if(a<1)
13            b=b+1;
14        end
15    end
16
17    Fs=b;
18
19
20    janela_tempo= T(length(T)) - T(1);
21    D= sqrt(X.^2 + Y.^2+ Z.^2);
22
23    freq = esprit_full(D,Fs,janela_tempo);
24    passos = floor(janela_tempo*freq);
25
26    end

```

- **Esprit_full:**

```

1     function result = estimator_esprit(raw_data, fs, timeWindow)
2
3         % Removes motion artifacts
4         %signal_noart = remove_artifacts(raw_data);
5
6         % DC Blocker
7         signal_nodc = dc_blocker(raw_data, 0.95);
8     %     subplot(211)
9     %     plot(raw_data)
10    %     subplot(212)
11    %     plot(signal_nodc)
12
13    % Low pass filter
14    fc = 4; % cutoff frequency of 4 Hz
15    [b,a] = butter(6,fc/(fs/2)); % 6th order Butterworth filter
16    signal_filt = filter(b,a,signal_nodc);
17
18    % Convergence time of the filter
19    filt_converg = floor(150*log10(fs));
20
21    % Option to plot the filtered signal
22    %plot(signal_filt(filt_converg:end))
23
24    % Calculates the correlation data matrix estimate
25    % in the time interval given

```

```

26     [~, R] = corrmatrix(signal_filt(filt_converg:end), ...
27         floor((timeWindow*fs)/2), 'cov');
28
29     % Returns 0 if frequency estimation is empty or
30     % the BPM estimation otherwise
31     if isempty(estFreqEsprit(R, fs))
32         result = 0;
33     else
34         result = estFreqEsprit(R, fs);
35     end
36
37 end
38
39 function [freq] = estFreqEsprit(R, fs)
40
41     % Eigendecomposition
42     [E, ~] = eig(R);
43
44     % Number of rows on R
45     nRows = size(R, 1);
46
47     % Number of harmonics desired (2 * the actual number if real signal)
48     nHarmonics = 2;
49
50     % Selection matrices
51     J1 = [eye(nRows-1, nRows-1) zeros(nRows-1, 1)];
52     J2 = [zeros(nRows-1, 1) eye(nRows-1, nRows-1)];
53
54     % Signal subspace
55     Es = E(:, (nRows - nHarmonics + 1):nRows);
56
57     % Compute Phi
58     Phi = pinv(J1 * Es) * J2 * Es;
59
60     % Compute eigenvalues of Phi
61     eigenvaluesPhi = eig(Phi);
62
63     % Compute the frequencies from the eigenvalues of Phi
64     freqs = angle(eigenvaluesPhi);
65
66     % Extract the harmonic of interest
67     freq = freqs(freqs > 0) / (2 * pi) * fs;
68
69 end

```