



Lucas Filipe Vieira da Silva

Método para Estimativa de Trajeto Baseado em Dados de Unidades de Medição Inercial

Recife

2019

Lucas Filipe Vieira da Silva

Método para Estimativa de Trajeto Baseado em Dados de Unidades de Medição Inercial

Monografia apresentada ao Curso de Bacharelado em Sistemas de Informação da Universidade Federal Rural de Pernambuco, como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Sistemas de Informação.

Universidade Federal Rural de Pernambuco – UFRPE

Departamento de Estatística e Informática

Curso de Bacharelado em Sistemas de Informação

Orientador: Victor Wanderley Costa de Medeiros

Coorientador: Glauco Estácio Gonçalves

Recife

2019

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal Rural de Pernambuco
Sistema Integrado de Bibliotecas
Gerada automaticamente, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

- S586m Silva, Lucas Filipe Vieira da
 Método para Estimativa de Trajeto Baseado em Dados de Unidades de Medição Inercial / Lucas Filipe
Vieira da Silva. - 2019.
 35 f. : il.
- Orientador: Victor Wanderley Costa de Medeiros.
 Coorientador: Glauco Estácio Gon Gonçalves.
 Inclui referências.
- Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) - Universidade Federal Rural de Pernambuco,
Bacharelado em Sistemas da Informação, Recife, 2019.
1. Sistemas de Navegação Inercial. 2. Quaternions de Orientação. 3. Estimativa de Trajeto. 4. Unidade
de Medição Inercial. I. Medeiros, Victor Wanderley Costa de, orient. II. Gonçalves, Glauco Estácio Gon,
coorient. III. Título

Lucas Filipe Vieira da Silva

Método para Estimativa de Trajeto Baseado em Dados de Unidades de Medição Inercial

Monografia apresentada ao Curso de Bacharelado em Sistemas de Informação da Universidade Federal Rural de Pernambuco, como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Sistemas de Informação.

Trabalho aprovado. Recife, 11 de Dezembro de 2019:

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Victor Wanderley Costa de Medeiros

Departamento de Estatística e Informática
(DEINFO)/UFRPE
Orientador

Prof. Dr. Glauco Estácio Gonçalves

Departamento de Estatística e Informática
(DEINFO)/UFRPE
Co-Orientador

Prof. Dr. Gabriel Alves de Albuquerque Júnior

Departamento de Estatística e Informática
(DEINFO)/UFRPE
Convidado 1

Recife
2019

Aos meus familiares, por todo o incentivo e apoio dado durante esses anos de graduação.

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus por ter me dado inteligência para absorver e compreender todos os conhecimentos que foram passados a mim e por estar comigo sempre, nos momentos bons e nos momentos ruins.

Agradeço ao meu pai pelos exemplos dados durante toda a vida e pelos ensinamentos diretos e indiretos que me tornaram a pessoa que sou hoje. A minha mãe por todo o cuidado, incentivo e preocupação demonstrados ao longo desses anos de curso sempre me mostrando a importância do estudo e do conhecimento para a vida.

À minha namorada por me apoiar, me incentivar e acreditar em mim nesses momentos finais do curso.

Agradeço ao professor Victor e Glauco por todas as orientações, aconselhamentos e ajudas, sendo um grande exemplo de professores dentro da UFRPE. A todos os integrantes do JuaLabs que me receberam assim que cheguei, por sua ajuda ao tirar dúvidas técnicas e/ou teóricas durante os experimentos e pesquisas, em especial a Aldemar por sua ajuda nos experimentos.

*“A glória de Deus é ocultar certas coisas;
tentar descobri-las é a glória dos reis.”
(Provérbios 25:2)*

Resumo

A Internet das Coisas ou IoT (*Internet of Things*) surgiu como uma nova visão para a internet onde os mais diversos dispositivos têm a capacidade de conectar-se a rede. Este conceito está diretamente relacionado aos avanços tecnológicos experimentados na construção de dispositivos semicondutores e circuitos integrados que tornaram-se baratos, menores e mais eficientes. Esses avanços também possibilitaram o surgimento de novas aplicações, dentre elas a possibilidade de localização em tempo real. A medição precisa da localização, através da orientação, desempenha um papel crítico para a estimativa do trajeto percorrido por um sensor atrelado a um objeto. O objetivo principal desse trabalho é avaliar, por meio de experimentação, a acurácia de um método para estimativa de trajetória baseado no algoritmo de gradiente descendente e em dados de aceleração e giro obtidos através de uma Unidade de Medição Inercial (IMU) de baixo custo. O experimento foi realizado através da coleta de dados numa caminhada em linha reta, a caminhada foi realizada 30 vezes, a uma frequência de 100Hz e 50 Hz. O equipamento utilizado foi uma MPU-6050 acoplada a uma placa TTGO T-Beam. A estimativa foi calculada por um algoritmo escrito na linguagem Python. Os resultados mostraram que é possível utilizar uma IMU para estimar a trajetória realizada por uma pessoa, com uma boa acurácia, adotando-se uma taxa de amostragem de 50Hz.

Palavras - Chave: Sistema de Navegação Inercial, Quatérnios de Orientação, Estimativa de Trajeto, Unidade de Medição Inercial.

Abstract

The Internet of Things (IoT) has emerged as a new vision for the Internet, where a wide range of devices can connect to the network. This concept is directly related to the technological advances experienced in the development of semiconductors and integrated circuits. These devices became cheaper, smaller, and more power efficient. These advances also enable the emergence of new applications, like real-time localization. Precise location through orientation plays a critical role in estimating the tracking of a sensor attached to an object. The main objective of this work is to evaluate, through experimentation, a trajectory estimation method based on the gradient descent algorithm and acceleration and rotation data activated by a low-cost Inertial Measurement Unit (IMU). The experiment was performed by collecting data in a straight walk, performed 30 times, at a frequency of 100Hz and 50Hz. The equipment used was an MPU-6050 sensor coupled to a TTGO T-Beam development board. The localization estimations were calculated by an algorithm written in Python language. The results have shown that it is possible to use an IMU to estimate a trajectory performed by a person with reasonable accuracy, adopting a sample rate of 50Hz.

Keywords: Inertial Navigation System, Orientation Quaternions, Route estimate, Inertial Measurement Unit.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Molas de Um Acelerômetro MEMS.	17
Figura 2 – Geração da Força de Coriolis.	18
Figura 3 – Representação de um quatérnio no espaço.	19
Figura 4 – Diagrama representando o algoritmo de estimativa da orientação	22
Figura 5 – Resultados obtidos das duas implementações do algoritmo	24
Figura 6 – Passo a Passo de execução do algoritmo	25
Figura 7 – Dados após a execução do Passo 2.	26
Figura 8 – Aceleração Obtida pelo Algoritmo.	26
Figura 9 – Velocidade Obtida pelo Algoritmo.	27
Figura 10 – Posição Obtida pelo Algoritmo.	27
Figura 11 – MPU 6050 e Módulo de Cartão SD	28
Figura 12 – Placa TTGO T-Beam	29
Figura 13 – Hardware Utilizado para o Experimento	29
Figura 14 – Corredor onde foi realizado o experimento e medição da distância real	30
Figura 15 – <i>Boxplot</i> do Erro calculado para as Amostragens a 100Hz e a 50Hz.	31
Figura 16 – Histograma de erro em cada Frequência	31
Figura 17 – Posição Final Medidas em cada Frequência	32

Lista de tabelas

Tabela 1 – Erro entre a posição final estimada e a posição final real	31
---	----

Lista de abreviaturas e siglas

SNI	Sistemas de Navegação Inercial
GPS	Global Positioning System
MEMS	Micro Electro Mechanical Systems
IMU	Inertial Measurement Unit
AHRS	Altitude and Heading Reference System
INS	Inertial Navigation System
SRI	Sistema de Referência Inercial

Sumário

	Lista de ilustrações	8
1	INTRODUÇÃO	12
1.1	Trabalhos Relacionados	13
1.2	Objetivos	14
1.3	Organização do Trabalho	15
2	REFERENCIAL TEÓRICO	16
2.1	Sistemas de Navegação Inercial	16
2.2	Acelerômetros	16
2.3	Giroscópios	17
2.4	Quatérnios	18
2.5	Algoritmo de Gradiente Descendente	19
3	MÉTODO E RESULTADOS	23
3.1	Validação do Código Portado	24
3.2	Descrição do Algoritmo	25
3.3	Experimento	28
3.4	Resultados	30
4	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	33
4.1	Conclusões	33
4.2	Trabalhos Futuros	33
	REFERÊNCIAS	34

1 Introdução

A Internet das Coisas ou IoT (*Internet of Things*) surgiu como uma nova visão para a internet onde não só computadores mas também objetos do dia a dia são capazes de se comunicar através da rede. A Internet das coisas teve sua origem a partir de estudos derivados da tecnologia RFId (*Radio Frequency Identification*), nascida na Segunda Guerra Mundial. O MIT (*Massachusetts Institute of Technology*), iniciou estudos, em 1999, cujo principal propósito era conectar as etiquetas RFId à Internet, iniciando um movimento que seria mais tarde denominado Internet das Coisas (FILHO, 2016).

O avanço tecnológico na área de produção de dispositivos semicondutores e circuitos integrados tornou estes dispositivos menores, mais baratos, eficientes do ponto de vista energético e permitiu que estes fossem conectados a diversos tipos de dispositivos compondo a Internet das Coisas. Esses avanços também possibilitaram o surgimento de novas aplicações como a detecção de problemas em peças de aeronaves, monitoramento dos batimentos cardíacos e localização em tempo real.

Obter a localização de pessoas, objetos e animais, em tempo real, permite estabelecer trajetos e, através destes trajetos, pode-se realizar inúmeras aplicações. Dentre estas aplicações pode-se destacar: o monitoramento de atividades físicas, obtendo-se distância percorrida, existência de aclives e declives; acompanhar o deslocamento de veículos, tripulados ou não; monitorar o comportamento de animais; e rastrear objetos.

Segundo MADGWICK; HARRISON; VAIDYANATHAN a medição precisa da orientação desempenha um papel crítico para a estimativa do trajeto percorrido por um sensor atrelado a um objeto. Com o avanço tecnológico, essas aplicações necessitam de sistemas que combinem bom desempenho, baixo custo de aquisição, baixo gasto de bateria e uma alta acurácia. Muitos dos trabalhos em desenvolvimento têm como objetivo utilizar esses sistemas para áreas como: desenvolvimento de carros autônomos no âmbito automobilístico, desenvolvimento de sistemas de guia de mísseis de médio e longo alcance, no âmbito militar e para monitoramento do comportamento de rebanhos bovinos, no âmbito animal.

Um dos sistemas de orientação e navegação que possuem esses atributos são os Sistemas de Navegação Inercial (SNI). Os SNI são constituídos de acelerômetros, giroscópios e opcionalmente magnetômetros e são capazes de estimar o posicionamento do objeto monitorado sem a necessidade de informações externas, como no GPS. Sendo assim, os SNI não necessitam enviar ou receber dados através de um canal de comunicação.

Segundo [MORI](#), a precisão destes sistemas está correlacionada diretamente ao custo dos sensores utilizados. Sistemas que possuem uma acurácia elevada e que possuem um baixo nível de deriva, que é a variação do fator de escala de um sensor conforme as condições do ambiente mudam, têm custo alto e são utilizados predominantemente na aviação comercial e em aplicações militares. Recentes pesquisas na área de miniaturização de elementos sensíveis permitiram o surgimento dos sensores MEMS (Sistemas Micro-EletoMecânicos, do inglês *Micro-Electro-Mechanical Systems*). Estes pequenos sensores micromecânicos de baixo consumo energético, resistentes a impactos e que podem ser produzidos em larga escala, permitiram uma sensível redução no custo dos SNI ([MORI, 2013](#)).

As imperfeições dos sensores MEMS, erros derivados de distúrbios aleatórios e ruídos são as principais fontes de erros dos SNI, comprometendo assim a precisão desses sistemas, impactando diretamente na estimativa do trajeto ([CORRÊA, 2015](#)). Para minimizar esses erros é necessário que haja calibração dos sensores, fusão de sensores e/ou processamento, através de um software, que retire o ruído indesejado.

Na calibração, se estabelece uma relação entre as medidas reais e as medições do sensor digital. A fusão de sensores, por outro lado, busca combinar as medições de sensores diferentes em um único conjunto de medidas fazendo com que o sistema tenha uma grau de acurácia maior. Já a remoção de ruídos pode ser feita através da filtragem digital dos sinais provenientes dos sensores. O algoritmo de gradiente descendente, que utiliza repetidas iterações para encontrar o mínimo local de uma função, pode ser utilizado para complementar as características do método de navegação inercial, por ser de fácil implementação e ter um baixo custo computacional. O Gradiente descendente também pode ser utilizado para minimizar o impacto dos erros nos dados medidos.

Sendo assim, uma aplicação baseada em um algoritmo de gradiente descendente aliado ao SNI é capaz de estimar o trajeto em diversos cenários, em dispositivos distintos e ainda possuirá a vantagem de ter um baixo custo de desenvolvimento.

1.1 Trabalhos Relacionados

A utilização de IMUs (*Inertial Measurement Unit*) de baixo custo, em aplicações que não sejam viáveis ou que não seja preferível a utilização de sensores externos ao sistema, têm sido abordada em outros estudos demonstrando suas possíveis aplicações e soluções para alguns problemas conhecidos como, por exemplo, a limitação da acurácia e o efeito de *drift*.

Em [AMORIM](#) é proposta implementação de Unidades de Medição Inercial - IMU (*Inertial Measurement Unit*), Sistemas de Referência de Atitude e Direção - AHRS (*Altitude*

and Heading Reference System), e Sistemas de Navegação Inercial - INS(*Inertial Navigation System*) que utilizem, como recurso, apenas sensores inerciais de baixo custo. Esta abordagem permite integrar a solução em aplicações que não possam, ou onde não seja viável, utilizar alguma tecnologia de localização absoluta, como o GPS. Esta solução utiliza quatérnios e um algoritmo de fusão sensorial para reduzir o efeito de *drift* e corrigir erros.

O estudo de [CARVALHO](#) demonstra a importância em rastrear e analisar os movimentos realizados pelo corpo humano para o desenvolvimento de métodos de tratamento que buscam reforçar a mobilidade de pessoas com limitações funcionais e/ou motoras. A compreensão da biomecânica humana também pode prover importantes descobertas sobre mecanismos neurais de aprendizagem motora e de adaptação.

[Guo et al.](#) mostram que IMUs baseadas em sensores MEMS são atrativos por serem de pequeno tamanho, baixo custo e baixo consumo energético. Por outro lado, possuem uma acurácia limitada, grande deslocamento e desvio de tempo o que pode acarretar em erros de estimativa de posição com o passar do tempo. O experimento do sistema de navegação inercial pessoal realizado por [Guo et al.](#) obteve uma acurácia de 5,5m durante uma caminhada de 3100m sem a utilização de um GPS. [Guo et al.](#) enfatizam que para se obter uma boa acurácia é crítico que seja feito um *reset* da integração do tempo sempre que o pé entra em contato com o chão.

Os estudos apresentados destacam a importância dos sensores de baixo custo em diversos cenários de aplicação, mostrando que sistemas de orientação que utilizam sensores inerciais possuem uma boa acurácia se forem calibrados corretamente. Apesar de serem mais sensíveis a interferências, estes sistemas podem ser utilizados em diversos produtos e aplicações onde o custo seja um fator determinante.

1.2 Objetivos

O objetivo desse trabalho é reproduzir e avaliar, por meio de experimentação, a acurácia de um método para estimativa de trajetória baseado no algoritmo de gradiente descendente e em dados de aceleração e giro obtidos através de uma Unidade de Medição Inercial (IMU) de baixo custo proposto por [MADGWICK; HARRISON; VAIDYANATHAN](#). Como objetivos específicos destacam-se:

- Desenvolver um dispositivo de coleta de dados inerciais baseado no sensor MPU-6050;
- Determinar se a taxa da amostragem interfere na acurácia do método.

1.3 Organização do Trabalho

O trabalho está estruturado em 4 capítulos. Após esta introdução se segue o Capítulo 2 onde são apresentados os referenciais teóricos relacionados ao funcionamento dos sensores e os conceitos matemáticos envolvidos. O Capítulo 3 descreve o método empregado no desenvolvimento do trabalho. No Capítulo 4 são apresentados os resultados e as discussões sobre os experimentos realizados.

2 Referencial Teórico

2.1 Sistemas de Navegação Inercial

Segundo o princípio da inércia, enunciada em 1687 por Isaac Newton, todo corpo tende a permanecer no estado de repouso ou de movimento retilíneo uniforme, a menos que alguma força externa obrigue o corpo a mudar este estado. As leis da mecânica clássica formuladas por Newton também nos dizem que essa força irá produzir uma aceleração proporcional no corpo. Dada a capacidade de medir essa aceleração é possível calcular as mudanças da velocidade e posição realizando sucessivas integrações matemáticas da aceleração em função do tempo ([TITTERTON et al., 2004](#)).

A aceleração pode ser determinada a partir da utilização de sensores denominados acelerômetros. Normalmente um sistema de navegação inercial contém três acelerômetros, um para cada eixo de movimentação. Dessa forma, é possível determinar a posição do corpo relacionado ao sistema de referência inercial (SRI), desde que se conheça a direção do movimento. Essa direção do movimento de um corpo em relação ao sistema referencial (SRI) pode ser medida através de sensores denominados giroscópios. Giroscópios são dispositivos usados para manter ou medir as orientações de um corpo em relação a um referencial específico ([TITTERTON et al., 2004](#)).

Uma definição possível para a navegação inercial é o processo de determinar a posição de um corpo através do monitoramento dos movimentos baseado na medida das suas acelerações em direções espaciais conhecidas, medição feita por meio de instrumentos que mecanizam as leis de movimento postuladas por Isaac Newton.

Devido à necessidade de sensores de baixo custo para prover medidas de aceleração e movimentação angular em novas aplicações dos sistemas inerciais, foram desenvolvidos sistemas microeletromecânicos (MEMS) que correspondem aos sensores utilizados nesse trabalho.

2.2 Acelerômetros

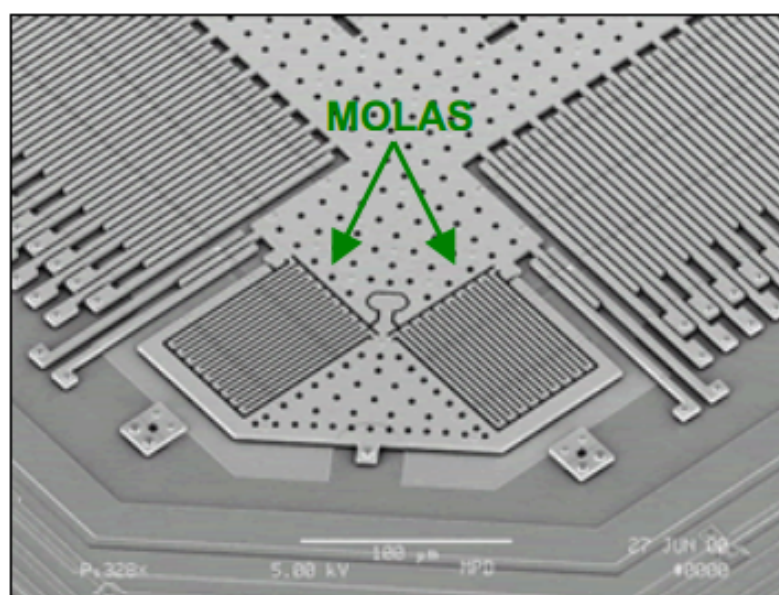
Segundo [TITTERTON et al.](#) podemos dividir os acelerômetros em duas classes, dependendo da forma como a aceleração aplicada é reconhecida pelo sensor, são elas:

- Pêndulo: Sensor que mede a aceleração a partir de uma massa de prova ligada a uma articulação. Possui uma acurácia compatível com qualidade inercial (25 μ G) ou sub-inercial (1 mG);

- Feixe Vibratório: Sensor que mede a aceleração a partir de uma alteração na frequência do elemento vibrante, alteração causada por alguma carga mecânica. Possui uma acurácia de aproximadamente $1 \mu\text{G}$.

A maioria dos acelerômetros MEMS se baseia em um sistema massa-mola obedecendo à Lei de Hooke e a segunda lei de Newton para descrever a força agindo sobre a massa em aceleração. Quando o sistema é exposto a uma aceleração ou desaceleração, uma força resultante é gerada, essa força faz com o que o corpo de massa comprima ou expanda o sistema de molas (MASSUDA, 2007).

Figura 1 – Molas de Um Acelerômetro MEMS.



Fonte: (MASSUDA, 2007).

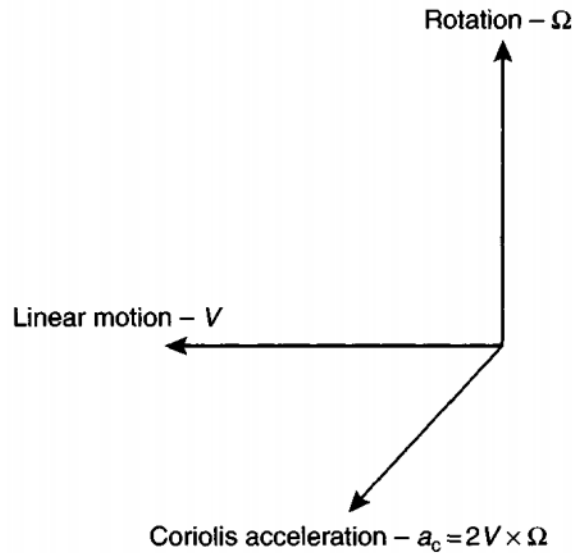
2.3 Giroscópios

Os giroscópios podem ser utilizados em diversas aplicações tais como: navegação, estabilização, *feedback* para sistemas de piloto automático. Mais comumente utilizados para detectar a taxa angular em torno de alguns eixos definidos ou detectar o giro de um determinado veículo ou estrutura.

Giroscópios MEMS são dispositivos não rotáteis que usam o efeito da aceleração de Coriolis sobre uma prova de massa vibrante para detectar a rotação angular inercial. Assim, esses sensores dependem da detecção da força atuante sobre a massa que está sujeita a um movimento de vibração linear dentro de um quadro de referência que gira em torno de um eixo perpendicular ao eixo de movimentação linear. A força resultante, ou seja a força de Coriolis, age perpendicularmente ao eixo de vibração e ao

eixo sobre o qual é aplicada a rotação, conforme mostrado na Figura 2. (TITTERTON et al., 2004).

Figura 2 – Geração da Força de Coriolis.



Fonte: (TITTERTON et al., 2004).

2.4 Quatérnios

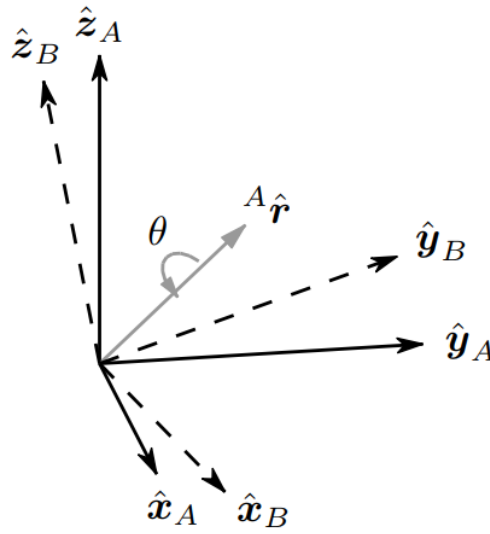
Os quatérnios são uma generalização dos números complexos para quatro dimensões, sendo compostos por uma parte escalar e uma parte vetorial. São utilizados no contexto de um sistema inercial por trazer uma visualização das trajetórias de forma mais expressiva que a decomposição em termos dos três ângulos de Euler e por fornecer representações, matemáticas e espaciais, muito mais simples de rotações.

Segundo MADGWICK, o quatérnio é um número complexo que possui quatro dimensões, podendo ser usado para representar a orientação de um corpo rígido ou um sistema de coordenadas no espaço tridimensional. Tomando como exemplo a Figura 3, uma rotação arbitrária do sistemas de eixos B em relação ao sistema de eixos A pode ser determinada pela rotação do ângulo θ sobre o vetor ${}^A\hat{r}$ definido no sistema A. A Figura 3 também representa graficamente os vetores unitários que representam os sistemas de coordenadas A e B respectivamente: $\hat{x}_A, \hat{y}_A$ e $\hat{z}_A$; e $\hat{x}_B, \hat{y}_B$ e $\hat{z}_B$.

O quatérnio que descreve essa orientação, ${}^A_B\hat{q}$, é definido pela equação:

$${}^A_B\hat{q} = [q_0, q_1, q_2, q_3] = \left[\cos \frac{\theta}{2}, -r_x \sin \frac{\theta}{2}, -r_y \sin \frac{\theta}{2}, -r_z \sin \frac{\theta}{2} \right] \quad (2.1)$$

Figura 3 – Representação de um quatérnio no espaço.



Fonte: (MADGWICK, 2011).

Onde r_x, r_y e r_z definem os componentes do vetor unitário $^A\hat{r}$ nos eixos x, y e z do sistema de coordenadas A. A aritmética do quatérnio frequentemente exige que um quatérnio que descreve uma orientação seja primeiramente normalizado. Portanto é convencional que todos os quatérnions que são utilizados para descrever uma orientação tenham comprimento unitário (MADGWICK, 2011).

Por outro lado o conjugado do quatérnio, denotado por $*$, pode ser usado para trocar os sistemas descritos por uma orientação, por exemplo, $^B_A\hat{q}$, que é o conjugado de $^A_B\hat{q}$, descreve a orientação do sistema A em relação ao sistema B. O conjugado do quatérnio $^A_B\hat{q}$ é definido pela equação:

$$^B_A\hat{q} = ^A_B\hat{q}^* = [q_0 \quad -q_1 \quad -q_2 \quad -q_3] \quad (2.2)$$

2.5 Algoritmo de Gradiente Descendente

MADGWICK; HARRISON; VAIDYANATHAN apresentam um algoritmo de estimativa de orientação aplicável para sistemas IMU e MARG. O algoritmo emprega uma representação de orientação de quatérnio para descrever a natureza acoplada das orientações em três dimensões e não está sujeito às singularidades problemáticas associadas a uma representação através dos ângulos de Euler.

É utilizado um giroscópio de três eixos para medir a taxa angular sobre os eixos x, y e z denominados ω_x, ω_y e ω_z respectivamente. Ao arranjar esses parâmetros em

um vetor ${}^S\omega$ definido na equação 2.3, a derivada do quatérnio que descreve a taxa de rotação da terra relativa ao sensor pode ser calculada pela equação 2.4.

$${}^S\omega = [0, \omega_x, \omega_y, \omega_z] \quad (2.3)$$

$${}^S_E\dot{\hat{\mathbf{q}}} = \frac{1}{2} {}^S_E\hat{\mathbf{q}} \otimes {}^S\omega \quad (2.4)$$

A orientação da rotação da terra em relação ao sensor no tempo t , ${}^S_E\mathbf{q}_{w,t}$, pode ser encontrado ao integrar o derivado do quatérnio ${}^S_E\mathbf{q}_{w,t}$ de acordo com as equações 2.5 e 2.6.

$${}^S_E\dot{\mathbf{q}}_{w,t} = \frac{1}{2} {}^S_E\hat{\mathbf{q}}_{est,t-1} \otimes {}^S\omega_t \quad (2.5)$$

$${}^S_E\mathbf{q}_{w,t} = {}^S_E\hat{\mathbf{q}}_{est,t-1} + {}^S_E\dot{\mathbf{q}}_{w,t}\Delta t \quad (2.6)$$

Existem diversos algoritmos de otimização, porém, o algoritmo de gradiente descendente, que utiliza repetidas iterações para encontrar o mínimo local de uma função, é um dos mais simples para implementar e também um dos mais simples para que a computação seja realizada.

O algoritmo de gradiente descendente para n iterações, que resulta na estimativa de orientação de ${}^S_E\hat{\mathbf{q}}_{n+1}$ baseado em um chute inicial da orientação ${}^S_E\hat{\mathbf{q}}_0$ e uma variável do tamanho do passo μ é descrito na equação 2.7. A equação 2.8 calcula a direção de erro definida pela função objetiva, f , e a sua jacobiana, J .

$${}^S_E\mathbf{q}_{k+1} = {}^S_E\hat{\mathbf{q}}_k - \mu \frac{\nabla f({}^S_E\hat{\mathbf{q}}_k, {}^E\hat{\mathbf{d}}, {}^S\hat{\mathbf{s}})}{\|\nabla f({}^S_E\hat{\mathbf{q}}_k, {}^E\hat{\mathbf{d}}, {}^S\hat{\mathbf{s}})\|}, \quad k = 0, 1, 2 \dots n \quad (2.7)$$

$$\nabla f({}^S_E\hat{\mathbf{q}}_k, {}^E\hat{\mathbf{d}}, {}^S\hat{\mathbf{s}}) = \mathbf{J}^T({}^S_E\hat{\mathbf{q}}_k, {}^E\hat{\mathbf{d}}) \mathbf{f}({}^S_E\hat{\mathbf{q}}_k, {}^E\hat{\mathbf{d}}, {}^S\hat{\mathbf{s}}) \quad (2.8)$$

Uma convenção apropriada seria assumir que a direção da gravidade define as medidas no eixo z como mostra a equação 2.10. Substituindo ${}^E\hat{\mathbf{g}}$ e normalizando os dados medidos pelo acelerômetro ${}^S\hat{\mathbf{a}}$ por ${}^E\hat{\mathbf{d}}$ e ${}^S\hat{\mathbf{s}}$ respectivamente, gerando uma simplificação da função objetiva e a sua jacobiana como demonstra as equações 2.12 e 2.13

$${}^S_E\hat{\mathbf{q}} = [q1, q2, q3, q4] \quad (2.9)$$

$${}^E\hat{\mathbf{g}} = [0, 0, 0, 1] \quad (2.10)$$

$${}^E\hat{\mathbf{a}} = [0, a_x, a_y, a_z] \quad (2.11)$$

$$\mathbf{f}_g({}^S_E\hat{\mathbf{q}}, {}^S\hat{\mathbf{a}}) = \begin{bmatrix} 2(q_2q_4 - q_1q_3) - a_x \\ 2(q_1q_2 + q_3q_4) - a_y \\ 2(\frac{1}{2} - q_2^2 - q_3^2) - a_z \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

$$\mathbf{J}_g({}^S_E\hat{\mathbf{q}}) = \begin{bmatrix} -2q_3 & 2q_4 & -2q_1 & 2q_2 \\ 2q_2 & 2q_1 & 2q_4 & 2q_3 \\ 0 & -4q_2 & -4q_3 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

Normalmente uma abordagem tradicional para a otimização requer que sejam feitas múltiplas iterações da equação 2.7 seja calculada para cada nova orientação com o objetivo de corresponder às medidas dos sensores. Entretanto é aceitável calcular uma iteração para cada amostra provida, desde que a taxa de convergência da orientação estimada governada por μ_y seja igual ou superior à taxa de alteração da orientação física (MADGWICK; HARRISON; VAIDYANATHAN, 2011).

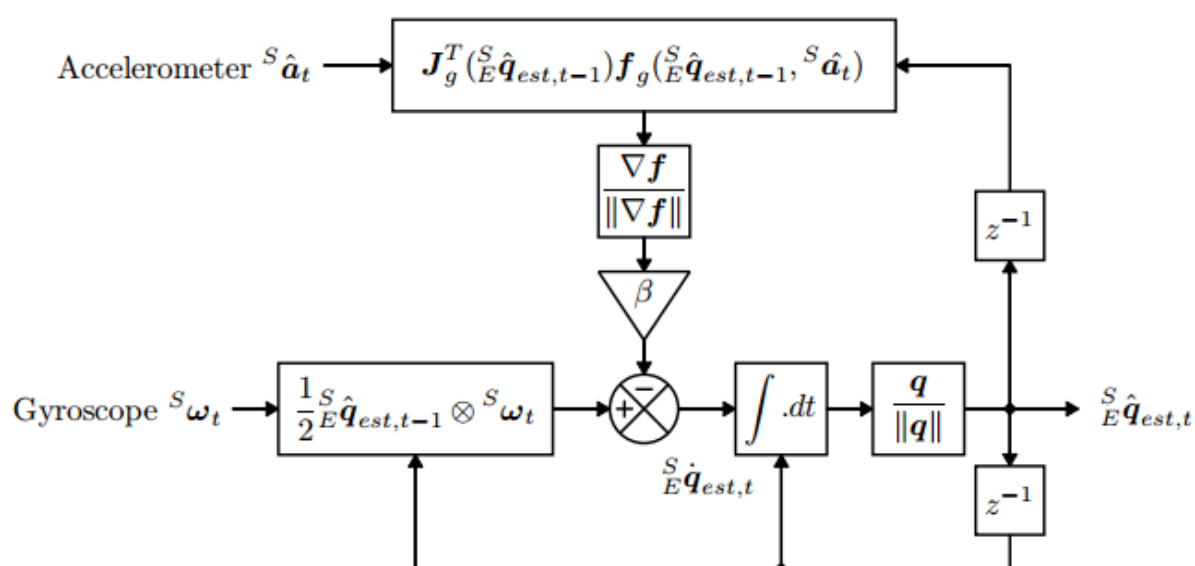
A orientação estimada ${}^S_E\mathbf{q}_{\nabla,t}$ calculada com base em uma estimativa de orientação anterior ${}^S_E\hat{\mathbf{q}}_{est,t-1}$ e a função objetiva ∇f definida pelas medidas do sensor ${}^S\hat{\mathbf{a}}_t$ como mostrado nas equações 2.14 e 2.15.

$${}^S_E\mathbf{q}_{\nabla,t} = {}^S_E\hat{\mathbf{q}}_{est,t-1} - \mu_t \frac{\nabla f}{\|\nabla f\|} \quad (2.14)$$

$$\nabla f = \mathbf{J}^T({}^S_E\hat{\mathbf{q}}_{est,t-1}) \mathbf{f}_g({}^S_E\hat{\mathbf{q}}_{est,t-1}, {}^S\hat{\mathbf{a}}_t) \quad (2.15)$$

Na prática o cálculo da estimativa pode começar a partir de condições iniciais incorretas e erros de adaptação devido aos ruídos sofrido pelo giroscópio acarretando em uma estimativa incorreta quando o acelerômetro estiver em movimento. Para solucionar este problema é feito a fusão dos sensores para filtrar erros de alta frequência, sendo utilizado para compensar o desvio integral e para prover a convergência a partir de condições iniciais. Um panorama completo do algoritmo pode ser visto na Figura 4.

Figura 4 – Diagrama representando o algoritmo de estimativa da orientação



Fonte (MADGWICK; HARRISON; VAIDYANATHAN, 2011)

3 Método e Resultados

O objetivo deste capítulo é descrever a metodologia empregada para reproduzir e avaliar a acurácia de um método que utiliza o algoritmo de gradiente descendente para estimar a trajetória de um objeto.

O desenvolvimento desse trabalho foi baseado em MADGWICK; HARRISON; VAIDYANATHAN, onde é proposto um método, baseado no algoritmo de gradiente descendente, para estimar o trajeto realizado por uma pessoa através dos dados gerados por uma IMU. Outra fonte utilizada no desenvolvimento foi o artigo de Yun et al. que propõe um sistema de rastreamento de posição independente utilizando pequenos módulos de sensores inerciais e magnéticos.

Em MADGWICK; HARRISON; VAIDYANATHAN é apresentado um algoritmo baseado na *fusão de sensores*. O código foi escrito em linguagem MATLAB e disponibilizado para a comunidade. O experimento apresentado utiliza um sensor x-IMU¹ fixado ao pé de uma pessoa para capturar os dados e marcar o traçado utilizando *dead reckoning*.

Dead reckoning é o processo de cálculo da posição atual projetando rumo e velocidade a partir de uma posição conhecida, onde o rumo e a velocidade são combinados em um vetor de movimento que representa a mudança de posição de uma posição conhecida para uma posição estimada (RANDELL; DJALLIS; MULLER, 2003). Após a marcação do traçado o desvio integral é corrigido sempre que o pé atinge o chão².

O código desenvolvido para utilização neste trabalho foi baseado na versão MATLAB original desenvolvido por Madgwick e reescrito na linguagem Python, com o objetivo de agregar recursos do ecossistema de código aberto, como por exemplo, a biblioteca scipy³. O código se baseia nos mesmos princípios do experimento que foi proposto por Yun et al. e a estimativa de orientação utiliza o algoritmo de gradiente descendente proposto por MADGWICK; HARRISON; VAIDYANATHAN. Os dados gerados no experimento realizado por MADGWICK; HARRISON; VAIDYANATHAN⁴ foram utilizados para validar a versão Python portada do código MATLAB.

¹ Disponível em: <https://x-io.co.uk/x-imu/>

² Disponível em: <https://x-io.co.uk/gait-tracking-with-x-imu/>

³ ScyPy.Org - <https://www.scipy.org/scipylib/>

⁴ Disponível em: <https://github.com/xioTechnologies/Gait-Tracking-With-x-IMU>

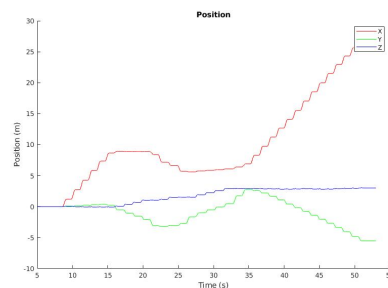
3.1 Validação do Código Portado

Os dados disponibilizados por MADGWICK; HARRISON; VAIDYANATHAN são provenientes do acelerômetro, nos eixos x, y e z, e do giroscópio, nos eixos x, y, e z, em três circuitos:

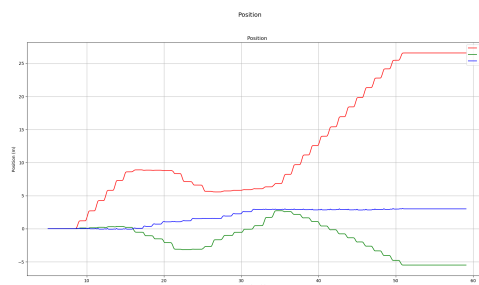
1. Passos em linha reta.
2. Passos em linha reta e depois virando a direita subindo dois lances de escada, virando a direita mais uma vez e então caminhando até o fim de um corredor.
3. Subindo uma escada em espiral e dando alguns passos em linha reta.

Após o porte do código MATLAB para python ter sido finalizado foi feita a comparação entre os resultados obtidos entre os dois códigos. A Figura 5b exibe os resultados obtidos para o cálculo da posição no segundo circuito. A posição estimada da versão escrita em python ficou muito próxima da versão em MATLAB onde a média da diferença entre a posição das duas foram 0.1137 m, 0.0291 e -0.0485 para os eixos x , y e z . Ao realizar o teste T-emparelhado os p -values encontrados foram: 0.0014, 0.1563 e 0.0785 respectivamente.

Figura 5 – Resultados obtidos das duas implementações do algoritmo



(a) MATLAB

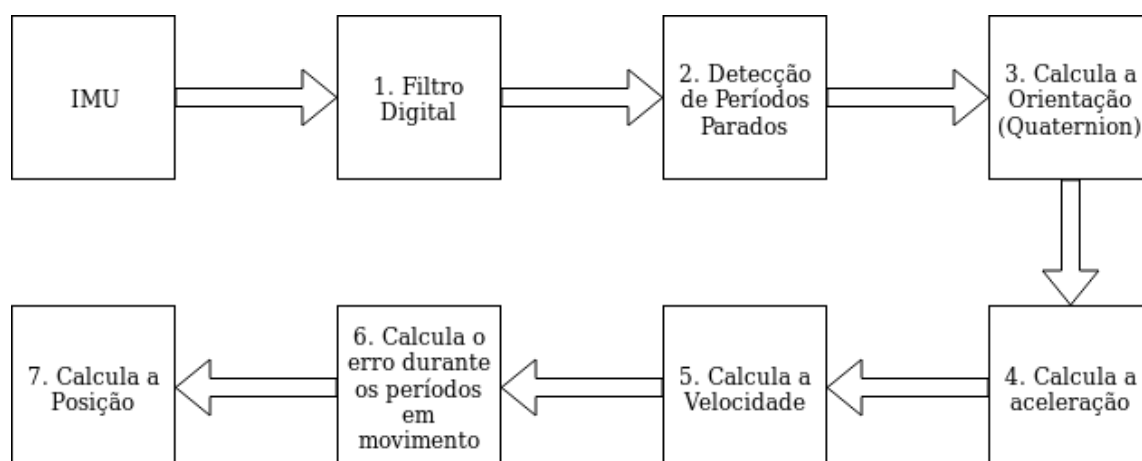


(b) Python

3.2 Descrição do Algoritmo

A Figura 6 mostra o passo a passo de execução do algoritmo desenvolvido, desde a entrada dos dados provenientes da IMU até o cálculo da posição, esses passos serão detalhados a seguir:

Figura 6 – Passo a Passo de execução do algoritmo



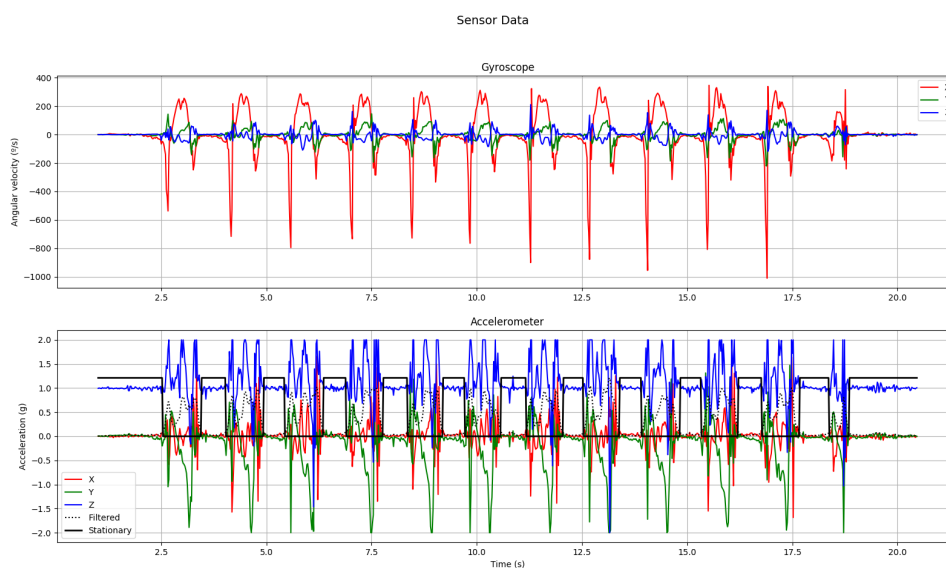
Passo 1 Após os dados serem coletados pela unidade de medição inercial os dados do acelerômetro são submetidos a filtragem de banda alta, filtro a 0.001Hz, e depois de banda baixa, filtro a 5Hz, para que os ruídos indesejados sejam removidos e não interfiram na estimativa do trajeto.

Passo 2 Após os dados serem filtrados, são detectados os momentos em que o pé está parado no chão, esses períodos vão servir para corrigir algum desvio ocorrido por conta dos cálculos realizados. A detecção desses momentos é importante devido ao fato do pé estar alinhado com a terra assim se torna possível calcular a orientação da IMU baseada no sistema de coordenadas da terra e corrigir possíveis desvios. Os momentos parados são considerados os momentos em que a oscilação do acelerômetro está abaixo do limiar definido de 0.1. A Figura 7 mostra os dados após a execução deste passo.

Passo 3 Com os dados livres de ruídos e os momentos em que o pé está parado já identificados é computada a orientação através do uso de quatérnios utilizando o algoritmo de gradiente descendente. Como o algoritmo utiliza o princípio de *dead reckoning*, a orientação inicial é baseada no fato do pé estar parado no início das medições e consequentemente estar alinhado com o sistema de coordenadas da terra.

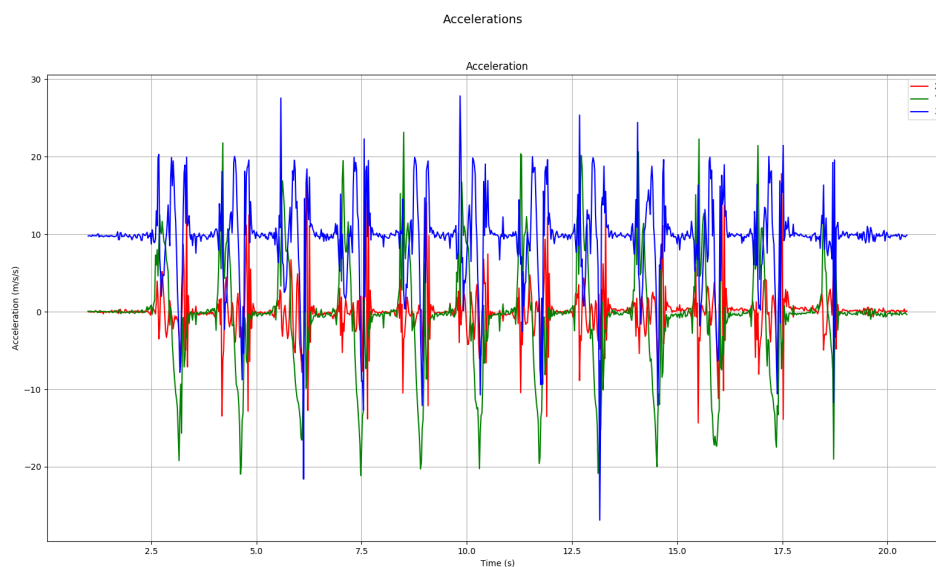
Passo 4 Como o acelerômetro calcula a aceleração sofrida pelo sensor, a aceleração medida é referente ao sistema de orientação do IMU assim se torna necessário

Figura 7 – Dados após a execução do Passo 2.



alinhar com o sistema de coordenadas da terra utilizando a orientação proveniente dos quatérnios, utilizando o conjugado do quatérnio de acordo com o procedimento descrito no Capítulo 2. A Figura 8 mostra a aceleração que foi obtida após o alinhamento com o sistema de coordenadas da terra.

Figura 8 – Aceleração Obtida pelo Algoritmo.

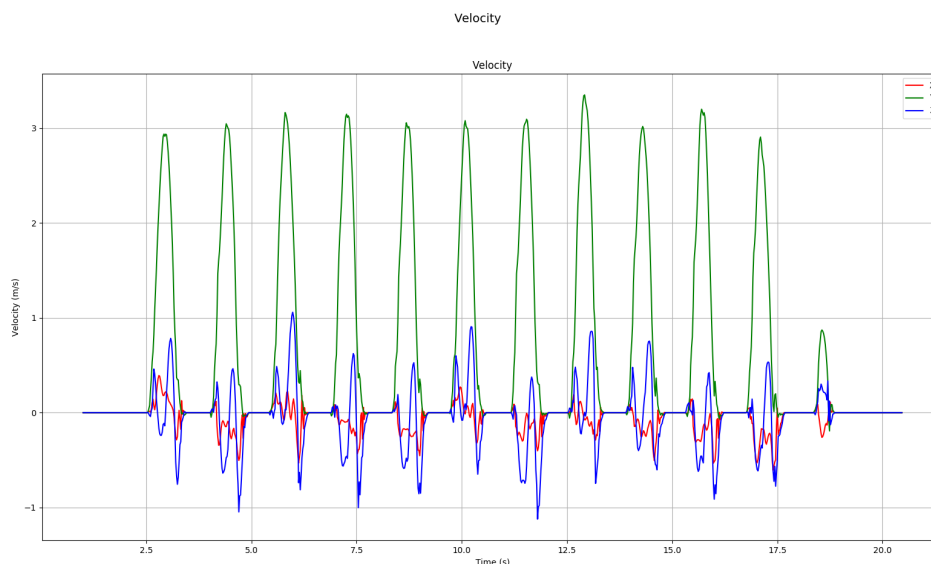


Passo 5 A partir da aceleração devidamente alinhada com o sistema de coordenadas da terra, podemos calcular a velocidade a partir da integração da aceleração.

Passo 6 Depois de termos calculado a velocidade é calculado o desvio nos momentos em que está parado. Com o desvio calculado é feito o ajuste da velocidade

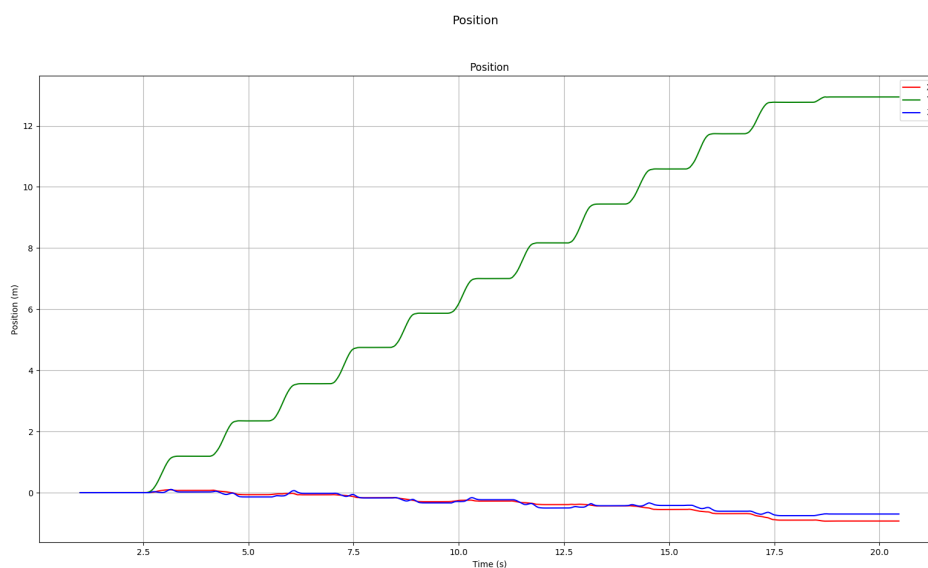
calculada ao subtrair o desvio calculado da velocidade, assim obtemos a velocidade corrigida a cada momento em que o pé está parado. A Figura 9 mostra a velocidade que foi obtida pelo algoritmo após a integração da aceleração e a correção do desvio.

Figura 9 – Velocidade Obtida pelo Algoritmo.



Passo 7 Como temos a velocidade calculada e corrigida, é feito o cálculo da posição através da integração da velocidade. A Figura 10 mostra a posição obtida através da integração da velocidade.

Figura 10 – Posição Obtida pelo Algoritmo.



Após a execução desses 7 passos, teremos a posição da IMU, no sistema de coordenadas da terra, podendo assim ser projetado em uma animação 3D ou em uma imagem 2D para tornar visível as medições feitas.

3.3 Experimento

Para realizar o experimento do método proposto neste trabalho foi escolhido o sensor MPU-6050 (Figura 11), que no mesmo chip possui a função de acelerômetro e giroscópio acoplados. O MPU-6050 também possui outras vantagens como: é um sensor de baixo custo, tem uma boa eficiência e por permitir conectar outros sensores externos através de um barramento I2C auxiliar permitindo que os dispositivos colem dados do sensor sem intervenção do processador do sistema.

Essa IMU possui 3 eixos para o acelerômetro e outros 3 para o giroscópio, tendo 6 graus de liberdade (6DOF) ao todo, a MPU-6050 também possui um Processador de Movimento Digital (DMP) integrado, que é responsável pelo processamento de algoritmos de MotionFusion de 6 eixos. Esta IMU também possui um rastreamento de precisão de movimentos lentos e rápidos, para o giroscópio pode ser programada pelo usuário em uma escala de ± 250 , ± 500 , ± 1000 e ± 2000 °/seg (dps), para o acelerômetro pode ser programada em uma escala de $\pm 2g$, $\pm 4g$, $\pm 8g$ e $\pm 16g$. Tanto o acelerômetro quanto o giroscópio possuem um conversor analógico-digital de 16 bits, para digitalizar as saídas dos giroscópios e dos acelerômetros (INVENSENSE, 2013).

Figura 11 – MPU 6050 e Módulo de Cartão SD

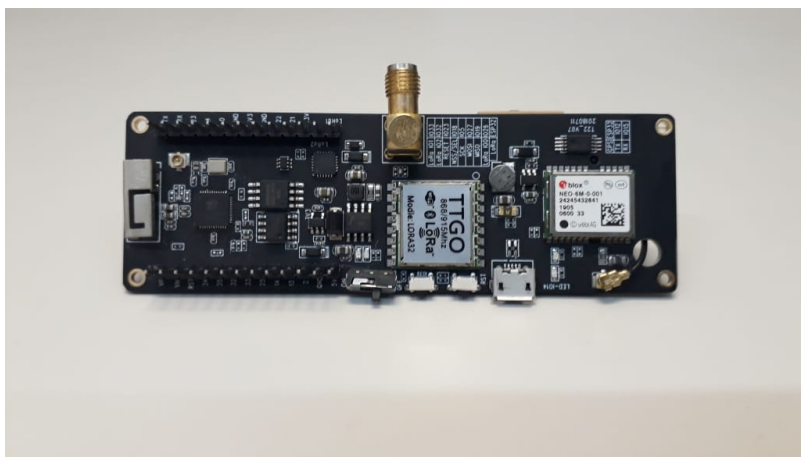


Fonte: Autor

O MPU-6050 estava conectado a uma placa TTGO T-Beam (Figura 12) cujo processador é um ESP-32, esse processador possui uma frequência de até 240Mhz. Outra vantagem dessa placa é que já possui interface de comunicação Wi-Fi embarcada, assim pode-se conectar a uma rede para transferência de dados. Para a expe-

rimentação os dados foram capturados a uma frequência de 100Hz e salvos em um cartão de memória para depois serem processados pelo algoritmo do modelo proposto. O hardware é alimentada por uma bateria de lítio de 3,7V durante as coletas.

Figura 12 – Placa TTGO T-Beam



Fonte: Autor

Figura 13 – Hardware Utilizado para o Experimento



Fonte: Autor

O experimento foi realizado fixando o hardware na parte superior do pé direito para realizar as medições. O trajeto escolhido para realização do experimento foi uma caminhada em linha reta, no eixo y , de 15 metros realizada em um corredor, conforme Figura 14. Para este mesmo trajeto foram realizadas 30 coletas em caminhadas diferentes a uma frequência de 100Hz.

No início de cada caminhada é feito um período de calibração, onde inicia-se a coleta dos dados mas não é iniciada a caminhada, esse período parado tem a duração de aproximadamente 2 segundos, e tem o intuito de realizar o alinhamento dos sensores com o eixo da terra, após esse período de aproximadamente 2 segundos foi realizada a caminhada no corredor.

Para a amostragem de 100Hz das coletas foi realizada uma subamostragem a 50Hz afim de descobrir se com a frequência mais baixa é possível obter uma boa acurácia e um baixo consumo de energia, já que quanto menor a frequência de captura dos dados menor o consumo de energia pelo hardware. Com os dados coletados foram executados os 7 passos do algoritmo descritos anteriormente para todas as 30 caminhadas e as duas taxas de amostragem, 100Hz e 50Hz.

Figura 14 – Corredor onde foi realizado o experimento e medição da distância real



Fonte: Autor

3.4 Resultados

Os dados foram processados e a posição final estimada. Como a caminhada foi feita em uma distância de 15m, o erro foi calculado subtraindo a posição final estimada no eixo y da distância real, com o erro calculado foi possível então realizar a análise dos resultados.

Na Tabela 1 pode-se perceber que, apesar de não ser a maior frequência, os dados coletados a 50Hz obtiveram o menor erro médio e a menor amplitude de erro, ou seja, a diferença entre o menor erro estimado e o maior erro estimado, estando muito próximo do erro obtido na estimativa feita com os dados capturados a uma frequência de 100Hz, porém ligeiramente melhor. Na Figura 15 está visível que o erro calculado para a frequência de 50Hz é menor que o erro calculado para a frequência de 100Hz. Na Figura 16 está demonstrado um histograma do erro encontrado para cada frequência.

A Figura 17 mostra a medição da posição final no eixo y , que foi o eixo em que foi realizada a caminhada, estimada pelo método. Para as duas frequências, pode-se observar que as medições ficaram muito próximas umas das outras. Após a obtenção da posição de todas as amostragens e calculado o erro entre a posição final estimada

Frequência (Hz)	Erro Médio (m)	Amplitude (m)
100	3,415	1,773
50	3,288	1,745

Tabela 1 – Erro entre a posição final estimada e a posição final real

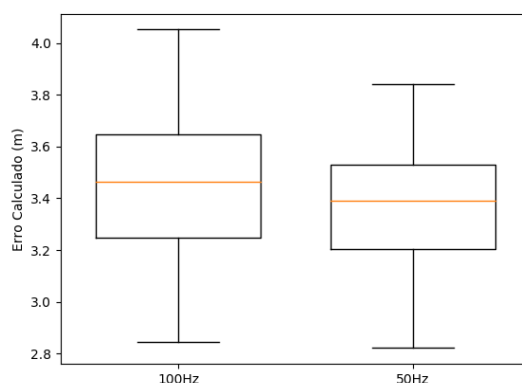
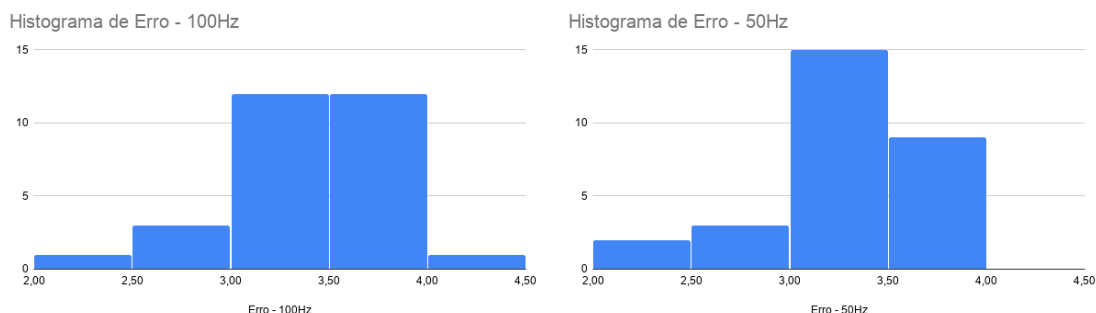
Figura 15 – *Boxplot* do Erro calculado para as Amostras a 100Hz e a 50Hz.

Figura 16 – Histograma de erro em cada Frequência

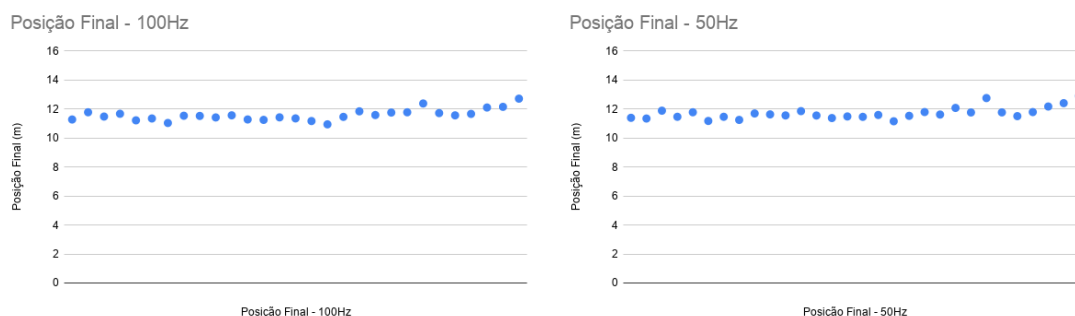


e a posição final real, o objetivo era fazer a verificação se há uma diferença estatística entre os erros medidos à 100Hz e à 50Hz. Para isso foi realizado um teste de normalidade para verificar se o erro segue uma distribuição normal, o teste de normalidade aplicado foi o de Shapiro-Wilk.

Após a aplicação do teste verificou-se, com um nível de significância de 5%, que o erro das duas amostras não são normalmente distribuídos, já que o *p-value* para a amostra a 100Hz e a 50Hz foram de 0,04871 e 0,0018 respectivamente. Devido a esse fato foi preciso escolher um teste de hipótese não-paramétrico. O teste escolhido foi o teste de hipótese de Wilcoxon. Trata-se de um teste não paramétrico para comparação de duas amostras pareadas, em cima da diferença da distância real e da posição final obtida pelo método, ambas referentes ao eixo *y*.

O teste de hipótese de Wilcoxon, tendo como objetivo identificar se as medidas de posição de duas amostras são iguais no caso em que as amostras são dependentes.

Figura 17 – Posição Final Medidas em cada Frequência



Fonte: Autor

O p-value encontrado foi de 0,0000216, logo, por ser menor que 0,05, a um nível de confiança de 95%, rejeita-se a hipótese nula de que a mediana da diferença é nula, sendo aceitável afirmar que são estatisticamente diferentes. A hipótese alternativa de que o erro nas medições a 50Hz são menores, quando comparadas a frequência de 100Hz, o p-value obtido foi de 0.9999, então não podemos rejeitar a hipótese alternativa a um nível de confiança de 95% concluindo que o erro da estimativa calculados em uma medição a 50Hz é estatisticamente menor do que o erro da estimativa calculada com dados a uma frequência de 100Hz.

4 Conclusões e Trabalhos Futuros

Neste capítulo são apresentadas as conclusões obtidas neste estudo e os trabalhos futuros a serem desenvolvidos e aprofundados.

4.1 Conclusões

Este trabalho utilizou um método para estimativa de trajeto baseado em dados provenientes de uma Unidade de Medição Inercial, aliando sensores inerciais de baixo custo, baixo consumo de energia e que tenha uma boa acurácia. Os resultados obtidos indicaram que é possível utilizarmos IMU para estimar o trajeto desempenhado, com uma boa acurácia, sem a necessidade de sensores externos utilizando técnicas para diminuir os erros que podem interferir em medidas dos sensores, como a fusão de sensores e filtragem de ruídos.

Também foi demonstrado que é possível utilizar dados coletados a uma frequência de 50Hz diminuindo o consumo de energia por parte do hardware e consequentemente permitindo que seja utilizado durante um período maior de tempo já que ao trabalhar em frequências menores o hardware não necessita ter um grande poder computacional. Assim é possível utilizar sensores mais baratos, já que o método não necessita de trabalhar a grandes frequências, logo, o poder computacional exigido é menor.

4.2 Trabalhos Futuros

Como trabalhos futuros espera-se avaliar o erro para os outros eixos, x e z . Avaliar o método proposto por esse trabalho em outros cenários como, por exemplo, no monitoramento bovino. Avaliar métodos para estimativa de trajeto com o propósito de trazer uma melhor acurácia, e também avaliar e/ou modificar parâmetros do hardware para que se obtenha um melhor desempenho.

Referências

AMORIM, A. I. M. de. *Sistema de navegação inercial aplicável a múltiplas plataformas moveis*. 80 p. Dissertação (Mestrado) — Universidade do Minho, Braga, 2012. Citado na página 13.

CARVALHO, E. M. *Protótipo de um dispositivo para captura de movimentos dos membros superiores em tempo real usando sensores inerciais*. 73 p. — Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2016. Citado na página 14.

CORRÊA, D. d. S. Realidade virtual e sensores inerciais no desenvolvimento da tecnologia assistiva: Um sistema para estudo da marcha humana baseado em fusão de sensores inerciais. 2015. Citado na página 13.

FILHO, M. F. Internet das coisas. *Unisul Virtual*, 2016. Citado na página 12.

Guo, Q. et al. Personal inertial navigation system employing mems wearable ground reaction sensor array and interface asic achieving a position accuracy of 5.5m over 3km walking distance without gps. In: *2018 IEEE International Solid - State Circuits Conference - (ISSCC)*. [S.l.: s.n.], 2018. p. 180–182. ISSN 2376-8606. Citado na página 14.

INVENSENSE, I. *DATASHEET MPU6050, Revision 3.4, 2013*. 2013. Citado na página 28.

MADGWICK, S. O. Quaternions. *Online*, [Date Accessed Aug. 20, 2012]. [Online]. Available: <http://www.x-io.co.uk/quaternions>, 2011. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 19.

MADGWICK, S. O.; HARRISON, A. J.; VAIDYANATHAN, R. Estimation of imu and marg orientation using a gradient descent algorithm. In: IEEE. *2011 IEEE international conference on rehabilitation robotics*. [S.l.], 2011. p. 1–7. Citado 7 vezes nas páginas 12, 14, 19, 21, 22, 23 e 24.

MASSUDA, S. M. Uso de acelerômetro mems para aferir o desempenho de automóveis. 2007. Citado na página 17.

MORI, A. M. *O uso de sistema inercial para apoiar a navegação autônoma*. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2013. Citado na página 13.

RANDELL, C.; DJIALIS, C.; MULLER, H. Personal position measurement using dead reckoning. In: IEEE. *Seventh IEEE International Symposium on Wearable Computers, 2003. Proceedings*. [S.l.], 2003. p. 166–173. Citado na página 23.

TITTERTON, D. et al. *Strapdown Inertial Navigation Technology*. Institution of Engineering and Technology, 2004. (Electromagnetics and Radar Series). ISBN 9780863413582. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=WwrCrn54n5cC>. Citado 2 vezes nas páginas 16 e 18.

Yun, X. et al. Self-contained position tracking of human movement using small inertial/magnetic sensor modules. In: *Proceedings 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. [S.l.: s.n.], 2007. p. 2526–2533. ISSN 1050-4729. Citado na página 23.