



UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO

Escola de Engenharia de São Carlos

Departamento de Engenharia Elétrica e de Computação

---

Definição e implementação de uma plataforma  
multissensorial de navegação com o  
Filtro de Kalman Estendido

*Alex Monteiro Sartin*

---

São Carlos - SP



*Alex Monteiro Sartin*

# Definição e implementação de uma plataforma multissensorial de navegação com o Filtro de Kalman Estendido

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado  
à Escola de Engenharia de São Carlos, da  
Universidade de São Paulo

Curso de Engenharia Elétrica  
com ênfase em Eletrônica

ORIENTADORA: Prof. Dra. Kalinka Regina L. J. C. Branco

USP – São Carlos

2016

AUTORIZO A REPRODUÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO,  
POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS  
DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

Sartin, Alex Monteiro  
S249d      Definição e implementação de uma plataforma  
multissensorial de navegação com o Filtro de Kalman  
Estendido / Alex Monteiro Sartin; orientadora Kalinka  
Regina L. J. C. Branco. São Carlos, 2016.

Monografia (Graduação em Engenharia Elétrica com  
ênfase em Eletrônica) -- Escola de Engenharia de São  
Carlos da Universidade de São Paulo, 2016.

1. Plataforma Multissensorial. 2. Fusão de dados.  
3. Navegação Inercial. I. Título.

# FOLHA DE APROVAÇÃO

Nome: Alex Monteiro Sartin

Título: "Definição e implementação de uma plataforma multissensorial de navegação com o Filtro de Kalman Estendido"

Trabalho de Conclusão de Curso defendido e aprovado  
em 29 / 11 / 2016,

com NOTA 10,0 ( Dez, zero ), pela Comissão Julgadora:

*Profa. Associada Kalinka Regina Lucas Jaquie Castelo Branco -  
Orientadora - SSC/ICMC/USP*

*Prof. Associado Evandro Luis Linhari Rodrigues - SEL/EESC/USP*

*Mestre João Vítor de Carvalho Fontes - Doutorando - SEM/EESC/USP*

**Coordenador da CoC-Engenharia Elétrica - EESC/USP:**  
**Prof. Associado José Carlos de Melo Vieira Júnior**



*Aos meus pais, Antonio Carlos e Mônica...*

*"If I have seen farther than others,  
it is because I stood on the shoulders of giants."*

— ISAAC NEWTON





# Agradecimentos

Ao meu pai Antonio Carlos Passos Sartin e minha mãe Mônica Monteiro Sartin, pela atenção, apoio, e carinho incondicional, que sempre me apoiam imensamente e me norteiam para o melhor caminho.

Agradecimentos especiais, a Profa. Dra. Kalinka R. C. Branco, pela inspiração, orientação, dedicação, incentivo, oportunidades e confiança.

A Natássya B. F. Da Silva, que com sua paciência e entusiasmo, me auxiliou e compartilhou comigo inúmeros conhecimentos, transformando a realização desse projeto possível.

Ao Prof. Dr. Evandro Luís L. Rodrigues, pelas maravilhosas aulas, inspiração, recomendações e voto de confiança.

A Roberta A. Medina, pelo apoio, paciência e ajuda, tanto neste trabalho, como nas horas abdicadas para o desenvolvimento da minha graduação.

Aos meus amigos, em especial, Gabriel C. Salla e Jessica B. Da Vida, que sempre estiveram ao meu lado, nesta jornada difícil, dispostos a me ajudar quando precisei.

A esta universidade, seu corpo docente, direção e administração e a todos que direta ou indiretamente fizeram parte da minha formação, o meu muito obrigado.

Alex Monteiro Sartin.



# Resumo

Este trabalho contém o projeto e a implementação de uma plataforma multisensorial para aquisição de dados, que explora a técnica e as capacidades de filtragem do *Extended Kalman Filter* em estimar as informações de posição, velocidade e atitude do sistema com os sensores de GPS, sonar e uma unidade de medida inercial. Uma plataforma móvel e compacta foi desenvolvida, empregando o minicomputador Odroid-XU4, conectado aos sensores inerciais ADIS16407, o receptor de GPS LS20031 e o sonar MB1242 interligados pelo *shield* XU4 Shifter e circuitos de conversão de tensão. O funcionamento da plataforma é demonstrado por meio da coleta de dados dos sensores e da aplicação do filtro de Kalman. Um levantamento teórico e experimental dos ruídos presentes no sistema foi realizado e utilizado para parametrizar as matrizes de covariância do filtro de Kalman. Os resultados obtidos mostram bom desempenho de estimação do filtro, obtendo-se assim informações confiáveis para a navegação inercial.

**Palavras-Chave:** Plataforma Multissensorial, Fusão de dados, Navegação Inercial.



# Abstract

This work presents the design and implementation of a multisensory data acquisition platform and explores the technique and filtering capabilities of the *Extended Kalman Filter* to estimate the position, velocity and attitude of the system, using GPS, sonar and inertial sensors. A mobile and compact platform was developed using the Odroid-XU4 minicomputer, connected to the ADIS16407 inertial sensors, the LS20031 GPS receiver and the MB1242 sonar by the XU4 Shifter shield and voltage conversion circuits. The operation of the platform is demonstrated by collecting sensor data and applying it to the Kalman filter. A theoretical and experimental study of the system's intrinsic noise was carried out and used to parameterize the covariance matrices of the Kalman filter. The obtained results display the good performance of the filter estimations, thus obtaining more reliable information for the inertial navigation.

**Key-Words:** Multisensory platform, Data Fusion, Inertial Navigation.



# Lista de Figuras

2.1	Modelos de GPS encontrados no mercado, adaptado de [5, 6, 7]. . . .	30
2.2	Tipos de interferência sofrida pelo sinal de GPS, adaptado de [11]. . .	31
2.3	Unidade de medida inercial da <i>Analog Devices</i> , modelo ADIS16355 [13].	32
2.4	Diagrama de blocos dos componentes integrados de uma IMU. . . . .	33
2.5	Componentes de acelerômetro MEMS, adaptado de [16]. . . . .	34
2.6	Efeito <i>Hall</i> empregado em sensores MEMS [18]. . . . .	36
2.7	Funcionamento do sonar [20]. . . . .	38
2.8	Topologia do barramento físico SPI, adaptada de [23]. . . . .	40
2.9	Barramento físico I2C, adaptado de [24]. . . . .	42
2.10	(a) Topologia e (b) pacote de dados da cominação serial assíncrona, adaptado de [26, 27]. . . . .	44
2.11	Sistema de coordenadas UTM, utilizado no GPS. Adaptado de [29]. .	46
2.12	Sistemas de coordenadas <i>Noth-East-Down</i> e UTM [29]. . . . .	47
2.13	Sistema de coordenadas da plataforma ou <i>body frame</i> , adaptada de [30].	48
2.14	(a) Sistema sem uso de fusão sensorial, (b) fusão direta com sensores diferentes porém de mesma natureza, (c) integração de sensores de diferentes naturezas com fusão de vetor estado. . . . .	55

3.1	Soldagem e mapa de pinos do GPS LS20031, adaptado de [6]. . . . .	65
3.2	Orientação dos eixos da IMU [14]. . . . .	65
3.3	Diagrama de blocos dos componentes da IMU [14]. . . . .	66
3.4	Conversão do conector da IMU com a placa PCB. . . . .	68
3.5	(a) foto do sonar MB1242 [20], (b) sonar com barramento soldado e seu mapa de pinos. . . . .	71
3.6	Placa Odroid, modelo XU4 [42]. . . . .	72
3.7	(a) Shield XU4 Shifter, (b) <i>shield</i> conectado a Odroid XU4 [44]. . . . .	76
3.8	Conversor de 5,0 V para 3,3 V. . . . .	78
3.9	Conversor de 3,3 V para 5,0 V. . . . .	78
3.10	Circuito do sistema completo. . . . .	80
4.1	Posição do GPS obtida em repouso. . . . .	88
4.2	Altitude do sonar obtida em repouso. . . . .	89
4.3	Aceleração da IMU obtida em repouso. . . . .	89
4.4	Velocidade angular da IMU obtida em repouso. . . . .	90
4.5	Campo magnético da IMU obtida em repouso. . . . .	90
4.6	Posição <i>North</i> (N) estimada com valores empíricos. . . . .	92
4.7	Posição <i>East</i> (E) estimada com valores empíricos. . . . .	92
4.8	Posição <i>Down</i> (D) estimada com valores empíricos. . . . .	93
4.9	Velocidade <i>North</i> (N) estimada com valores empíricos. . . . .	94
4.10	Velocidade <i>East</i> (E) estimada com valores empíricos. . . . .	94
4.11	Velocidade <i>Down</i> (D) estimada com valores empíricos. . . . .	95
4.12	Ângulo <i>Roll</i> ( $\phi$ ) estimado com os valores empíricos. . . . .	96
4.13	Ângulo <i>Pitch</i> ( $\theta$ ) estimado com os valores empíricos. . . . .	96



4.14	Ângulo <i>Yaw</i> ( $\psi$ ) estimado com os valores empíricos. . . . .	97
4.15	Posição <i>North</i> (N) estimada com valores teóricos. . . . .	99
4.16	Posição <i>East</i> (E) estimada com valores teóricos. . . . .	100
4.17	Posição <i>Down</i> (D) estimada com valores teóricos. . . . .	100
4.18	Velocidade <i>North</i> (N) estimada com valores teóricos. . . . .	101
4.19	Velocidade <i>East</i> (E) com valores teóricos. . . . .	102
4.20	Velocidade <i>Down</i> (D) com valores teóricos. . . . .	102
4.21	Ângulo <i>Roll</i> ( $\phi$ ) estimado com valores teóricos. . . . .	103
4.22	Ângulo <i>Pitch</i> ( $\theta$ ) estimado com valores teóricos. . . . .	104
4.23	Ângulo <i>Yaw</i> ( $\psi$ ) estimado com valores teóricos. . . . .	104
4.24	Covariância de Allan do acelerômetro. . . . .	107
4.25	Covariância de Allan do giroscópio. . . . .	107
4.26	Covariância de Allan do magnetômetro. . . . .	108
4.27	Posição <i>North</i> (N) estimada com valores experimentais. . . . .	109
4.28	Posição <i>East</i> (E) estimada com valores experimentais. . . . .	110
4.29	Posição <i>Down</i> (D) estimada com valores experimentais. . . . .	110
4.30	Velocidade <i>North</i> (N) estimada com valores experimentais. . . . .	111
4.31	Velocidade <i>East</i> (E) estimada com valores experimentais. . . . .	112
4.32	Velocidade <i>Down</i> (D) estimada com valores experimentais. . . . .	112
4.33	Ângulo <i>Roll</i> ( $\phi$ ) estimado com valores experimentais. . . . .	113
4.34	Ângulo <i>Pitch</i> ( $\theta$ ) estimado com valores experimentais. . . . .	114
4.35	Ângulo <i>Yaw</i> ( $\psi$ ) estimado com valores experimentais. . . . .	114



# Lista de Tabelas

2.1	Algoritmo do Filtro de Kalman Estendido. . . . .	57
3.1	Características do GPS LS20031 [41]. . . . .	64
3.2	Características dos sensores da IMU ADIS16407 [14]. . . . .	67
3.3	Características gerais da IMU ADIS16407 [14]. . . . .	67
3.4	Informações do sonar MB1242 [21]. . . . .	70
3.5	Endereços I2C do sonar MB1242 [21]. . . . .	70
3.6	Características da Odroid Modelo XU4 [42]. . . . .	73
3.7	Possíveis tensões de comunicação dos sensores. . . . .	75
4.1	Comandos para configuração do módulo GPS. . . . .	83
4.2	Comandos para decodificação do GPS. . . . .	83
4.3	Comandos da IMU . . . . .	84



# Siglas

ADC	<i>Analog to Digital Converter</i>
ARM	<i>Advanced RISC Machine</i>
ASCII	<i>American Standard Code for Information Interchange</i>
AWGN	<i>Additive White Gaussian Noise</i>
CS	<i>Chip Select</i>
eMMC	<i>Embedded Multi Media Card</i>
GND	<i>Ground</i>
GPIO	<i>General Purpose Input/Output</i>
GPS	<i>Global Positioning Service</i>
HDMI	<i>High-Definition Multimedia Interface</i>
I2C	<i>Inter-Integrated Circuit</i>
IMU	<i>Inertial Measurement Unit</i>
MEMS	<i>Micro Electro Mechanical Systems</i>
MISO	<i>Master In Slave Out</i>
MOSI	<i>Master Out Slave In</i>
NED	<i>North-East-Down</i>
PCB	<i>Printed Circuit Board</i>
RPY	<i>Roll-Pitch-Yaw</i>
RX	<i>Recepção</i>
SBC	<i>Single Board Computer</i>
SCL	<i>Serial Clock</i>

SDA	<i>Serial Data</i>
SPI	<i>Serial Peripheral Interface</i>
SS	<i>Slave Select</i>
TX	<i>Transmissão</i>
VANT	<i>Veículo Aéreo Não Tripulado</i>
UTM	<i>Universal Transverse Mercator</i>

# Sumário

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	<b>25</b>
1.1	Motivação . . . . .	26
1.2	Objetivos do Trabalho . . . . .	26
1.3	Organização do Trabalho . . . . .	27
<b>2</b>	<b>Embasamento Teórico</b>	<b>29</b>
2.1	Considerações Iniciais . . . . .	29
2.2	Sistema de posicionamento global (GPS) . . . . .	29
2.3	Unidade de Medição Inercial . . . . .	31
2.3.1	Acelerômetro . . . . .	33
2.3.2	Giroscópio . . . . .	34
2.3.3	Magnetômetro . . . . .	35
2.3.4	Barômetro . . . . .	35
2.3.5	Termômetro . . . . .	36
2.3.6	Vantagens e desvantagens da IMU . . . . .	36
2.4	Sonar . . . . .	37
2.5	Protocolos de Comunicação . . . . .	39

2.5.1	<i>Serial Peripheral Interface (SPI)</i> . . . . .	39
2.5.2	<i>Inter-Integrated Circuit (I2C)</i> . . . . .	41
2.5.3	Protocolo serial assíncrono . . . . .	43
2.6	Navegação inercial . . . . .	45
2.6.1	Referencial de navegação terrestre . . . . .	45
2.6.2	Referencial da plataforma . . . . .	47
2.6.3	Parâmetros de Navegação . . . . .	48
2.6.4	Equações de Navegação . . . . .	49
2.7	Fusão sensorial . . . . .	53
2.7.1	Filtro de Kalman (KF) . . . . .	55
2.7.2	Filtro de Kalman Estendido (EKF) . . . . .	56
2.8	Considerações Finais . . . . .	59
<b>3</b>	<b>Materiais e Métodos</b>	<b>61</b>
3.1	Considerações iniciais . . . . .	61
3.2	Receptor GPS - LS20031 . . . . .	63
3.3	Unidade Inercial – ADIS 16407 . . . . .	63
3.3.1	Características do ADIS16407 . . . . .	66
3.3.2	Adaptação do conector . . . . .	68
3.4	Sonar - MB1242 . . . . .	68
3.5	Plataforma Odroid-XU4 . . . . .	71
3.6	Conexão dos dispositivos . . . . .	74
3.6.1	Conversão dos sinais . . . . .	75
3.6.2	Shield XU4 Shifter . . . . .	76
3.6.3	Conversor de tensão do GPS . . . . .	77



3.6.4	Circuito final . . . . .	79
3.7	Considerações finais . . . . .	80
<b>4</b>	<b>Resultados e Discussões</b>	<b>81</b>
4.1	Considerações Iniciais . . . . .	81
4.2	Aquisição de Dados . . . . .	81
4.2.1	Aquisição de dados do GPS . . . . .	82
4.2.2	Aquisição dos dados da IMU . . . . .	83
4.2.3	Aquisição do sonar . . . . .	84
4.3	Fusão sensorial com o EKF . . . . .	85
4.4	Experimentos em repouso . . . . .	87
4.4.1	Obtendo-se a covariância de forma empírica . . . . .	91
4.4.2	Utilizando a covariância do fabricante . . . . .	97
4.4.3	Valores experimentais com a Variância de Allan . . . . .	105
4.5	Considerações finais . . . . .	115
<b>5</b>	<b>Conclusões</b>	<b>117</b>
5.1	Trabalhos Futuros . . . . .	118



# Capítulo 1

## Introdução

Veículos Aéreos Não Tripulados (VANTs) são aeronaves que não necessitam de pilotos humanos a bordo para serem guiadas. Esses tipos de veículos são capazes de operar de forma completamente autônoma ou teleguiadas remotamente graças ao piloto automático embarcado, que mantém a aeronave em voo de forma estável e segura [1].

O correto funcionamento do piloto automático só é possível graças às informações do ambiente em que a aeronave se encontra. Esses dados são provenientes de sensores, como GPS (*Global Positioning System*), acelerômetros, giroscópios, magnetômetros e barômetros.

Esses dispositivos sensoriais fornecem dados que auxiliam o piloto automático nas tarefas de navegação, como estabilização e seguimento de trajetórias. Para isso, é necessário possuir conhecimento da posição espacial da aeronave e de suas velocidades.

Atualmente, essas informações estão disponíveis em mais de um sensor, permitindo que sejam utilizadas técnicas de fusão de dados sensoriais para aprimorar a estimativa desses dados com maior confiabilidade e estabilidade.

## 1.1 Motivação

A fusão de dados de diversos sensores, mesmo que de baixo custo, permite obter estimativas de maior confiabilidade, equivalentes às medidas produzidas por sensores de alto custo. Essa vantagem é importante no desenvolvimento de VANTs, pois permite diminuir os gastos com a construção da aeronave. Ainda mais, sensores de diversos tipos e características utilizados são abstraídos no processo de fusão, garantindo uma maior facilidade de troca e manutenção do sistema [2].

Outra vantagem da fusão de dados é a possibilidade de adquirir dados com uma taxa de aquisição mais alta do que usando sensores com baixa taxa de aquisição, como no caso do GPS. Dessa forma, obtém-se informações relevantes para a tomada de decisões por parte do piloto automático, com um pequeno custo de processamento.

## 1.2 Objetivos do Trabalho

Pelas razões apresentadas anteriormente, o objetivo deste trabalho é a definição e implementação de uma plataforma integrada para a aquisição de dados e o desenvolvimento da técnica de fusão de dados com o *Extended Kalman Filter* para estimar informações de posição, velocidade e atitude do veículo aéreo.

Essa plataforma será empregada em um VANT capaz de aterrissar e decolar verticalmente e voar horizontalmente, chamado AVALON [3]. Portanto, a implementação da plataforma deve cobrir a interligação dos sensores na placa de processamento do piloto automático (Odroid-XU4) e contemplar os requisitos do sistema.

Espera-se, como resultado, obter estimativas de posição, velocidade e atitude mais precisas do que as obtidas pelos sensores individualmente.

## 1.3 Organização do Trabalho

A monografia está dividida da seguinte maneira: o Capítulo 2 apresenta todo o conhecimento teórico necessário para o desenvolvimento do trabalho, em especial, o funcionamento dos sensores e seus protocolos de comunicação e as técnicas de fusão de dados; no Capítulo 3 são relatados os sensores escolhidos, os detalhes da placa de processamento, o interligamento entre eles e a representação do algoritmo *Extended Kalman Filter* para o caso da navegação em um VANT; o Capítulo 4 apresenta os resultados do trabalho como um todo; e no Capítulo 5 são apresentadas as conclusões finais do trabalho e os trabalhos futuros.



## Capítulo 2

# Embasamento Teórico

### 2.1 Considerações Iniciais

Este capítulo compila a bibliografia necessária para o entendimento e o desenvolvimento deste projeto, abordando os dispositivos (hardware) envolvidos e suas propriedades e, o algoritmo de fusão de dados utilizado.

### 2.2 Sistema de posicionamento global (GPS)

O sistema de posicionamento global ou **GPS** (*Global Positioning System*) é um sistema de navegação global via satélites, desenvolvido pelo Departamento de Defesa dos Estados Unidos, com o intuito de ser o principal meio de navegação de seu exército. Seu uso, entretanto, encontrou outra aplicação no meio civil, a de localização geo-espacial absoluta. Com sua utilidade e popularização, outros países, baseando-se no GPS, lançaram seus próprios sistemas de localização como o GLONASS (Rússia), Galileo (União Européia) e Beidou (China) [4].

Os receptores de GPS vêm seguindo a evolução da indústria eletrônica e seus

modelos podem ser encontrados em diversos tamanhos, robustez, frequências, compatibilidade com múltiplos sistemas de posicionamento, capacidade de se conectar com múltiplos satélites e, sobretudo, com diferentes taxas de atualização de posição, custo e precisão. Na Figura 2.1 é ilustrado um exemplo dos diversos receptores de GPS encontrados no mercado.

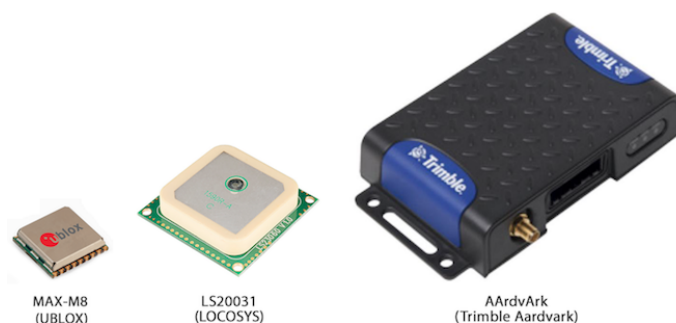


Figura 2.1: Modelos de GPS encontrados no mercado, adaptado de [5, 6, 7].

Em geral, até os módulos mais simples possuem taxas de atualização que variam de 1 à 18 vezes por segundo, além de uma precisão que pode alcançar 2,5 metros ou 2,0 metros quando o sistema é assistido com uma infraestrutura de triangulação terrestre, encontrado em países como Estados Unidos e União Europeia [8].

O processo de localização geográfica do GPS é chamado de trilateração (usualmente chamado de triangulação), e consiste na leitura e medição dos sinais de radiofrequência emitidos pelos satélites que orbitam a Terra. As informações provenientes de quatro ou mais satélites e seus respectivos tempos de resposta até o receptor, permitem calcular a posição atual do GPS no globo terrestre [9].

A vantagem deste sistema é que, uma vez que os sinais dos satélites são recebidos corretamente, a qualidade e a precisão do posicionamento é garantida, limitando a propagação de erro do sistema no longo prazo. Porém, por depender de um sinal externo, o GPS está sujeito a erros que ocorrem na triangulação dos sinais [9].

O processo de triangulação depende fortemente das ondas eletromagnéticas que chegam até o GPS e está sujeito a sofrer diversas interferências do meio externo,



especialmente em regiões urbanas, montanhosas ou subterrâneas. Atrasos de propagação na atmosfera, perda ou oscilação do sinal, reflexão das ondas em prédios e até no próprio solo formam multi-caminhos das ondas entre o GPS e os satélites, confundindo e alterando os dados do GPS, gerando uma medida que não corresponde à realidade [10]. Na Figura 2.2 são ilustrados alguns destes erros.



Figura 2.2: Tipos de interferência sofrida pelo sinal de GPS, adaptado de [11].

A taxa de atualização e a precisão da localização são imprescindíveis para veículos aéreos de alta velocidade, tripulados ou não. É por isso que o GPS é utilizado para localização absoluta (em longo prazo), mas não pode ser o único instrumento de posicionamento. Para maior precisão, em curto prazo, utiliza-se o sistema inercial, descrito na próxima seção.

## 2.3 Unidade de Medição Inercial

A unidade de medição inercial, ou *Inertial Measurement Unit* (IMU) é um dispositivo composto por um conjunto de três acelerômetros e três giroscópios, perpendiculares entre si, que medem respectivamente a força específica proveniente da aceleração do corpo e a velocidade angular produzida nos seus três eixos ( $x$ ,  $y$  e  $z$ ). Com essas informações é possível calcular o movimento translacional e rotacional que um determinado corpo sofre utilizando a segunda lei de Newton [9].

Muitas vezes esses sensores são compostos por micro sistemas eletromecânicos, ou **MEMS** (*Micro Electro Mechanical Systems*). Essa tecnologia integra não só estruturas mecânicas (como acelerômetros, giroscópios e barômetros), mas também outros sistemas (como os elétricos e eletrônicos) de forma compacta barata, porém com baixa precisão para sistemas dinâmicos [12].

Dispositivos que utilizam essa tecnologia conseguem produzir um equipamento portátil, completo, robusto e com baixo consumo de energia atendendo as especificações necessárias para navegação de veículos autônomos de pequeno porte. Na Figura 2.3 é ilustrado um modelo de unidade inercial da *Analog Devices*.

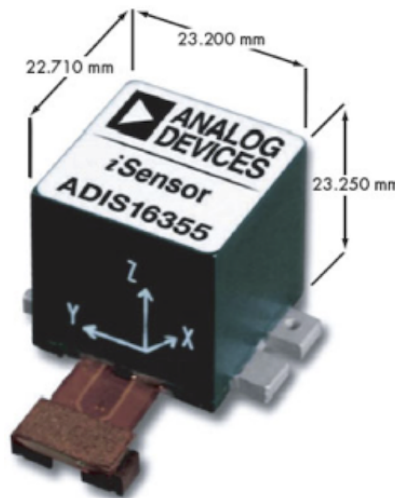


Figura 2.3: Unidade de medida inercial da *Analog Devices*, modelo ADIS16355 [13].

Com o avanço da tecnologia dos MEMS cada vez mais componentes estão sendo integrados numa mesma plataforma. Além dos sensores, as unidades de medida inercial (do tipo MEMS) mais completas, geralmente são acompanhadas de [14]:

- **Elementos de filtragem analógica:** filtros passa-baixa para rejeições de ruídos e atenuação de efeitos de *aliasing* <sup>1</sup>;

---

<sup>1</sup>**Aliasing** é um efeito que ocorre em sinais discretizados quando a frequência de amostragem não é grande o suficiente. Neste caso, componentes do sinal analógico com frequências elevadas aparecem no sinal digitalizado em uma outra frequência, descaracterizando o sinal.

- **Dispositivos de amostragem:** conversores analógico-digital (ADC) para aquisição dos sinais (não processados) dos sensores;
- **Microcontrolador:** processador digital que realiza o condicionamento do sinal amostrado, efetuando calibragem e correção nas leituras dos sensores, aplicando filtros digitais para atenuar diferentes tipos de ruídos e imprecisões, formatando e fornecendo os dados sensoriais por meio de uma interface digital de comunicação.

Na Figura 2.4 são ilustrados os componentes citados em uma IMU tipo MEMS;

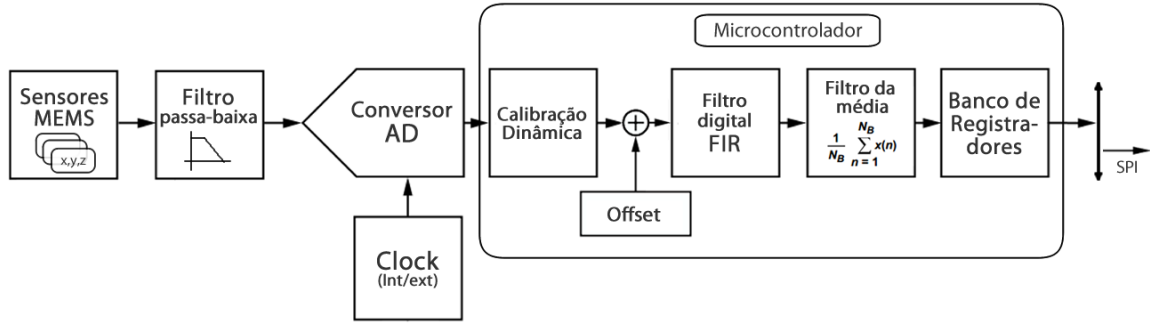


Figura 2.4: Diagrama de blocos dos componentes integrados de uma IMU.

Os sensores comumente encontrados numa IMU são o acelerômetro, giroscópio, magnetômetro, barômetro e termômetro, descritos nas subseções a seguir.

### 2.3.1 Acelerômetro

O acelerômetro mede a força específica aplicada ao corpo do módulo, que é a soma da aceleração aplicada com a aceleração da gravidade da Terra [9]. A aceleração do corpo, portanto, pode ser facilmente extraída do sensor. A partir dela, integrações sucessivas no tempo disponibilizam a velocidade e posição relativa do corpo. Um conjunto de três sensores ortogonais entre si dispõe as acelerações do corpo nas três direções do espaço, notada pelo vetor  $\tilde{a} = [a_x, a_y, a_z]^T$ .

Acêlerômetros MEMS são feitos de um substrato endentado móvel, conectado por molas adjacentes a um segundo substrato, também endentado, mas fixo. Os dentes, ou pás, entre os substratos são dispostos de forma a criar placas paralelas entre si, se comportando como pequenos capacitores. As forças produzidas no sensor deslocam o substrato móvel alterando a distância entre as placas e sua capacitância.

Um transdutor é formado utilizando esse capacitor num circuito elétrico, convertendo a aceleração aplicada em tensão [15]. Seu funcionamento é ilustrado na Figura 2.5.

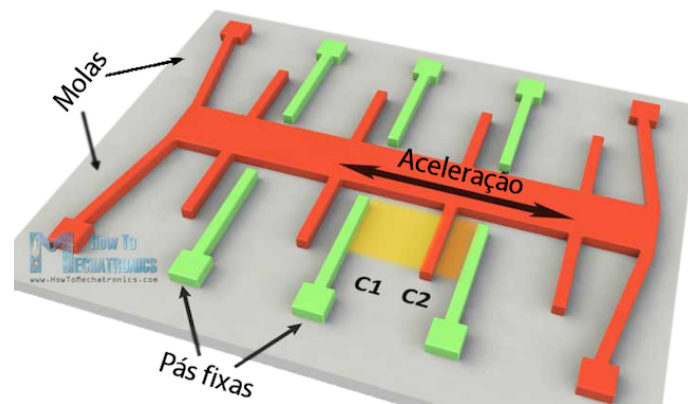


Figura 2.5: Componentes de acelerômetro MEMS, adaptado de [16].

O desempenho do sensor é diretamente influenciado pelos ruídos presentes, especialmente quando medindo pequenas acelerações. Além do desempenho, a precisão do sensor é agravada com a velocidade de leitura do sensor.

### 2.3.2 Giroscópio

O giroscópio mede a velocidade angular em torno de seu eixo. Com essas informações pode-se calcular as rotações aplicadas num determinado corpo.

Os giroscópios mecânicos são baseados no efeito Coriolis: fenômeno pelo qual objetos que se movem com uma certa velocidade angular em uma estrutura giratória apresentam forças chamadas de Coriolis, proporcionais a sua rotação. Os giroscópios

MEMS do tipo feixe ressonante, utilizam a oscilação de pêndulos piezoelétricos para medir (eletricamente) a velocidade angular aplicada em seu corpo [17].

Um conjunto de três sensores ortogonais entre si dispõe a velocidade angular do corpo nas três direções do espaço, notada pelo vetor  $\bar{\omega} = [\omega_x, \omega_y, \omega_z]^T$ .

### 2.3.3 Magnetômetro

O magnetômetro mede a intensidade, direção e sentido do campo magnético em suas proximidades e é utilizado para calcular o Norte ou ângulo de direção (*heading*) de uma aeronave.

Magnetômetros do tipo escalar medem apenas a magnitude do campo, enquanto magnetômetros vetoriais medem a magnitude e sentido do campo magnético [10].

Em 90% dos casos os magnetômetros MEMS utilizam o efeito *Hall* para mediação do campo magnético. Quando uma corrente elétrica percorre uma placa condutora e que está sobre a ação de uma força magnética, os elétrons e os prótons se deslocam em oposições opostas. A deflexão de cargas na placa gera uma diferença de potencial que é medida e convertida em intensidade de campo [18]. Este efeito é ilustrado na Figura 2.6.

Um conjunto de três sensores ortogonais entre si dispõe a velocidade angular do corpo nas três direções do espaço, notada pelo vetor  $\tilde{H} = [H_x, H_y, H_z]^T$ .

### 2.3.4 Barômetro

O barômetro utiliza materiais piezelétricos resistivos para medir a pressão atmosférica local, utilizada no cálculo da altitude relativa da plataforma em relação a sua posição em solo, denotada por  $\tilde{h}$ .

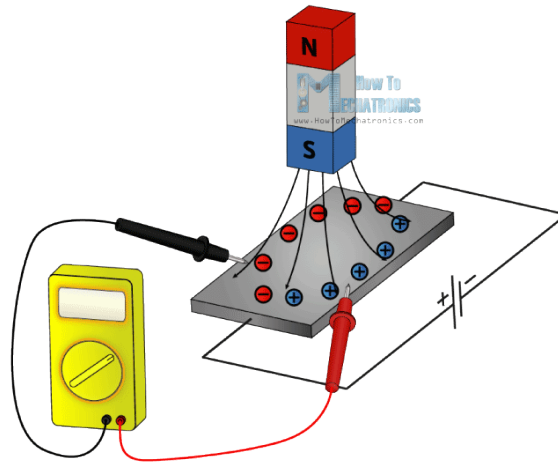


Figura 2.6: Efeito *Hall* empregado em sensores MEMS [18].

### 2.3.5 Termômetro

O termômetro mede a temperatura local para cálculos atmosféricos desejados e principalmente para a correção dos ruídos e desvios dos sensores provocados pela mudança da temperatura.

### 2.3.6 Vantagens e desvantagens da IMU

Ao contrário do GPS, a IMU possui alta taxa de atualização, que pode chegar a 10 mil amostras por segundo já incluindo a ação do filtro de média digital que diminui essa taxa. Isso significa que a cada 100 microssegundos uma amostra de cada sensor está pronta para ser lida e processada. Além disso, a IMU pode ser chamada de sistema autocontido, pois é independente de sinais externos, como os dos satélites. Isso assegura um sensoriamento contínuo do movimento da plataforma independente do ambiente interno ou externo [12].

A posição relativa da aeronave pode ser obtida pela dupla integração da aceleração medida pela IMU e, portanto, sofre acúmulos e acréscimo de erros ao longo do tempo (conhecido em inglês como *drift*), tornando a navegação inercial ideal apenas para pequenas distâncias [19]. Ainda mais, a qualidade e precisão dos

sensores da IMU estão diretamente relacionadas com o desempenho e sucesso da navegação, pois uma medição depende da anterior.

Os sistemas de GPS e IMU são complementares entre si e a união deles é estritamente necessária para minimizar suas deficiências e maximizar seus desempenhos, garantindo precisões a curto e longo prazo, do movimento e da posição do veículo.

Nos procedimentos mais críticos da navegação, como decolagem e o pouso da aeronave, uma precisão superior da medida da sua altitude é desejada. Para isto, o sonar é incorporado no sistema e seu funcionamento é detalhado na próxima seção.

## 2.4 Sonar

Sonares são sensores acústicos que utilizam o princípio da reflexão de ondas mecânicas (eco) para medir a distância até um objeto. O sensor emite uma onda ultrassônica (onda sonora com frequência acima da audível) que se transporta pelo meio, geralmente o ar, até encontrar um objeto. Ao se chocar com esse objeto a onda retorna pelo caminho inverso e chega de volta ao sensor. Admitindo-se que o tempo e a distância de ida e volta da onda são iguais e a velocidade da onda acústica é constante, pode-se calcular a distância entre o sensor e o objeto pela equação (2.1), onde  $t$  é o tempo medido pelo sensor em segundos. Na Figura 2.7 é ilustrada a emissão e reflexão da onda sonora.

$$D(t) = \frac{t \cdot v_{som}}{2} = \frac{t \cdot 343,2m/s}{2} \quad (2.1)$$

$$D(t) = t \cdot 171,6 \quad [m]$$

Esse tipo de sensor possui alto nível de eficiência e conformidade de medição, pois ele sempre mede a onda que leva o menor tempo para chegar ao sensor. Por isso, as ondas que percorrem distâncias maiores, como as refletidas em múltiplos objetos,

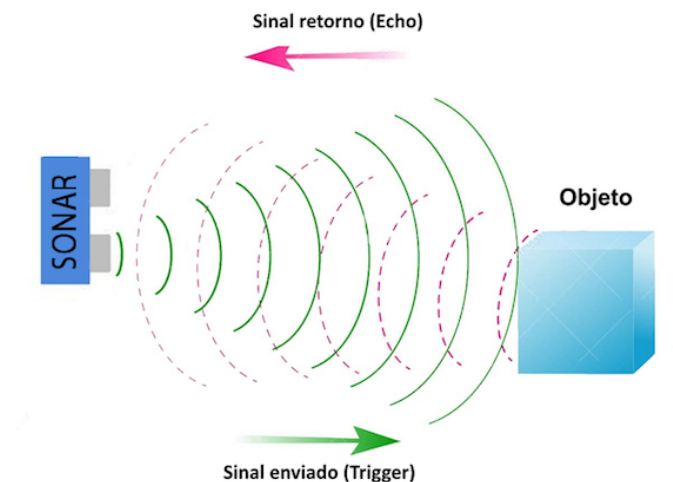


Figura 2.7: Funcionamento do sonar [20].

não interferem na medida final do sensor.

Os módulos de sonares mais simples possuem apenas dois sinais de controle. Um comanda a emissão da onda acústica, enquanto o outro, escuta o eco da onda refletida. Para esse tipo de sensor é necessário um microcontrolador ou circuitos de conversão que monitorem o tempo entre a transmissão e a recepção da onda [20].

Os sensores mais inteligentes, entretanto, realizam o processo de medição automaticamente e disponibilizam uma interface de comunicação onde disponibilizam as medidas de distância efetuadas [21].

A maior limitação desse tipo de sensor consiste na máxima distância em que um objeto é reconhecido. O alcance é limitado pelas propriedades de propagação da onda sonora. Do mesmo jeito que um ser humano tem dificuldades em ouvir uma pessoa a 30 metros de distância, o sensor não dispõe potências suficientes para ouvir a resposta do seu sinal a partir de alguns metros.

Apesar do sonar possuir pouco alcance, suas medições são mais precisas do que o GPS e imune à ruídos do que a IMU, e por isso, é utilizado na navegação de veículos não tripulados, medindo a altura do veículo em relação ao solo no processo de pouso e de decolagem.



Conforme relatado, os sensores mais modernos possuem um formato próprio de comunicação para acesso às informações coletadas. Esse procedimento é realizado por meio de protocolos de comunicação, muitas vezes específicos para cada sensor.

## 2.5 Protocolos de Comunicação

Protocolo de comunicação é um conjunto de regras adotado para facilitar o entendimento de duas ou mais partes. É a “linguagem” utilizada por dispositivos para que eles consigam se comunicar e trocar informações entre si.

Os protocolos de comunicação de hardware utilizados neste projeto, pelos sensores, são detalhados nas próximas seções.

### 2.5.1 *Serial Peripheral Interface* (SPI)

O protocolo SPI foi criado e desenvolvido pela Motorola para comunicação de periféricos inteligentes, como microcontroladores. Trata-se de um protocolo de comunicação serial (um dado por vez) síncrono entre periféricos que compartilham o mesmo *clock*, operando em *full-duplex* com transmissão e recebimento simultânea de dados.

O SPI possui uma arquitetura *master-slave* (do inglês, mestre-escravo), onde o mestre é responsável por controlar e permitir as comunicações efetuadas no barramento. Nesta arquitetura, múltiplos periféricos podem estar conectados no mesmo barramento, entretanto, num dado momento, apenas um dispositivo pode ser mestre se comunicando com outro dispositivo escravo [22]. Sua arquitetura é ilustrada na Figura 2.8.

O barramento da arquitetura SPI possui quatro sinais unidirecionais [22]:

- **SCL** (*Serial Clock*): Sinal enviado apenas pelo mestre, é a linha utilizada para sincronismo (ou sinal do relógio) e controle da velocidade de comunicação. O dado só é enviado quando ocorre a transição deste sinal;

- **MOSI** (*Master Output Slave Input*): Linha de transmissão de dados do mestre para o escravo. O escravo escuta esta linha apenas quando requisitado.
- **MISO** (*Master Input Slave Output*): Linha de transmissão de dados do escravo para o mestre. Após solicitação do dado, o mestre aguarda a resposta do escravo nesta linha para, somente depois, liberar o barramento.
- **SS** (*Slave Select*) ou **CS** (*Chip Select*): Linha utilizada pelo mestre para escolher o dispositivo com o qual ele deseja se comunicar. Esta linha é única para cada periférico pois dois escravos não conseguem conversar ao mesmo tempo.

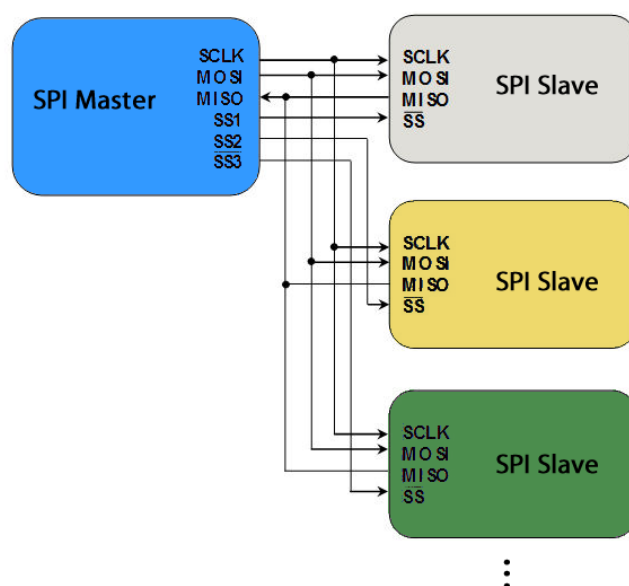


Figura 2.8: Topologia do barramento físico SPI, adaptada de [23].

A comunicação neste protocolo geralmente ocorre entre o mestre (geralmente um microcontrolador) que acessa os bancos de registradores disponíveis nos periféricos escravos (como sensores). O processo se inicia quando o mestre seleciona o escravo levando seu sinal de CS ao nível lógico zero. A partir desse momento, o escravo designado recebe o comando, que pode ser de leitura ou escrita, e responde adequadamente para o mestre pela linha MISO. O tamanho do dado é sempre um valor fixo e constante portanto, o mestre sabe quando a informação chegou e encerra

o processo de comunicação.

Um exemplo do processo de comunicação entre um microcontrolador (mestre) com um sensor (escravo) pode ser relatado da seguinte maneira: o mestre escreve um valor no registrador de um termômetro que corresponde ao pedido de realizar uma medida de temperatura. Quando ela é cumprida, o sensor disponibiliza a informação em um segundo registrador (com um endereço diferente). O mestre, sem saber o momento que a nova informação está disponível, realiza leituras em um terceiro registrador indicando justamente tal disponibilidade. Quando o terceiro registrador indicar uma nova medida, o mestre realiza a leitura da temperatura e processa o dado [14].

Algumas vantagens do protocolo SPI em relação aos demais são: (a) a velocidade de comunicação pode ser mais alta e *full-duplex*, (b) a frequência do *clock* não é limitada pelo protocolo e atualmente, consegue atingir 100MHz, atingindo transferências numa taxa de 30Mbps, (c) as palavras (ou tamanho do dado) não são limitadas a 8 bits e (d) a flexibilidade de comunicação com diferentes níveis de tensões, quando seus circuitos utilizam saídas do tipo coletor-aberto [23].

Suas desvantagens incluem: (a) falta de controle de dados (aumentando sua susceptibilidade a erros), (b) desconhecimento do escravo (o mestre transmite sem saber quem está conectado), (c) suporte a apenas um dispositivo mestre e (d) maior limitação de distância entre periféricos quando comparada a outros protocolos [23].

### 2.5.2 *Inter-Integrated Circuit (I2C)*

O protocolo I2C, desenvolvido na Philips em 1996, essencialmente aceita qualquer número de dispositivos mestres ou escravos conectados ao barramento. Sua comunicação serial é síncrona, *half-duplex* (recebe ou envia dados) e possui somente duas linhas de comunicação bidirecionais [22]:

- **SCL** (*Serial Clock*): Também conhecido como sinal do relógio, é um sinal utilizado para sincronismo dos dados e controlado apenas pelo mestre. O dado

é transmitido apenas quando ocorre transição neste sinal;

- **SDA** (*Serial Data*): Linha de transmissão de dados entre o mestre e o escravo. O escravo escuta esta linha apenas quando requisitado.

Entre os dispositivos deste protocolo, apenas o mestre pode iniciar a comunicação e este deve conhecer de antemão o endereço de 7 bits único do dispositivo escravo com o qual deseja se comunicar. A velocidade do barramento é definida em 100 kbps, 400 kbps ou 3,4 Mbps denominados como *standard mode*, *fast mode* e *high speed mode*, respectivamente [23].

A arquitetura de seu barramento é ilustrada na Figura 2.9.

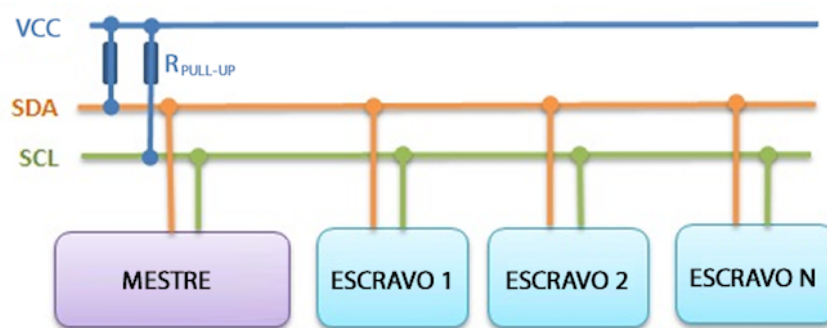


Figura 2.9: Barramento físico I2C, adaptado de [24].

A comunicação no I2C se inicia com o mestre enviando uma condição de início (bit 0) na linha **SDA**. Isso serve como um alerta para que todos os dispositivos conectados ao barramento comecem a "ouvir" os dados enviados. Em seguida, o mestre envia os 7 bits de endereço do escravo que deseja acessar junto com uma indicação, se o acesso é do tipo leitura ou escrita. Neste momento todos os periféricos comparam o endereço recebido com o seu próprio. Se não houver correspondência, eles param de escutar o barramento e esperam até que a próxima condição de início seja reproduzida novamente. Entretanto, se o endereço comparado corresponder ao do enviado, o escravo manda um sinal de reconhecimento (*acknowledge*) para o mestre. Quando o mestre recebe esta resposta, ele pode transmitir o resto da

instrução. Para cada *byte* transmitido com sucesso, um sinal de reconhecimento deve ser enviado para quem o transmitiu. Quando o processo estiver acabado, o mestre emite uma condição de fim, voltando o barramento ao seu estado ocioso [23].

As maiores vantagens do protocolo I2C são a utilização de apenas dois fios e a existência de um controle de fluxo de dados que auxilia tanto na detecção de falhas no barramento, como também evita o choque de dados entre dois ou mais mestres na tentativa de se comunicarem simultaneamente [23].

Suas desvantagens incluem: (a) menor taxa de transmissão de dados, (b) necessidade de resistores externos, (c) incompatibilidade de operação com dispositivos de diferentes tensões de alimentação (pois não possuem saída em dreno-aberto), (d) restrições entre seus endereços, pois dispositivos com o mesmo endereço não podem ser interligados juntos e (e) limitação de número de dispositivos ligados ao mesmo barramento [23].

### 2.5.3 Protocolo serial assíncrono

Este protocolo utiliza duas vias de sinais, ambas para envio de dados, denominados TX (transmissão) e RX (recepção). Tanto a linha TX quanto a RX podem transportar dados simultaneamente, caracterizando esse protocolo como *full-duplex* [25].

A comunicação serial, ao contrário da I2C e SPI, não utiliza sinal de sincronismo (*clock*) e por isso é denominada assíncrona. Em vez disso, o transmissor adiciona bits de sincronia entre os dados, denominados *start* e *stop* bits. Quando o receptor detecta o bit de início, começa a ler os dados de entrada, compostos de 7 ou 8 bits no formato ASCII (*American Standard Code for Information Interchange*), em uma frequência pré-combinada entre ambos os dispositivos. A frequência, ou velocidade, do protocolo é chamada de *baud rate* expressado em bits por segundo (bps) e pode chegar, na maioria dos casos a 115200 bps, ou seja, cerca de 0,11 Mbps [25]

Além do *start* e *stop* bits, o protocolo implementa o bit de paridade, usado para checar se o dado enviado pelo transmissor chegou livre de modificações no receptor.

A baixa velocidade do protocolo, apesar de *full-duplex*, se dá pela falta de sincronismo entre os dispositivos, sendo que ambos devem ter seu próprio relógio (*clock*) com alta precisão. Na Figura 2.10 é ilustrada a topologia e um típico *frame* de transmissão.

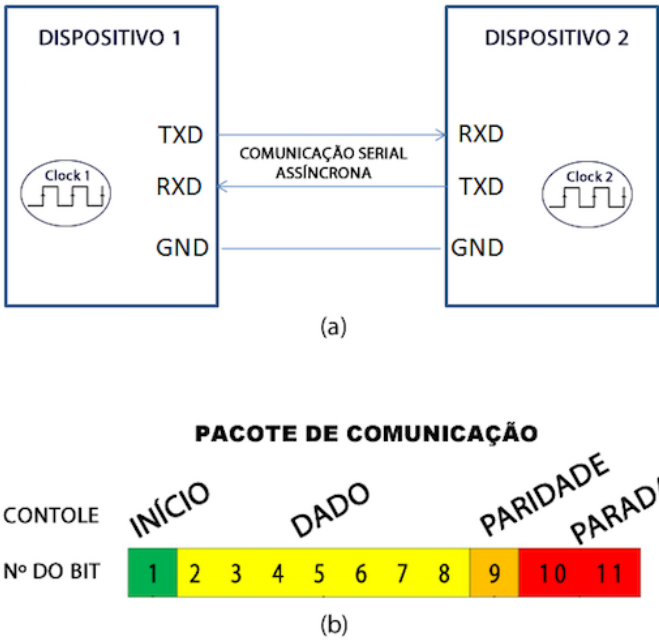


Figura 2.10: (a) Topologia e (b) pacote de dados da comunicação serial assíncrona, adaptado de [26, 27].

Suas vantagens incluem usar somente dois fios unidirecionais, porém, com comunicação *full-duplex*, e possuir checagem de erro e integridade fazendo uso do bit de paridade. Enquanto suas desvantagens, entretanto, incluem suporte para apenas 2 dispositivos por barramento, a necessidade de um oscilador a cristal externo para gerar o *clock* com alta precisão e baixa velocidade de transmissão [25].

## 2.6 Navegação inercial

Navegação inercial é o processo que fornece informações sobre velocidade, posição, atitude<sup>2</sup> e direção de um sistema em relação a um determinado referencial, utilizando-se, para isso, de dados provenientes de sensores inerciais como o acelerômetro e o giroscópio e sensores de posicionamento global, como o GPS [17].

Para realizar o processo de fusão de dados sensoriais é preciso primeiro estabelecer a relação dos dados entre si. Isso é feito encontrando as equações de movimento em diferentes sistemas de coordenadas que definem os estados da navegação inercial e as relações de medições.

Sistemas de coordenadas são utilizados para geo-referenciar, de forma padronizada, determinados corpos ou plataformas. Para estabelecer a localização do objeto faz-se necessário definir um sistema de coordenadas onde tal objeto está inserido.

Os sistemas de coordenadas utilizados possuem três eixos ortogonais e podem ser tanto fixos, no centro da Terra, quanto móveis, acompanhando o veículo em questão. Os sistemas utilizados nesse trabalho são descritos a seguir, juntamente com a definição das equações de movimento dos estados de navegação.

### 2.6.1 Referencial de navegação terrestre

O sistema *North-East-Down* (NED), também chamado de sistema de navegação inercial local, ou *n-frame*, está fixo na Terra e tem como origem a posição inicial do veículo. Por convenção acrescenta-se o índice “*n*” aos seus eixos, onde o eixo  $Y_n$  corresponde ao *North* (ou Norte), o eixo  $X_n$  corresponde ao *East* (ou Leste), e o eixo  $Z_n$  corresponde ao *Down* (ou baixo) [17].

---

<sup>2</sup>**Atitude** é a posição de um sistema ou corpo gerado pela inclinação de seus eixos com relação a um referencial inercial pré-determinado.

O sistema NED é geralmente adotado para os referenciais de navegação, uma vez que seu sistema forma um plano tangencial com a superfície da Terra, de modo que, ele pode ser facilmente relacionado com o modelo de localização global utilizado pelo GPS, o Sistema Universal Transversa de Mercator (UTM). Esse sistema representa a Terra como uma superfície plana (projetando o globo num plano 2D) com coordenadas de latitude, longitude e altura [28]. O sistema UTM é ilustrado na Figura 2.11 abaixo.

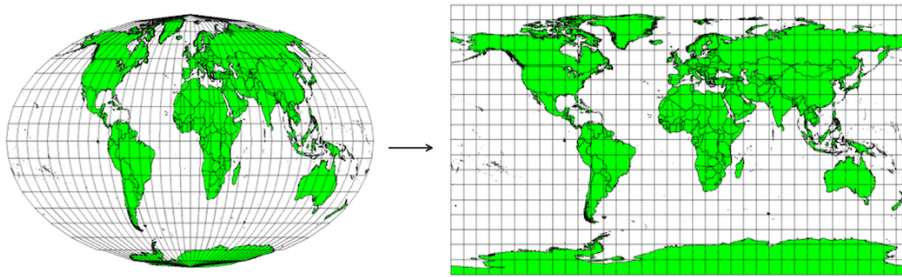


Figura 2.11: Sistema de coordenadas UTM, utilizado no GPS. Adaptado de [29].

As relações entre o sistema navegacional adotado (NED) e o sistema de posicionamento (UTM) são [17]:

- **Eixo *East* ou eixo  $X_n$** : aponta na direção em que a longitude cresce e pode ser referenciado com os eixos  $Y_n$  e  $Z_n$  pela regra da mão direita.
- **Eixo *North* ou eixo  $Y_n$** : aponta na direção em que a latitude cresce, que corresponde ao Norte geográfico da Terra;
- **Eixo *UP* ou eixo  $Z_n$** : aponta na direção que a altura (ou altitude) cresce ou aponta para fora da Terra (oposto ao centro da Terra).

Na Figura 2.12 são ilustrados os sistemas NED e UTM no globo terrestre.



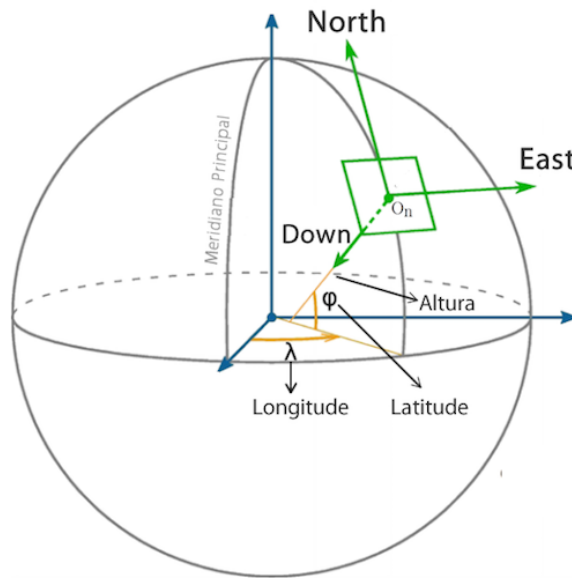


Figura 2.12: Sistemas de coordenadas *Noth-East-Down* e UTM [29].

### 2.6.2 Referencial da plataforma

O sistema de coordenadas referencial da plataforma possui suas origens fixas ao veículo ou corpo alvo, e por isso, também é chamado, de *body frame*, ou *b-frame*. Normalmente o centro do sistema está localizado junto ao centro geométrico ou centro de massa do corpo (onde também deve estar localizada a unidade de medida inercial), de maneira que a orientação do corpo não muda no sistema [17].

Acrescenta-se o índice “*b*” aos seus eixos, onde o eixo  $X_b$  do sistema da plataforma aponta para a direção frontal do movimento do veículo, o eixo  $Y_b$  deve ser ortogonal a  $X_b$  e apontar para a direita, enquanto que o eixo  $Z_b$  aponta para baixo (utilizando a regra da mão direita).

Na Figura 2.13 é ilustrado o sistema fixo de coordenadas em um veículo aéreo.

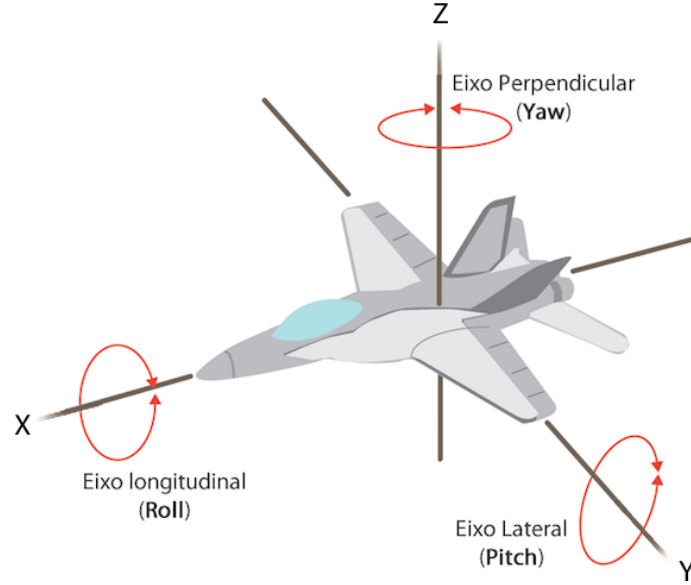


Figura 2.13: Sistema de coordenadas da plataforma ou *body frame*, adaptada de [30].

### 2.6.3 Parâmetros de Navegação

De acordo com [31], os parâmetros para a navegação inercial são compostos de três conjuntos de variáveis: posição, velocidade e atitude.

Os parâmetros de posição determinam a localização do corpo na superfície da Terra e é muito importante para a navegação. A posição é dada pelas três coordenadas *North*, *East* e *Down*,  $p = [x_n, x_e, x_d]^T$ .

A velocidade também expressa no sistema NED, possui componentes verticais e horizontais do movimento do veículo, de forma que, a componente horizontal  $v_n$  aponta para o Norte e a horizontal  $v_e$  para o Leste. Por fim, a componente vertical  $v_d$  aponta para a Terra e é a velocidade definida como a variação temporal da altitude. Seu vetor é escrito como:  $v = [v_n, v_e, v_d]^T$ .

A atitude define a rotação nos eixos x, y, e z de um *body frame*. As principais formas de representação da atitude de um corpo são feitas em ângulos de Euler ou quatérnios unitários. A conversão entre sistemas, quando necessária, é feita utilizando a matriz de rotação, ou a matriz de cossenos diretores [17].

Os ângulos de Euler expressam a orientação do corpo por três ângulos definidos como [31]:

- **Roll** ( $\phi$ ): Ou ângulo de rolagem, correspondente à rotação no eixo X (eixo longitudinal do veículo).
- **Pitch** ( $\theta$ ): Ou ângulo de arfagem, correspondente à rotação no eixo Y.
- **Yaw** ( $\psi$ ): Ou ângulo de guinagem, correspondente à rotação no eixo Z. Se a direção de referência é o Norte Geográfico, o ângulo de guinagem pode ser chamado de ângulo de rumo (ou em inglês, *heading*).

Apesar dos ângulos de Euler retratarem a atitude de forma intuitiva, esse sistema possui um problema representativo de singularidade, chamado de *Gimbal Lock*. Isso ocorre quando  $\theta = 90^\circ$  e o eixo  $Y$  alinha-se com o  $Z$ , fazendo com que rotações com os ângulos *Roll* e *Yaw* apliquem movimentos indistintos na aeronave. Este é um problema fundamental dos ângulos de Euler e só pode ser resolvido utilizando um método diferente de representação das rotações [17].

Por este motivo, o *Quaternion* será o sistema adotado para a representação da atitude, dado que além de possuir a singularidade de representação desejada, seu custo computacional é menor, pois possui menos coeficientes para serem determinados na sua matriz de rotação [32].

Sua representação é composta de quatro números hipercomplexos na forma  $\mathbf{q} = q_1 + \mathbf{i}q_2 + \mathbf{j}q_3 + \mathbf{k}q_4$  ou na forma matricial  $q = [q_1 \ q_2 \ q_3 \ q_4]^T$  [32].

## 2.6.4 Equações de Navegação

Adotados os parâmetros de posição, velocidade e atitude no sistema de coordenadas NED, as equações da navegação inercial podem ser estabelecidas pelas equações (2.2) a (2.4) [32].

$$\begin{aligned}
\dot{v} &= C_b^n \tilde{a} + g^n \\
\dot{p} &= v \\
\dot{q} &= \frac{1}{2} \Omega_{\tilde{w}} q
\end{aligned} \tag{2.2}$$

$$C_b^n = \begin{pmatrix} q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 - q_4^2 & 2(q_2 q_3 - q_1 q_4) & 2(q_2 q_4 + q_1 q_3) \\ 2(q_2 q_3 + q_1 q_4) & q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 - q_4^2 & 2(q_3 q_4 - q_1 q_2) \\ 2(q_2 q_4 - q_1 q_3) & 2(q_3 q_4 + q_1 q_2) & q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 + q_4^2 \end{pmatrix} \tag{2.3}$$

$$\Omega_{\tilde{w}} = \begin{pmatrix} 0 & \tilde{w}_p & \tilde{w}_q & \tilde{w}_r \\ -\tilde{w}_p & 0 & -\tilde{w}_r & \tilde{w}_q \\ -\tilde{w}_q & \tilde{w}_r & 0 & -\tilde{w}_p \\ -\tilde{w}_r & -\tilde{w}_q & \tilde{w}_p & 0 \end{pmatrix} \tag{2.4}$$

Onde:

$\tilde{a}$  = vetor força específica, fornecido pelo acelerômetro, que atua sobre o corpo;

$g^n$  = vetor da gravidade da Terra com sinal positivo por convenção NED;

$C_b^n$  = matriz de conversão dos vetores do corpo do avião (*body frame*) para o sistema de navegação (*n-frame*);

$\dot{p}$  = posição do sistema, integrado numericamente do vetor velocidade;

$\dot{q}$  = atitude do sistema, em função da velocidade angular;

$\Omega_{\tilde{w}}$  = matriz anti-simétrica de  $\tilde{w}$  (vetor da velocidade angular);

As medidas de latitude, longitude e altura do GPS proporcionam a posição do veículo, porém no sistema UTM. Como o veículo (*body frame*) utiliza um sistema de referência diferente para a navegação, esses dados devem ser transformados para o sistema *North-East-Down* aplicando as equações (2.5) [33].

$$\begin{aligned}
de &= \left(\frac{a}{\chi} + h\right) \cos \phi d\lambda - \left(\frac{a(1-e^2)}{\chi^3} + h\right) \sin \phi d\phi d\lambda + \cos \phi d\lambda dh \\
dn &= \left(\frac{a(1-e^2)}{\chi^3} + h\right) d\phi + \frac{3}{2}a \cos \phi \sin \phi e^2 d\phi^2 + dh d\phi \\
&\quad + \frac{1}{2} \sin \phi \cos \phi \left(\frac{a}{\chi} + h\right) d\lambda^2 \\
du &= dh - \frac{1}{2}a \left(1 - \frac{3}{2}e^2 \cos \phi + \frac{1}{2}e^2 + \frac{h}{a}\right) d\phi^2 \\
&\quad - \frac{1}{2} \left(\frac{a \cos^2 \phi}{\chi} - h \cos^2 \phi\right) d\lambda^2 \quad .
\end{aligned} \tag{2.5}$$

$$Z_{GPS} = [dn \quad de \quad -du]^T$$

Onde:

$Z_{GPS}$  = Posição obtida do GPS nas coordenadas NED, em metros.

Os ângulos de *Roll* e *Pitch* são calculados diretamente do giroscópio e convertidos em *quaternions* pelas equações em (2.6).

$$\begin{aligned}
q_1 &= \cos\left(\frac{\phi}{2}\right) * \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) * \cos\left(\frac{\psi}{2}\right) + \sin\left(\frac{\phi}{2}\right) * \sin\left(\frac{\theta}{2}\right) * \sin\left(\frac{\psi}{2}\right); \\
q_2 &= -\cos\left(\frac{\phi}{2}\right) * \sin\left(\frac{\theta}{2}\right) * \sin\left(\frac{\psi}{2}\right) + \sin\left(\frac{\phi}{2}\right) * \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) * \cos\left(\frac{\psi}{2}\right); \\
q_3 &= \cos\left(\frac{\phi}{2}\right) * \sin\left(\frac{\theta}{2}\right) * \cos\left(\frac{\psi}{2}\right) + \sin\left(\frac{\phi}{2}\right) * \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) * \sin\left(\frac{\psi}{2}\right); \\
q_4 &= \cos\left(\frac{\phi}{2}\right) * \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) * \sin\left(\frac{\psi}{2}\right) - \sin\left(\frac{\phi}{2}\right) * \sin\left(\frac{\theta}{2}\right) * \cos\left(\frac{\psi}{2}\right);
\end{aligned} \tag{2.6}$$

$$q = [q_1 \quad q_2 \quad q_3 \quad q_4]^T;$$

O ângulo *Yaw* ( $\psi$ ), ou ângulo de direção, pode ser obtido utilizando o campo magnético medido pelos magnetômetros e os ângulos *Roll* e *Pitch*.

Dado que a aeronave geralmente não está completamente plana e paralela à superfície da Terra, a IMU e seus magnetômetros também não estão. Para calcular o *Yaw*, rotaciona-se as medidas dos magnetômetros ( $\tilde{H}_x, \tilde{H}_y, \tilde{H}_z$ ) com os ângulos de *Roll* e *Pitch* (obtidos pelo giroscópio), pelas equações (2.7), e calcula-se o ângulo de *Yaw* utilizando a equação (2.8) [34].

$$\begin{aligned}\tilde{M}_x &= \tilde{H}_x \cos \theta + \tilde{H}_y \sin \phi \sin \theta + \tilde{H}_z \cos \phi \sin \theta \\ \tilde{M}_y &= \tilde{H}_y \cos \phi - \tilde{H}_z \sin \phi\end{aligned}\tag{2.7}$$

$$\tilde{\psi} = \tan^{-1} \left( \frac{-\tilde{M}_y}{\tilde{M}_x} \right) + \psi_{dec}\tag{2.8}$$

Onde:

$\tilde{H}$  = medidas do magnetômetro (campo magnético);

$\phi$  = ângulo de *roll*;

$\theta$  = ângulo de *pitch*;

$\tilde{\psi}$  = ângulo de *yaw*.

$\psi_{dec}$  = fator de correção entre o Norte magnético e o Norte real;

A altura do veículo, acima de seu referencial, pode ser calculada a partir da pressão atmosférica  $\tilde{\rho}$  medida pelo barômetro. Primeiramente, calcula-se a pressão na altura inicial pela equação (2.9). Após isso, a medida de altitude,  $\tilde{h}$ , é calculada a partir de (7).

$$\rho_{h_0} = \rho_0 \left( 1 - \frac{Lh_0}{T_0} \right)^{\frac{RL}{gM}}\tag{2.9}$$

$$\tilde{h} = \frac{T_0}{L} \left( 1 - \left( \frac{\tilde{\rho}}{\rho_{h_0}} \right)^{\frac{RL}{gM}} \right)\tag{2.10}$$

Onde:

$\rho_0$  = Pressão atmosférica;

$h_0$  = Altura inicial determinada pelo GPS;

$L, T_0, R, g$  e  $M$  = Constantes atmosféricas internacionais [35].

Sendo assim, foram definidas as equações que traduzem as medições dos sensores para os estados de navegação. O vetor de estados de navegação contendo os dados de posição (*North*, *East* e *Down*), velocidade (das três orientações de referência) e os valores do *quaternion* da atitude de dez variáveis é mostrado em (2.11).

$$x = \begin{pmatrix} x_n \\ x_e \\ x_d \\ v_n \\ v_e \\ v_d \\ q_1 \\ q_2 \\ q_3 \\ q_4 \end{pmatrix} \quad (2.11)$$

Onde:

$x_d$  representa a altitude relativa da plataforma inercial, e pode ser medida pela integração dupla do acelerômetro, pelo GPS, pelo sonar ou pela conversão de pressão do barômetro.

## 2.7 Fusão sensorial

Com a necessidade e o desejo de automatizar diversos processos, desde os mais simples como abrir a torneira de uma pia quando uma pessoa se aproxima para lavar as mãos, até os sistemas mais complexos, como a automação industrial ou um piloto automático de aviões, o mercado disponibiliza diversos sensores com opções de diversas tecnologias.

Com a existência desses inúmeros sensores, cujas naturezas são diferentes,

é imprescindível uma plataforma, suficientemente flexível, que consiga captar seus sinais e processá-los.

O processo de associar, correlacionar e combinar dados de diferentes sensores (de mesma natureza ou não) de tal modo que a informação resultante é, de alguma forma, mais precisa do que seria possível quando utilizando-se os sensores individualmente, é denominado fusão sensorial [36].

A fusão entre sensores tem o objetivo de fornecer dados de medidas mais refinados e mais próximos à realidade, proporcionando ao sistema que os utiliza maior confiabilidade e estabilidade. As técnicas de fusão são extremamente versáteis e dependem apenas da modelagem do sistema em questão.

Dependendo da arquitetura do sistema, a fusão de dados pode ocorrer de duas formas [36]:

- **Fusão direta:** Quando os sensores utilizados fornecem medidas compatíveis entre si, a fusão pode ser realizada diretamente dos dados colhidos dos sensores [37]. Exemplo: Fusão da distância (ou altura) fornecida pelo sonar, sensor infravermelho e barômetro. Como a conversão de pressão para altura do barômetro é facilmente realizada, o sistema pode fundir diretamente as distâncias capturadas do sistema.
- **Fusão do vetor de estados:** Quando sensores fornecem medidas em unidades e naturezas diferentes, elas são correlacionadas e convertidas para um vetor de estados que é utilizado na fusão [37]. Exemplo: Os dados do acelerômetro, magnetômetro, e sonar são convertidos em um vetor de estados que é fundido para calcular a altura relativa do sistema.

Na Figura 2.14 é ilustrado um sistema com os dois tipos de fusões descritas e um sistema sem fusão da dados.

Dentro da fusão sensorial, o filtro de Kalman é um dos métodos mais utilizados em sistemas aerodinâmicos, como o proposto neste trabalho. Apesar de suas



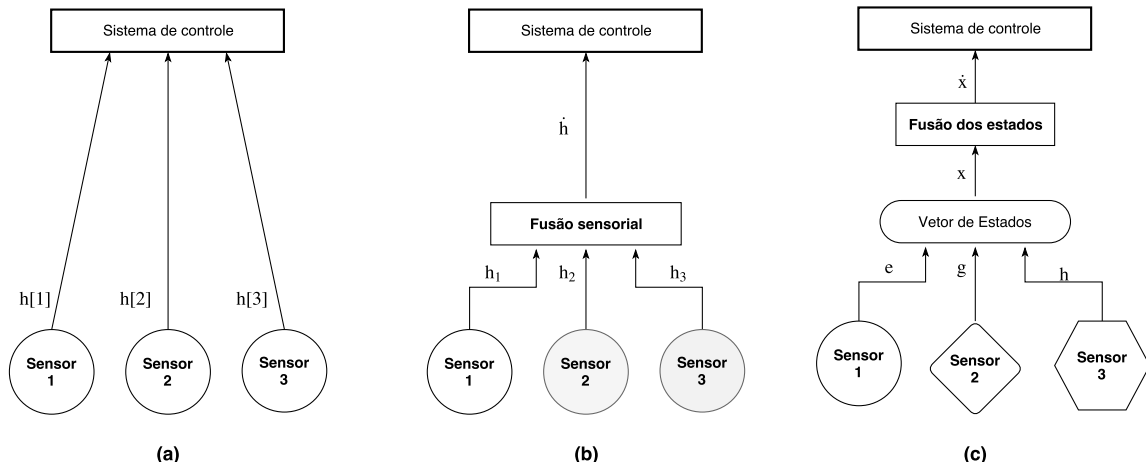


Figura 2.14: (a) Sistema sem uso de fusão sensorial, (b) fusão direta com sensores diferentes porém de mesma natureza, (c) integração de sensores de diferentes naturezas com fusão de vetor estado.

limitações, este filtro é extremamente efetivo não só em fundir os dados sensoriais, mas também, em prever a dinâmica do sistema e estimar seus estados. Sua operação é descrita na subseção 2.7.1.

### 2.7.1 Filtro de Kalman (KF)

O filtro de Kalman, ou KF (*Kalman Filter*), foi nomeado em homenagem à Rudolf Kalman em 1960 quando ele publicou o artigo que propõe uma solução recursiva linear para o problema de filtragem linear de dados discretos. O filtro de Kalman é, essencialmente, um conjunto de equações matemáticas que implementam um excelente estimador do tipo preditor-corretor, minimizando a estimativa de covariância de erro dos sensores e, portanto, do sistema [38].

Como o sistema de navegação possui diversos sensores de naturezas diferentes, o filtro é aplicado apenas ao vetor de estado que representa a navegação do sistema e que é formado pelos dados dos sensores disponíveis.

Apesar de sua grande versatilidade, o algoritmo do filtro de Kalman realiza as estimativas dos estados de forma linear e, portanto, não é recomendado para sistemas

com comportamentos não lineares como o da navegação inercial de veículos aéreos.

Para os casos em que o sistema não é linear, o filtro de Kalman também pode ser utilizado, com suas devidas modificações, e é chamado de filtro de Kalman estendido ou EKF (*Extended Kalman Filter*) [39]. Os detalhes desse filtro, utilizado para fusão sensorial, são descritos na subseção 2.7.2.

### 2.7.2 Filtro de Kalman Estendido (EKF)

O EKF é um estimador de estados amplamente utilizado para sistemas não lineares e é chamado de estendido pois amplia as capacidades do filtro de Kalman linear [39].

O filtro estendido aplica a conhecida expansão de Taylor (até sua primeira ordem) para a linearização dos estados de seu sistema e suas respectivas estimativas e, a partir destas, utiliza os mesmos processos matemáticos de predição e estimativa do filtro linear.

Assumindo que o modelo de processo é descrito como uma equação diferencial estocástica não linear  $f(x_k, u_k, w_k)$  com um modelo de observação semelhante a  $h(x_k, v_k)$ , o sistema pode ser descrito por (2.12) [39].

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= f(x_k, u_k) + w_k \\ z_k &= h(x_k) + v_k \end{aligned} \tag{2.12}$$

Onde  $x_k$  e  $z_k$  são os vetores de estado e medição,  $u_k$  é o vetor de controle e  $w_k$  e  $v_k$  são ruídos Gaussianos aditivos, não correlatos, de média zero do processo e da observação, respectivamente.

O algoritmo EKF é dividido em duas etapas, a predição e atualização [39]:

- Durante a predição, ou progressão temporal, é realizada a propagação no tempo do vetor de estado e da matriz de covariância, projetando o estado atual do filtro para um estado *a priori* da próxima medição dos sistema.

- Durante a correção, ou atualização, o ganho adaptativo de Kalman  $K_{k+1}$  é calculado comparando as medidas preditas com as medidas realizadas do sistema e então, é utilizado no processo de estimativa do vetor de estado e da incerteza do sistema.

O algoritmo da predição e correção de Kalman é ilustrado na Tabela 2.1 [40].

Tabela 2.1: Algoritmo do Filtro de Kalman Estendido.

Predição
$\hat{x}_{k+1}^- = f(\hat{x}_k, u_k)$ $P_{k+1}^- = A_k P_k A_k^T + W_k Q W_k^T$
Atualização
$K_{k+1} = P_{k+1}^- H_{k+1}^T (H_{k+1} P_{k+1}^- H_{k+1}^T + R)^{-1}$ $\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_{k+1}^- + K_{k+1} (z_{k+1} - h(\hat{x}_{k+1}^-))$ $P_{k+1} = (I - K_{k+1} H_{k+1}) P_{k+1}^-$

Onde:

$\hat{x}_{k+1}^-$  e  $P_{k+1}^-$  são a estimativa anterior do estado e sua matriz de covariância;

$\hat{x}_{k+1}$  e  $P_{k+1}$  são uma estimativa posterior do estado e da sua matriz de covariância;

$z_{k+1}$  é a medição observada;

$A_k$  é o jacobiano do modelo de processo em relação à  $x$  avaliados em  $\hat{x}_k$ ;

$W_k$  é o jacobiano do modelo do processo com relação a  $w$  avaliado em  $\hat{x}_k$ ;

$H_{k+1}$  é o jacobiano do modelo de observação em relação a  $x$  avaliados em  $\hat{x}_k$ .

A implementação do EKF para o sistema de navegação de veículo aéreo não tripulado, desse projeto, tem como vetor de estados: posição, velocidade e atitude em *quaternion*, denotados por  $x = [p, v, q]^T$  e propagados de acordo com a versão discreta em (2.2).

O modelo de propagação para o EKF pode ser visto em (2.13).

$$\begin{aligned}
p_{k+1} &= p_k + v_k dt \\
v_{k+1} &= v_k + (C_b^n \tilde{a} - g^n) dt \\
q_{k+1} &= q_k \otimes \Delta q_k
\end{aligned} \tag{2.13}$$

Onde  $dt$  é o tempo de amostragem,  $\Delta q_k$  é definido por (2.14) e  $\otimes$  indica multiplicação de quatérnios.

$$\Delta q_k = \begin{pmatrix} \cos(0.5 \|\tilde{w}\| dt) \\ \sin(0.5 \|\tilde{w}\| dt) \frac{\tilde{w}}{\|\tilde{w}\|} \end{pmatrix} \tag{2.14}$$

As equações de observação são definidas como em (2.15) para o GPS e sonar e (2.16) para o barômetro e magnetômetro.

$$\begin{aligned}
p_{GPS} &= p \\
p_{sonar} &= p_d
\end{aligned} \tag{2.15}$$

$$\begin{aligned}
p_{dBar} &= h_0 - p_d \\
\psi_{Mag} &= \tan^{-1} \left( \frac{2(q_2 q_3 + q_1 q_4)}{q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 - q_4^2} \right)
\end{aligned} \tag{2.16}$$

O EKF fornece bons resultados quando a estimativa mantida pelo filtro está próxima do verdadeiro estado. Isso significa que os termos da expansão da Série de Taylor de segunda ordem e de ordens superiores são pequenas o suficiente, o que depende da inicialização adequada dos estados para proporcionar modelos linearizados precisos.

Porém, caso o sistema dinâmico apresente grandes não linearidades, a qualidade da estimativa do filtro EKF pode ser baixa e insuficiente. Outra desvantagem deste método é a dificuldade em avaliar analiticamente as matrizes jacobianas dos modelos de processo e observação [39].

## 2.8 Considerações Finais

Este capítulo apresentou o embasamento e as informações necessárias utilizadas para a realização da aquisição e fusão sensorial para um veículo aéreo.

Cada sensor descrito neste capítulo utiliza um protocolo de comunicação específico e, para que a aquisição de dados seja bem sucedida, as conexões corretas entre os dispositivos devem ser feitas. O próximo capítulo descreve os sensores utilizados e as conexões necessárias realizadas.

Os conceitos de fusão sensorial, como o filtro de Kalman Estendido, também foram apresentados e são apontados na literatura como eficientes para sistemas inerciais. O seu uso e as equações de navegação e de observação dos sensores deste trabalho são apresentados no próximo capítulo.



## Capítulo 3

# Materiais e Métodos

### 3.1 Considerações iniciais

Com o propósito de construir um sistema de medição inercial de precisão para navegação aérea, os sensores precisam que alguns requisitos sejam cumpridos:

- Os erros de medida e de propagação da Unidade de Medição Inercial (IMU) precisam ser reduzidos ao máximo;
- A frequência de atualização e aquisição da IMU deve ser alta para que as medidas sejam representativas e para que as decisões possam ser determinadas rapidamente;
- A sensibilidade dos sensores deve ser grande o suficiente para captar minuciosas variações no corpo do veículo;
- Os ruídos presentes (e inevitáveis) devem ser os menores possíveis para que se possa aumentar a confiabilidade da medida.

Um sistema de aquisição e processamento deve estar presente e embarcado no

sistema a fim de se comunicar com os sensores presentes, bem como para realizar o condicionamento de seus dados e executar as fases do filtro de Kalman Estendido, disponibilizando o estado completo (posição, velocidade e atitude) para outros sistemas (como um piloto automático). O mesmo sistema ainda será utilizado futuramente para outras funções da aeronave como detecção e desvio de obstáculos. Para que tudo isso seja possível, certos requisitos de hardware, devem ser cumpridos:

- Utilização de uma plataforma de alta performance, com interfaces de comunicação em hardware adaptáveis, aptas a realizar aquisições de múltiplos sensores, num pequeno intervalo de tempo e ter um processador de alta capacidade para sustentar a demanda computacional requerida pelos cálculos e multiplicações matriciais;
- As tarefas e os programas utilizados na plataforma computacional para este projeto devem ocupar apenas uma pequena parcela do uso total de seus processadores. o processador utilizado deve possuir (preferencialmente) múltiplos núcleos de processamento, para a divisão concorrente de tarefas, tantas a deste projeto, como as implementadas futuramente.
- O protocolo de comunicação, em hardware, deve ser rápido o suficiente para suportar a demanda do fluxo de dados dos sensores;
- Consumir pouca energia, visando que o sistema embarcado ficará localizado em uma plataforma aérea pequena, com limitações de peso e altura para as baterias.

Nesse contexto, foram selecionados os dispositivos receptor GPS LS20031, a IMU ADIS 16407, o Sonar MB1242 e a plataforma de processamento Odroid-XU4 que atendem aos requisitos impostos, formando uma plataforma sensorial para a navegação de um veículo aéreo não tripulado. Este capítulo detalha os dispositivos mencionados com a descrição da interligação entre eles.



## 3.2 Receptor GPS - LS20031

Este módulo é um receptor de GPS completo que incorpora um rádio receptor de sinais de GPS da LOCOSYS, uma *smart* antena embutida no módulo e um *chip* de interfaceamento para a comunicação serial.

A comunicação serial é assíncrona, conforme descrito na subseção 2.5.3, e faz uso das linhas TX e RX para controle do GPS e recepção dos dados. O maior *baud rate* do dispositivo é 115200 bps com uma tensão de comunicação (TTL) fixa em 3,3 V.

O receptor de GPS é capaz de estabelecer conexões com até 66 satélites que fornecem, em curto tempo, a primeira medida de posição e, a partir dela, consegue fornecer as futuras posições em uma frequência máxima de 10 Hz com precisão de 3 m (quando localizado no Brasil). Seu consumo é considerado baixo e em torno de 130 mW quando está fixando a posição. Na Tabela 3.1 são contempladas algumas outras características do GPS.

Segundo a folha de dados do fabricante (*datasheet*) [41], o módulo é indicado para navegação automotiva e marinha. Para a navegação aérea, geralmente usa-se um GPS mais robusto e preciso, o que encarece muito o produto. O algoritmo de fusão de dados propõe utilizar um módulo de GPS intermediário e tratar seus dados para aumentar sua confiabilidade de modo a transformá-lo num sistema de alta qualidade, deixando o projeto robusto e barato.

O módulo do GPS vem de fábrica sem conectores, portanto cinco pinos (*pin-header* de 90°) foram soldados para facilitar sua conexão. Na Figura 3.1 é ilustrado o módulo soldado e sua pinagem.

## 3.3 Unidade Inercial – ADIS 16407

ADIS 16407 é um módulo inercial completo de orientação tridimensional e dez graus de liberdade. Ele possui três acelerômetros, três giroscópios, três mag-

Tabela 3.1: Características do GPS LS20031 [41].

Dispositivo	LS20031
Chip	MediaTek MT3339
Frequência do rádio	L1 1575.42 MHz
Taxa de Atualização	10 Hz (max)
Precisão	Raio de $\pm 3,0$ m
Altitude máxima	50.000 m
Velocidade máxima	515 m/s
Tensão de Alimentação	3,3 V
Consumo	130 mW
Tamanho	30x30 mm
Peso	12 gramas
Temperatura de operação	$-40^{\circ}C \leq T_o \leq +85^{\circ}C$
Preço	US\$60 ( $\sim$ R\$188)

netômetros nos eixos  $(X, Y, Z)$ , um barômetro e um sensor de temperatura.

O módulo é feito pela *Analog Devices* e consegue confinar todos os sensores em um espaço muito reduzido utilizando a tecnologia MEMS. Esse tipo de tecnologia permite o melhor alinhamento entre os diferentes sensores inclusive entre seus próprios eixos ortogonais (o que é difícil de se alcançar em um sistema onde cada sensor encontra-se em diferentes encapsulamentos). A tecnologia ainda viabiliza o processo de produção em larga escala e deixa seu custo mais baixo.

A orientação da IMU pode ser vista na figura 3.2 e deve ser alinhada com os eixos estabelecidos pelo referencial NED (*North-East-Down*) no centro de massa do veículo, de preferência fixada em uma estrutura livre de vibrações. As letras  $a, g$  e  $m$  correspondem, respectivamente, à aceleração, giro e campo magnético.

Além dos sensores, esse módulo possui conversores analógico-digital e digital-analógico, banco de registradores, interface para comunicação SPI, pinos de alarme, pinos digitais e processos de filtragem e calibração dos sensores, todos controlados

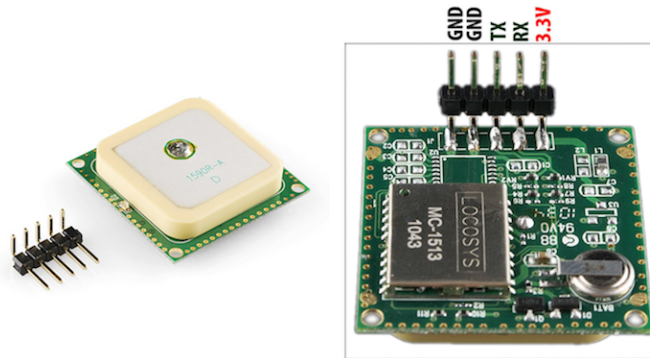


Figura 3.1: Soldagem e mapa de pinos do GPS LS20031, adaptado de [6].

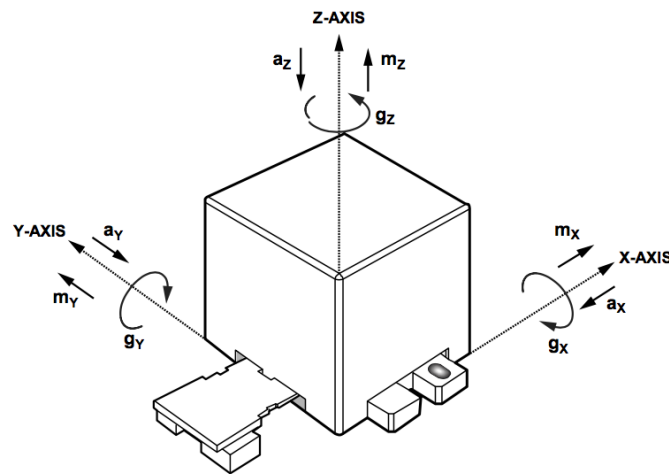


Figura 3.2: Orientação dos eixos da IMU [14].

pelo microcontrolador embutido. O diagrama de bloco da Figura 3.3 ilustra os componentes presentes dentro do módulo.

O módulo pode ser alimentado com tensões entre 4,75 V e 5,25 V. Sua interface de comunicação SPI é compatível com tensões de 5,0 V ou 3,3 V e funciona da maneira descrita na seção 2.5.1, como um dispositivo escravo. Sua frequência máxima de atualização é de 819,2 Hz, disponibilizando 819 amostras por segundo nos seus registradores [14].

Para cada amostra nova disponível, o módulo gera um pulso quadrado no seu primeiro pino digital e seta uma *flag* (bit de sinalização) no registrador de cada

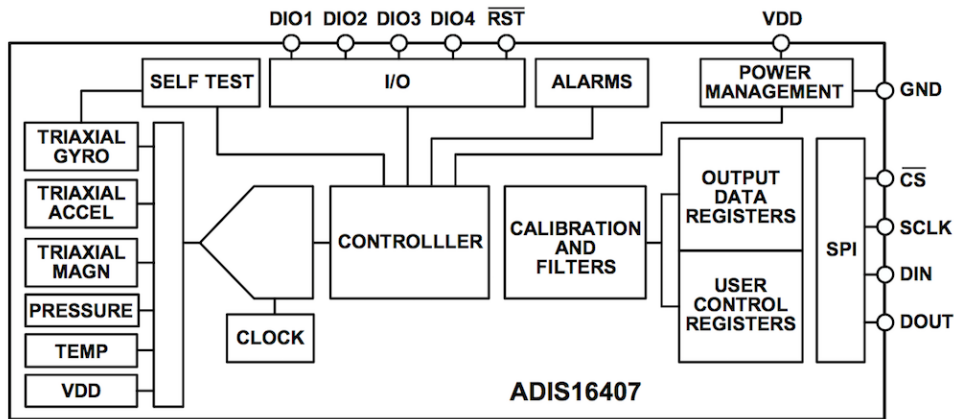


Figura 3.3: Diagrama de blocos dos componentes da IMU [14].

sensor, possibilitando realizar novas medidas tanto por controle em hardware (via interrupção) quanto por software (checando a *flag* disponível).

Os dados da IMU, incluindo os sensores, são disponibilizados por meio da comunicação SPI por bancos de registradores que possuem um endereço único, de 16 bits, listado no *datasheet* do fabricante. Enquanto alguns registradores, como os dos dados dos sensores, são apenas para leitura, outros, como os dos registradores de configuração da IMU, podem ser sobrescritos.

O acesso aos registradores via SPI no modo leitura necessita de dois ciclos de dados de 16 bits. No primeiro ciclo, envia-se o endereço do registrador desejado pelo canal MOSI. No segundo ciclo, a IMU retorna o valor do registrador pelo canal MISO. No caso da escrita de um registrador utiliza-se os dois ciclos da comunicação enviando primeiramente o endereço e em seguida o valor a ser escrito pelo canal MOSI.

### 3.3.1 Características do ADIS16407

Nas tabelas 3.2 e 3.3 são compiladas as principais informações dos sensores (sensibilidade e ruídos) e o módulo da IMU, respectivamente.

Tabela 3.2: Características dos sensores da IMU ADIS16407 [14].

Característica	Giroscópio	Acelerômetro
Alcance dinâmico	$\pm 75$ a $\pm 350$ °/s	$\pm 18$ g
Sensibilidade	0,0125 a 0,05 °/s/bit	3,33 mg/bit
Erro de viés máximo	0,007 °/s	0,2 mg
Densidade de ruído	$0,044$ °/ $\sqrt{hr_{rms}}$	$0,5$ mg/ $\sqrt{hr_{rms}}$

Característica	Magnetômetro	Barômetro
Alcance dinâmico	$\pm 3,5$ gauss	10 a 1200 mbar
Sensibilidade	0,5 mgauss/bit	$0,3125$ $\mu$ bar
Erro máximo	$\pm 4$ mgauss	1,5 mbar

Tabela 3.3: Características gerais da IMU ADIS16407 [14].

IMU	
Erro máximo de alinhamento entre eixos	0,5 °
Frequência do <i>clock</i> máxima (SPI)	1,0 MHz
Consumo	350 mW
Dimensões	32x23x23 mm
Peso	16 gramas
Temperatura de operação	$-40^{\circ}C \leq T_o \leq +85^{\circ}C$
Preço	US\$662 ( $\sim$ R\$2070)

### 3.3.2 Adaptação do conector

A IMU utiliza o conector CLM-112-02 para comunicação e alimentação. Este conector tem dimensões de aproximadamente 14x4 mm e é muito pequeno para realizar conexões com fio. A solução utilizada foi desenvolver uma placa de circuito impresso (PCB) com a função de converter o conector da IMU para um conector fêmea tipo barramento de 2,54 mm (padrão de *proto-board*).

O novo conector possibilita a conexão da IMU por fios rígidos ou *jumper-cables*. Na Figura 3.4 é ilustrada a placa de circuito impresso desenvolvida para esse projeto e a sua conexão com a IMU.

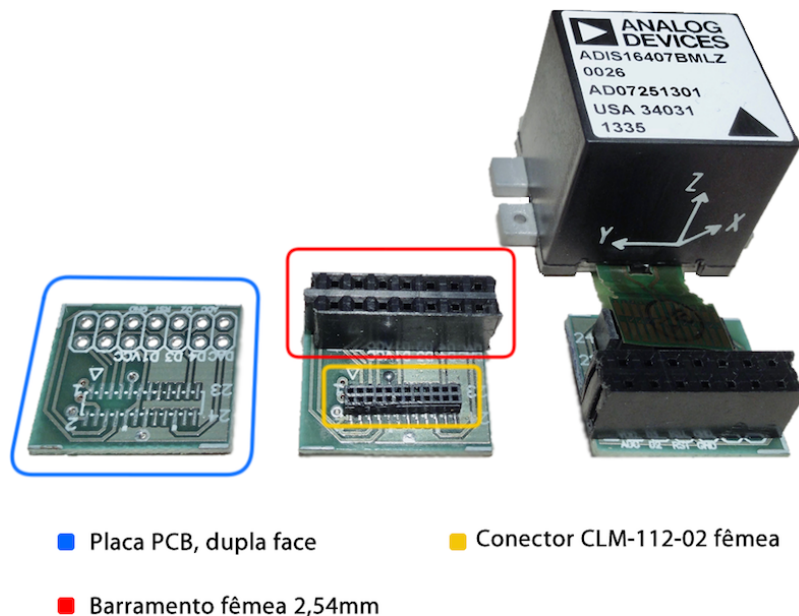


Figura 3.4: Conversão do conector da IMU com a placa PCB.

## 3.4 Sonar - MB1242

O sensor de distância modelo da categoria I2CXL-MaxSonar<sup>®</sup> é fabricado pela *Max Botix*, possui nível industrial de elevada potência acústica o que lhe garante um alto alcance para sensores do tipo ultrassônicos. Nesse módulo existe apenas um

transdutor de áudio que atua alternadamente como emissor e transmissor.

Esse módulo é chamado de *smart sensor* (ou sensor inteligente, em português) porque incorpora diversos ajustes próprios, como calibração, ajuste de ganho automático, análise de forma de onda e algoritmo de rejeição de ruídos, tudo em tempo real, para que ocorra adaptação a diversas condições acústicas, elétricas e atmosféricas, fornecendo sempre leituras precisas e sem ruídos. O modelo ainda acomoda interface de comunicação I2C que permite uma integração fácil de múltiplos sensores usando apenas um barramento de dois fios.

O módulo opera com tensões entre 3,0 V e 5,5 V emitindo ondas na frequência de 42 kHz (acima dos 20kHz audíveis pelo ser humano). Seu sensor é capaz de determinar, com uma precisão de 1cm, distâncias de objetos de 20 cm a 765 cm, conseguindo, inclusive, identificar objetos que se apresentam a menos de 20 cm [21].

O sonar fornece três comandos via protocolo I2C:

- **Pedido de medição:** Pede para o sensor realizar uma medição e guardar a distância na memória até o próximo pedido. O comando é realizado enviando o número **81** para o endereço I2C de escrita do sensor.
- **Informar a distância:** Envia o comando para o sensor para que ele retorne o último dado salvo. É recomendado que este comando seja enviado pelo menos 80ms depois do pedido de medição. O dado é lido acessando o endereço I2C de leitura do sensor.
- **Troca de endereço:** Troca o último endereço ou o endereço padrão de leitura e escrita do sensor. O comando é realizado enviando os número **170** e **165** seguido do novo endereço desejado para o endereço I2C atual.

Os endereços I2C padrões de fábrica e as informações do sensor são ilustradas nas Tabelas 3.4 e 3.5.

Tabela 3.4: Informações do sonar MB1242 [21].

<b>Informações - Sonar MB1242</b>	
Tensão de alimentação ( $V_{CC}$ )	3,3 V a 5,0 V
Consumo médio	8,9 mW a 22 mW (dependendo de $V_{CC}$ )
Alcance	20 cm a 640 cm ( $V_{CC} = 5,0$ V) 20 cm a 500 cm ( $V_{CC} = 3,3$ V)
Sensibilidade	1 cm
Frequência de atualização	Até 40 Hz
Modo I2C	Escravo
Frequência máxima do clock (SCL)	400 kHz
Dimensões	20x22x25 mm
Peso	5,9 gramas
Temperatura de operação	$0^{\circ}C \leq T_o \leq +65^{\circ}C$
Preço	U\$40 ( $\sim$ R\$125)

Tabela 3.5: Endereços I2C do sonar MB1242 [21].

<b>Endereços I2C padrões do sonar</b>	
Leitura	<b>224</b>
Escrita	<b>225</b>



A taxa de atualização recomendada para as medidas do sensor é de 10 vezes por segundo, mas pode ser alterada para até 40 vezes nas leituras de objetos localizados próximos do sensor, frequência essa, satisfatória no sistema que já dispõe de duas outras formas para determinar sua altura (GPS e IMU).

O sonar MB1242 foi escolhido para esse projeto pois apresenta alta imunidade a ruído, confiabilidade na medição e comunicação padrão I2C facilmente integrado em diversos sistemas embarcados e por ter, ainda, pequeno consumo de energia e baixo custo. Todas essas características definem esse módulo, como um módulo que possui maior custo benefício quando comparado a outros modelos geralmente utilizados.

A foto e o mapa de pinos do sensor são ilustrados na Figura 3.5.

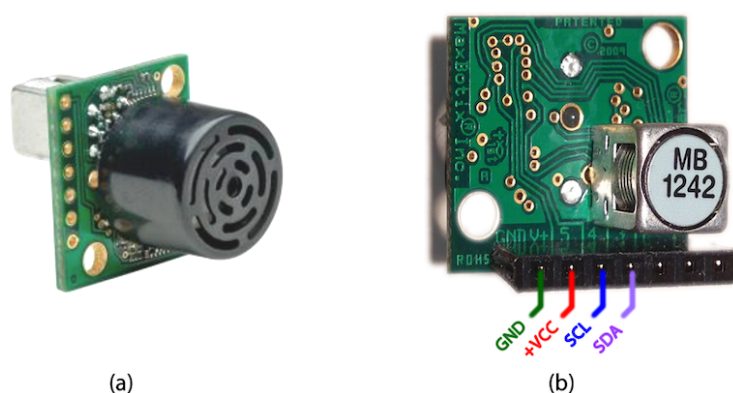


Figura 3.5: (a) foto do sonar MB1242 [20], (b) sonar com barramento soldado e seu mapa de pinos.

## 3.5 Plataforma Odroid-XU4

O Odroid é um computador completo, de alta performance, construído em uma única placa (SBC), fabricado pela *Hard Kernel* com dimensões reduzidas (82x58x22 mm) e tecnologia ARM<sup>®</sup>, como ilustrado na Figura 3.6.

O modelo XU4 possui 2 GB de memória LPDDR3 e dois processadores integrados, sendo eles o Samsung Exynos5422 Cortex<sup>™</sup>-A15 de 2,1 Ghz e o Cortex<sup>™</sup>-A7 de 1,5 GHz, cada um com 4 núcleos de processamento, acompanhado do processador

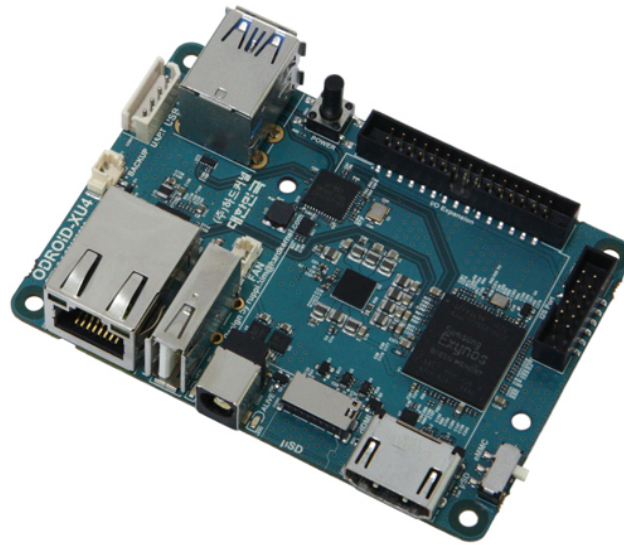


Figura 3.6: Placa Odroid, modelo XU4 [42].

gráfico Mali-T628 MP6. A tecnologia **big.LITTLE™**, disponível em seu sistema, possibilita a integração entre seus dois processadores e combina os seus oito núcleos de forma a aumentar sua performance em 40% e economizar até 75% de energia<sup>1</sup>. Com isso, o desempenho de processamento dessa placa chega a ser três vezes maior do que seus concorrentes, como por exemplo a conhecida plataforma Raspberry Pi (Versão 2) [42]. IO A placa ainda é equipada com portas USB 2.0 e 3.0, Ethernet, HDMI, entrada para cartão de memória (MicroSD e eMMC) para o sistema operacional e 42 pinos GPIO (*General Purpose Input/Output*) geralmente utilizados para comunicação ou controle de outros periféricos. Na Tabela 3.6 são ilustradas as principais características do Odroid-XU4.

De acordo com a *Hard Kernel*, o Odroid é compatível com sistemas operacionais baseados em Linux (como o Ubuntu e o Debian), com sistemas operacionais

---

<sup>1</sup>A tecnologia **big.LITTLE™** consegue tal desempenho pois cria, neste caso, quatro núcleos virtuais, cada um formado de 1 núcleo chamado BIG do processador Cortex™-A15 2,1 Ghz e um núcleo chamado LITTLE do processador Cortex™-A7 1,5 GHz. Ambos os processadores compartilham da mesma memória de cache e por isso eles podem se dividir para executar tarefas distintas ou trabalhar juntos quando a demanda de processos aumentar [43].

Tabela 3.6: Características da Odroid Modelo XU4 [42].

Característica	Descrição
CPU	Samsung Exynos-5422 : Cortex <sup>TM</sup> -A15 e Cortex <sup>TM</sup> -A7 com fusão big.LITTLE
GPU	Mali-T628 MP6 (com OpenGL ES e OpenCL)
RAM	2 GB LPDDR3 933 MHz
Armazenamento	-MicroSD (64 GB max) -eMMC 5.0 (64 GB max)
Áudio/Video	Digital Audio / 1920x1200 por HDMI
Rede	Realtek RTL8153-CG 10/100/1000M
Periféricos	-42 GPIOs (2xUART, IRQ, SPI, ADC, I2S, I2C) -2x USB 3.0, 1x USB 2.0 -Ethernet RJ-45 10/100/1000M -HDMI 1.4 tipo-A
Tensão dos GPIOs	1,8 V
Alimentação	5 V, 4 A via conector P4
Consumo	4 W
Tamanho	82x58x22 mm
Peso	60 gramas
SO	Android (4.4 ou TV OS) e Linux (Ubuntu)
Preço	U\$74 (~R\$240)

móveis da Google (como o Android TV OS e o Android Kitkat) e outros sistemas compatíveis com o processador ARM [42]. Além disso, várias linguagens de programação, como C/C++, Python, Java e Bash Script, podem ser utilizadas quando se opera em sistemas Linux.

A placa Odroid-XU4 apresenta baixo consumo de energia, tamanho reduzido, flexibilidade de comunicação com diversos periféricos via pinos GPIO e alta capacidade de processamento, que será explorada futuramente com a implementação de outros sistemas auxiliares para a navegação inercial. Todas essas características são

desejáveis para uma plataforma com limitações de espaço e energia e por esta razão, esta placa foi escolhida para utilização no projeto.

O sistema operacional adotado para execução do projeto foi o *Ubuntu* versão 15.4 no cartão de memória *eMMC* de 32 GB com um desempenho de leitura e escrita três vezes superior aos dos cartões *microSD*, geralmente adotados.

A linguagem de programação C é uma linguagem de alto nível, que permite escrever programas otimizados para arquiteturas específicas. Por esta razão, é a linguagem adotada pelo *Kernel* (núcleo do sistema operacional) do Linux e por muitos dos seus programas e também será adotada para a aquisição dos dados sensoriais.

## 3.6 Conexão dos dispositivos

A interligação dos sensores à plataforma de controle Odroid deve ser feita adequadamente de forma a manter a integridade do sistema e eliminar, ao máximo, os ruídos eletromagnéticos internos e externos que interferem na comunicação entre seus componentes.

Por motivos de tecnologia, o processador do Odroid não consegue seguir os padrões de tensão utilizados na maioria dos dispositivos do mercado, como 3,3 V e 5,0 V. Conforme ilustrado na Tabela 3.6, sua tensão de operação é 1,8 V. Uma vez que os pinos disponíveis de GPIO são uma extensão do processador, eles também operam em 1,8 V.

Para que os sensores do projeto possam se conectar sem danificar o processador, um conversor de nível de tensão deve ser conectado entre o Odroid e seus periféricos.

Para clareza na escolha do conversor de tensão, na Tabela 3.7 são informados os padrões de tensão aceitos pelos sensores do projeto.

Tabela 3.7: Possíveis tensões de comunicação dos sensores.

Sensores	Tensões de comunicação	
	3,3 V	5,0 V
GPS LS20031	✓	✗
IMU ADIS 16407	✓	✓
Sonar MB1242	✓	✓✓ <sup>1</sup>

<sup>1</sup>O sonar opera em ambas as tensões, mas consegue um alcance 20% maior quando alimentado com 5,0 V.

Com base na Tabela 3.7 fica evidente que a maneira mais simples de adequar a ligação de todos os sensores ao computador Odroid é realizada a conversão das tensões dos pinos do processador para 3,3 V.

Porém, visto que o potencial elétrico da alimentação e comunicação do sonar devem ser os mesmos, a adoção da tensão de 3,3 V, ao invés de 5V, diminui a potência entregue ao transmissor do sensor, implicando na atenuação de seu alcance de 640 cm para 500 cm (cerca de 22%).

A solução para conversão elétrica entre os dispositivos é descrita na subseção 3.6.1.

### 3.6.1 Conversão dos sinais

Converter os padrões de comunicação, de forma a maximizar suas características, mostra-se uma atividade complexa.

Como visto na seção 2.5.2, o protocolo I2C, utilizado pelo sonar, requer dois sinais de comunicação bidirecionais. A implementação discreta para a conversão deste tipo de sinal demanda inúmeros componentes eletrônicos e ocupam um grande espaço físico, sendo, inviável para esse projeto.

A solução para conversão dos sinais dos dispositivos é proposta em duas

etapas. A primeira utiliza um módulo *Shifter*, do mesmo fabricante do Odroid, e a segunda se utiliza de um circuito de componentes discretos, descritos nas subseções 3.6.2 e 3.6.3 seguintes.

### 3.6.2 Shield XU4 Shifter

*Shields* são placas de circuito impresso especialmente projetadas para se conectar perfeitamente a sistemas, expandindo ou modificando suas capacidades.

O *shield* XU4 Shifter é fabricado pela *Hard Kernel* e projetado para funcionar com o Odroid-XU4 utilizado neste projeto. Na Figura 3.7 é ilustrada a foto do conversor e sua conexão com a placa Odroid.

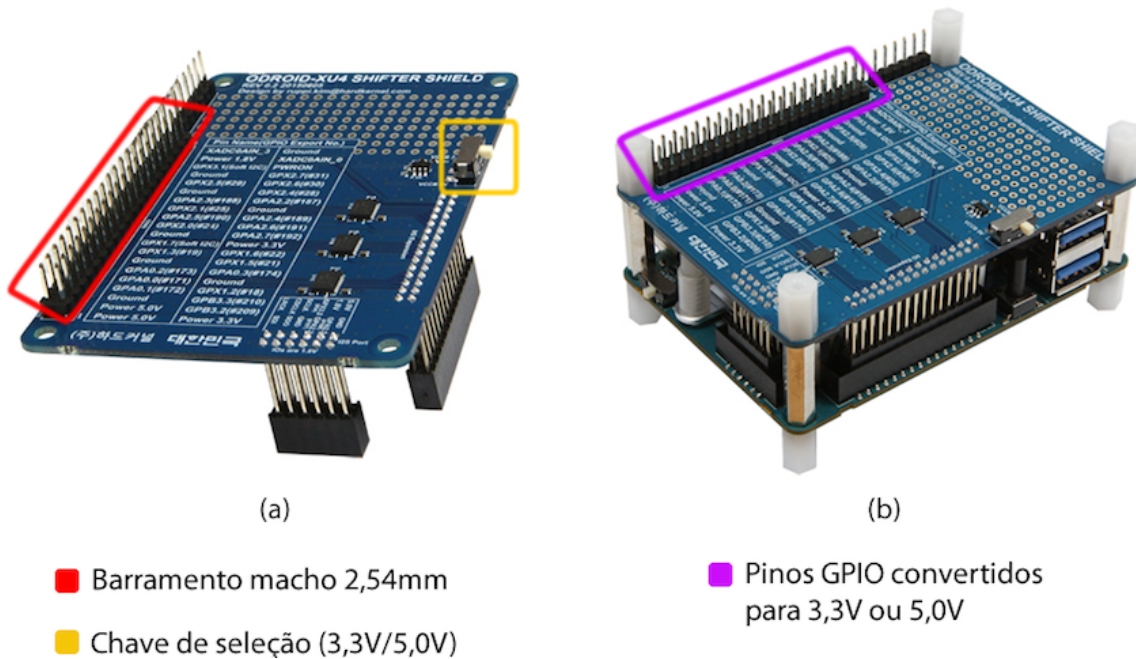


Figura 3.7: (a) Shield XU4 Shifter, (b) *shield* conectado a Odroid XU4 [44].

Este *shield* possui três circuitos integrados (modelo TXS0108ERGY) para conversão bi-direcional dos pinos de GPIO da Odroid. As novas tensões de saída podem ser ajustadas em 3,3 V ou 5,0 V por meio de uma chave de seleção. O *shield* ainda converte os pinos do Odroid para o barramento padrão duplo de 2,54 mm.

De acordo com o fabricante, para o bom funcionamento do módulo, a corrente máxima de saída de cada pino não deve ultrapassar 4 mA [44], o que não apresenta uma limitação para o projeto, visto que os pinos utilizados pelos periféricos são de comunicação e, portanto, possuem alta impedância de entrada, consumindo pequenas correntes em torno de microamperes.

A tensão de saída escolhida do *shield* foi de 5,0 V para se conectar diretamente com o sonar MB1242 que utiliza dois fios bi-direcionais de comunicação (via I2C) e com a IMU ADIS 16407 que utiliza quatro fios unidirecionais (via SPI).

A arquitetura adotada maximiza a operação e o alcance do sonar, porém é incompatível com o GPS do projeto. A conversão dos sinais do GPS é mostrada na subseção 3.6.3.

### 3.6.3 Conversor de tensão do GPS

Optou-se por converter os sinais do GPS porque, como descrito na seção 3.2, seu protocolo de comunicação utiliza sinais de dados unidirecionais que são mais simples e necessitam de menos componentes eletrônicos para conversão do que um sinal bidirecional.

O processo se dá em duas etapas: Converter o sinal de transmissão (TX) do *shield* de 5,0 V para 3,3 V e o sinal de transmissão GPS de 3,3 V para 5,0 V.

Sabendo que os pinos do GPS possuem alta impedância, um simples divisor resistivo pode ser aplicado para a conversão do sinal RX, como ilustrado na Figura 3.8.

Dada a notação ilustrada na Figura 3.8,  $V_1 = 5,0V$  e  $V_2 = 3,3V$  e  $R_1$  e  $R_2$  são relacionados pela regra de divisão de tensão dada na equação 3.1.

$$\frac{R_2}{R_1} = \frac{V_1}{V_2 - V_1} = 1,941 \quad (3.1)$$

Escolhendo um valor de 10  $k\Omega$  para o resistor  $R_2$ , o valor comercial mais

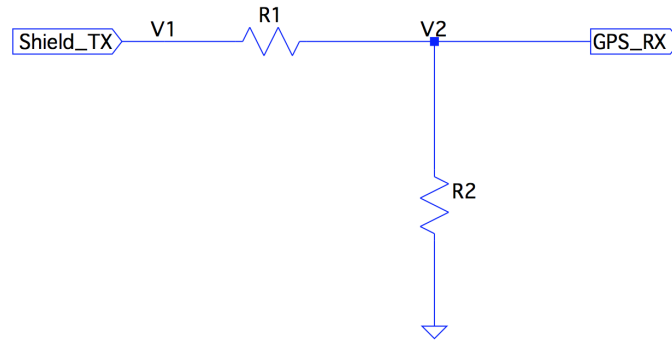


Figura 3.8: Conversor de 5,0 V para 3,3 V.

próximo para  $R1$  é  $4,7\text{ k}\Omega$ . Com estes valores de resistência a tensão  $V2$  é  $3,40\text{ V}$  e está dentro dos limites aceitáveis do GPS.

A potência total dissipada pelo circuito é dada pela equação 3.2.

$$P_{TOTAL} = \frac{V1^2}{R1 + R2} = 1,7mW \quad (3.2)$$

Já para a conversão do sinal TX que possui uma tensão superior a sua original, utiliza-se um circuito ativo com um transistor NPN polarizado em base-comum e um resistor *pull-up*, como ilustrado na Figura 3.9.

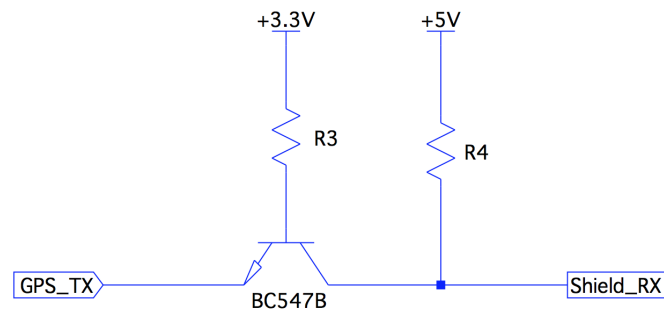


Figura 3.9: Conversor de 3,3 V para 5,0 V.

$R3$  é o resistor de polarização do transistor e deve ser pequeno o suficiente apenas para polarizar o transistor BC547B em modo de saturação.  $R4$  funciona como



resistor de *pull-up* visto pelo *shield* e como um limitador de corrente do pino TX do GPS. Pelo *datasheet* do GPS [41], a corrente máxima nos seus pinos de comunicação não devem ultrapassar 2 mA. Pela Lei de ohm,  $R4$  pode ser estimado pela equação 3.3.

$$R4 \geq \frac{5,0V}{I_{GPS(max)}} \geq 2,5k\Omega \quad (3.3)$$

Os valores escolhidos para os resistores do circuito da Figura 3.9 foram:  $R3 = 10k\Omega$  e  $R4 = 4,7k\Omega$ .

De acordo com o protocolo de comunicação assíncrona do GPS, os pinos RX e TX mantém em nível lógico alto, enquanto aguardam o início da comunicação. O conversor neste momento não está conduzindo e, portanto, não consome energia. Quando há comunicação, o sinal TX varia entre zeros e uns de acordo com o dado enviado. Não é possível calcular a potência dissipada exata do circuito, mas seu consumo máximo pode ser calculado pela equação 3.4.

$$\begin{aligned} P_{max} &= P_{R3} + P_{transistor} + P_{R4} \\ P_{max} &= \frac{V_{R3}^2}{R3} + (V_{be} \cdot I_{R3} + V_{ce} \cdot I_{R4}) + \frac{5,0V^2}{R4} \\ P_{max} &= 1,95mW \end{aligned} \quad (3.4)$$

### 3.6.4 Circuito final

O conjunto completo dos dispositivos sensoriais, o sistema de aquisição e processamento do projeto (Odroid-XU4) e os métodos de conversão de tensão descritos, são ilustrados na Figura 3.10.

O circuito completo consome 4,5 W e tem um peso total de 93,9 g, ideais para a plataforma móvel especificada.

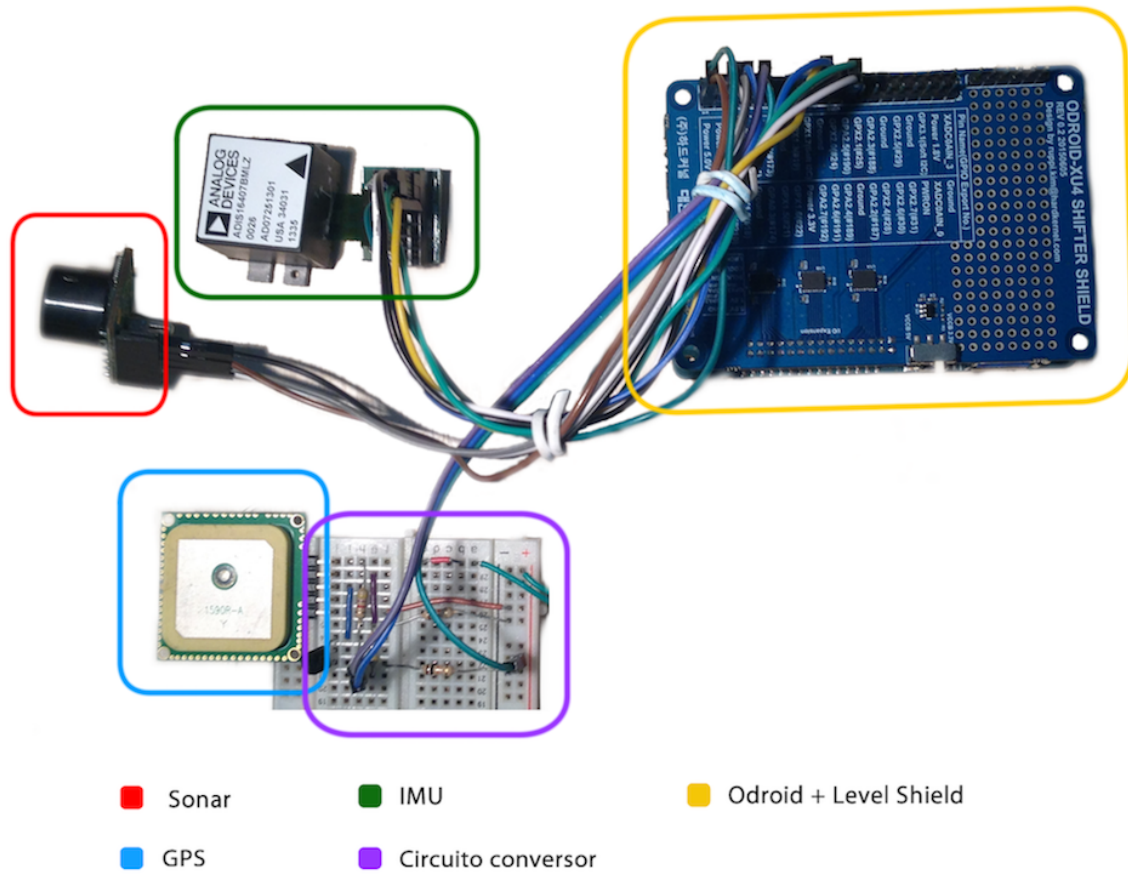


Figura 3.10: Circuito do sistema completo.

### 3.7 Considerações finais

Este capítulo apresentou os materiais e métodos utilizados para o desenvolvimento da plataforma multissensorial. Apresentados os materiais (diferentes sensores) e métodos (incluindo filtro de Kalman Estendido e os protocolos de comunicação dos sensores) para comunicação digital com os sensores, o próximo capítulo exibe detalhes em software para coleta dos dados sensoriais e seus respectivos resultados.

## Capítulo 4

# Resultados e Discussões

### 4.1 Considerações Iniciais

Nesse capítulo são apresentados os meios necessários para a aquisição de dados nos sensores por meio do computador Odroid-XU4. Também são descritos os experimentos realizados com a técnica EKF de fusão de dados sensoriais, a partir dos dados adquiridos, diretamente dos sensores.

### 4.2 Aquisição de Dados

A aquisição de dados sensoriais é realizada a partir do Odroid-XU4

As bibliotecas `<linux/spi/spidev.h>`, `<linux/i2c-dev.h>`, `<termios.h>` e `<time.h>` são disponibilizadas pelo sistema operacional e fornecem (em alto nível) acesso aos componentes de hardware (baixo nível) da plataforma, como a comunicação SPI, a comunicação I2C, a comunicação assíncrona e os temporizadores.

Para simular uma plataforma móvel embarcada, da forma mais fiel possível, o

controle e a observação do processo de aquisição de dados, bem como a comunicação com a plataforma foram realizados via rede, pela comunicação SSH (*Secure Shell*) sem o uso de teclado, mouse ou monitor.

As seções a seguir, detalham os métodos utilizados para a comunicação do Odroid com os demais sensores.

### 4.2.1 Aquisição de dados do GPS

O módulo GPS LS20031 fornece inúmeras informações para o usuário como: posição, velocidade, curso, altitude, número de satélites disponíveis, data e hora GMT (do inglês, *Greenwich Mean Time*), entre outros. Sua transmissão é feita em caracteres ASCII pelo protocolo NMEA 0183, criado pela *National Marine Electronics Association* (NMEA) e mundialmente utilizado. Mais detalhes podem ser encontrados em [45].

A fim de acelerar a comunicação entre do Odroid com o módulo GPS, a velocidade da comunicação assíncrona, foi estabelecida em 115200 bps limitando o envio dos dados apenas à sua posição (latitude, longitude) com uma taxa de aquisição de 10 Hz. Informações de satélites, velocidade e status não são utilizadas pela implementação do filtro e, portanto, foram desabilitadas na comunicação para minimizar o processamento de informações pelo Odroid.

Os comandos utilizados e enviados para o GPS para realizar a configuração descrita anteriormente, são apresentados na Tabela 4.1.

A vantagem deste módulo, operando no protocolo de comunicação assíncrona, é que, uma vez aberta a porta de comunicação, o Odroid recebe os dados enviados pelo GPS passivamente, sem a necessidade de executar qualquer comando ou acessar qualquer endereços.

A decodificação das mensagens (em formato NMEA) recebidas pelo GPS, para latitude e longitude (no formato decimal), é realizada pelos comandos da Tabela 4.2, provindos da biblioteca instalada: “NMEA Library” [46].

Tabela 4.1: Comandos para configuração do módulo GPS.

Comando	Sentença
Velocidade de comunicação (115200 bps)	\$PMTK314,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0*29
Enviar apenas posição	\$PMTK314,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0*29
Taxa de aquisição (10 Hz)	\$PMTK220,100*2F

Tabela 4.2: Comandos para decodificação do GPS.

Retorno	Comando
Informação [em graus]	nmea_parse(mensagem)
Latitude e longitude [em decimal]	nmea_info2pos(informação)

### 4.2.2 Aquisição dos dados da IMU

Para cada experimento realizado com a IMU ADIS 16407, o comando de ”*soft-reset*” é enviado para que o módulo reinicie a sua operação e recalibre os seus sensores. Após a calibração inicial, dez registradores são lidos para capturar os valores  $[x, y, z]$  do acelerômetro, giroscópio e magnetômetro e o valor do barômetro. Também foi desabilitado o filtro da mediana do módulo, gerando uma taxa de amostragem de 820 Hz.

Os dados são obtidos em notação binária (de complemento de dois), convertidos para a forma decimal e multiplicados pelo seu fator de escala alcançando a medida esperada pela entrada do filtro implementado.

Os comandos (em forma de endereço) são enviados à IMU pelas funções *write()* e *read()* do Linux. Estes comandos são ilustrados na Tabela 4.3.

Tabela 4.3: Comandos da IMU

Comando	Endereço
Configuração da taxa de amostragem para 820 Hz (escrita)	0xBB00
<i>Soft reset</i> (escrita)	0xC280
Aquisição dos sensores (leitura)	0x04, 0x06, 0x08, 0x0A, 0x0C, 0x0E, 0x10, 0x12, 0x14, 0x16

O Odroid possui capacidade de realizar milhares de amostras por segundo, entretanto, o sensor neste quesito, é limitado. Para ajustar a frequência entre ambos, uma frequência de aquisição (limitadora) foi imposta ao programa. Visto que, o sistema operacional utilizado não é voltado para aplicações em tempo real, o programa utilizado para a aquisição sensorial não consegue controlar por completo a frequência limitadora desejada. Por consequência, a frequência sofre oscilações que produzem leituras repetidas do sensor. Para evitar que dados repetidos não sejam utilizados, o programa realiza checagens nas *flags* da IMU que indicam se os dados obtidos não são repetidos.

### 4.2.3 Aquisição do sonar

Da mesma maneira que a comunicação SPI, a comunicação I2C utiliza funções *write()* e *read()* do Linux para se comunicar com o sonar MB1242, no seu respectivo endereço de barramento. Os comandos utilizados são descritos na seção 3.4.

A taxa de amostragem deste sensor é de 18 Hz, que corresponde ao tempo de espera necessário de 55ms entre o pedido de medição e a leitura do dado.

Ocorrendo um erro de leitura do barramento I2C, o dado corrompido é sinalizado e excluído antes do processo de filtragem.

### 4.3 Fusão sensorial com o EKF

Para demonstrar a viabilidade do uso dessa plataforma sensorial, que pretende auxiliar a navegação de veículos aéreos não tripulados, foi implementada a fusão sensorial com os dados reais, obtidos diretamente dos sensores descritos, pelo Odroid-XU4.

A técnica de fusão escolhida foi o EKF, pois esta técnica trata de sistemas com equações não lineares de forma linearizada. O filtro possui uma operação dividida em duas etapas: a predição e a atualização, conforme detalhado na subseção [2.7.2](#).

Sua implementação segue as equações de navegação inercial e a observação dos sensores magnetômetro e o GPS, representadas pelas equações [\(2.13\)](#) a [\(2.16\)](#).

Durante a fase de predição foram utilizados os dados provenientes dos acelerômetros e dos giroscópios, enquanto que, na fase de atualização foram utilizados os dados do GPS, do sonar e dos magnetômetros. Como os dados do GPS e do sonar não estavam disponíveis, com a mesma frequência que os demais, foram criadas fases diferentes de atualização para cada um deles, aplicadas apenas quando os dados estão disponíveis, com prioridade para o GPS, seguido do sonar e, por fim, dos magnetômetros.

Foram consideradas nas simulações situações onde as medidas do sonar estão disponíveis, como pouso ou voo abaixo de 7,65 metros. Dentro dessa altitude, os dados provenientes do sonar possuem maior confiabilidade que os do barômetro e do GPS. Por esta razão, os valores do barômetro são coletados mas, ao contrário do sonar, não são utilizados nas atualizações do filtro, neste projeto.

Os sensores, e consequentemente o sistema representado por eles, possuem ruídos aleatórios estocásticos, advindos de diversas circunstâncias como: instabilidades de aquisição e conversão do sinal analógico, variação de temperatura, não

linearidade do sensor, variação da polarização (em inglês, *bias*) e vibrações.

O filtro de Kalman Estendido utiliza duas matrizes de covariância que devem ser fornecidas como entrada de seu algoritmo.

A matriz de entrada  $R$  refere-se aos ruídos de medição dos sensores, enquanto a matriz  $Q$  refere-se a ruídos de processo, associados às imperfeições do modelo e da entrada [47].

Neste trabalho, os ruídos no filtro EKF são modelados como ruídos brancos gaussianos aditivos, que possuem valor médio zero, com densidade espectral constante, também conhecido como passeio aleatório (ou do inglês, *Random Walk*) no âmbito dos sensores.

A matriz de covariância  $R$  corresponde aos erros aleatórios presentes nas medidas dos sensores do GPS, do sonar e do magnetômetro, para o ciclo de atualização do filtro e demonstradas em (4.1).

$$R_{GPS} = \begin{pmatrix} \sigma_{GPS_x}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{GPS_y}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{GPS_z}^2 \end{pmatrix} \quad (4.1)$$

$$R_{Mag} = (\sigma_{Mag}^2)$$

$$R_{sonar} = (\sigma_{sonar}^2)$$

Onde:

$\sigma_{GPS}$  e  $\sigma_{Mag}$  são o desvio padrão dos ruídos gaussianos ou as incertezas do GPS e do magnetômetro, dados pelas mesmas unidades utilizadas no vetor estado do filtro (metros e radianos respectivamente).

A matriz de covariância  $Q$  dos erros associados ao modelo do sistema e da entrada dos sensores do acelerômetro e giroscópio, para a fase de predição, é representado por (4.2).



$$Q = \begin{pmatrix} \sigma_{Acc_x}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{Acc_y}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{Acc_z}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{Gyr_r}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{Gyr_p}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{Gyr_y}^2 \end{pmatrix} \quad (4.2)$$

Onde:

$\sigma_{Acc}$  é o desvio padrão das incertezas providas do acelerômetro (em  $m/s^2$ ), nos seus respectivos eixos  $(x, y, z)$ ;

$\sigma_{Gyr}$  é o desvio padrão das incertezas providas do giroscópio (em  $rad/s$ ), nos seus respectivos eixos  $(\theta, \phi, \psi)$ .

As matrizes  $Q$  e  $R$  participam ativamente no processo de predição e atualização do filtro de Kalman e, portanto, seus parâmetros e incertezas devem ser ajustados da melhor forma possível, para ocorrer a convergência correta dos vetores estado do sistema [47].

Como os sensores apresentam outras fontes de ruídos, além do ruído gaussiano, existe um limite analítico para a quantificação desses parâmetros, que devem ser ajustados por tentativa e erro.

Na próxima seção, as estimativas do filtro de Kalman Estendido são apresentadas e comparadas, utilizando os dados coletados e os diferentes métodos de ajuste das matrizes  $Q$  e  $R$ .

## 4.4 Experimentos em repouso

Durante este experimento, manteve-se a plataforma parada em uma altura fixa de 0,70 m do chão. Dessa forma, o resultado esperado para os estados do filtro da

aeronave são para uma posição constante igual a  $[0, 0, -0, 7]$  m, velocidade e atitude constantes e iguais a zero.

O experimento foi realizado em um espaço de tempo de 4,5 segundos, com a frequência máxima de aquisição da IMU (820 amostras por segundo) gerando em torno de 3600 medidas inerciais, 90 medidas do sonar e 50 medidas do GPS.

A posição geográfica do GPS, a aceleração, a velocidade angular e o campo magnético do sensor inercial e a altura do sonar capturadas para este experimento são ilustrados nas Figuras 4.1 a 4.5. Esses dados são utilizados no filtro de Kalman Estendido.

O ajuste do EKF e sua convergência são feitos pelas matrizes de covariância dos sensores do sistema. Tais matrizes foram obtidas e calculadas de maneiras diferentes com o intuito de aprimorar os resultados e minimizar os erros do filtro de Kalman e são apresentados nas subseções a seguir.

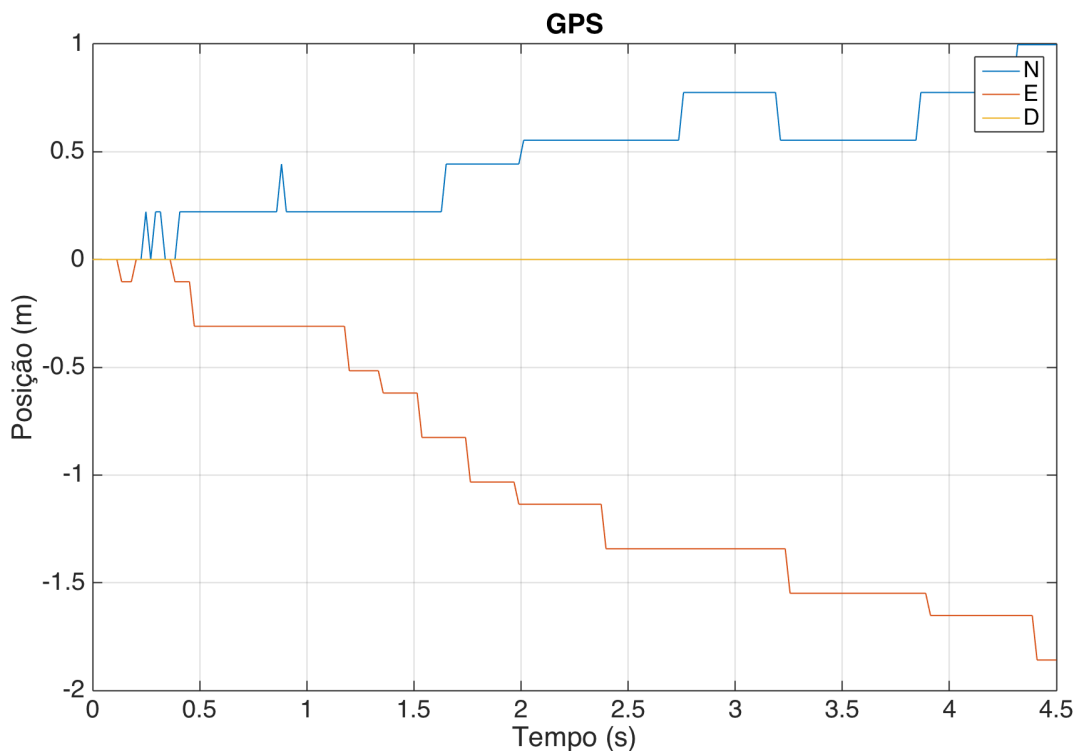


Figura 4.1: Posição do GPS obtida em repouso.

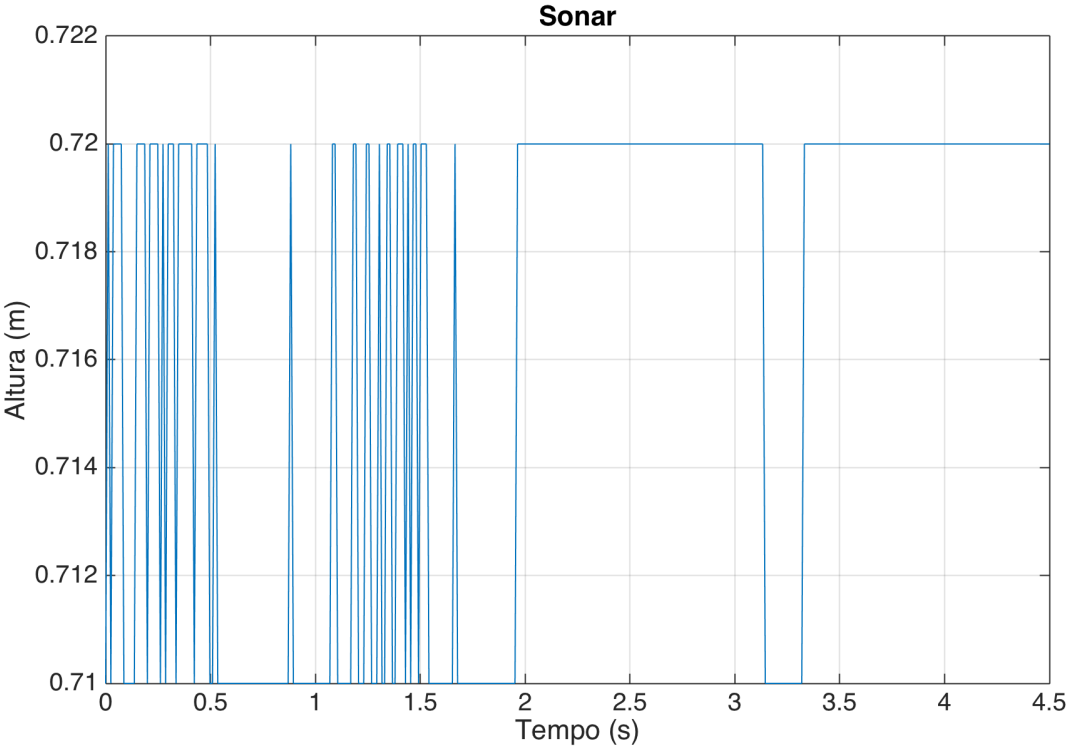


Figura 4.2: Altitude do sonar obtida em repouso.

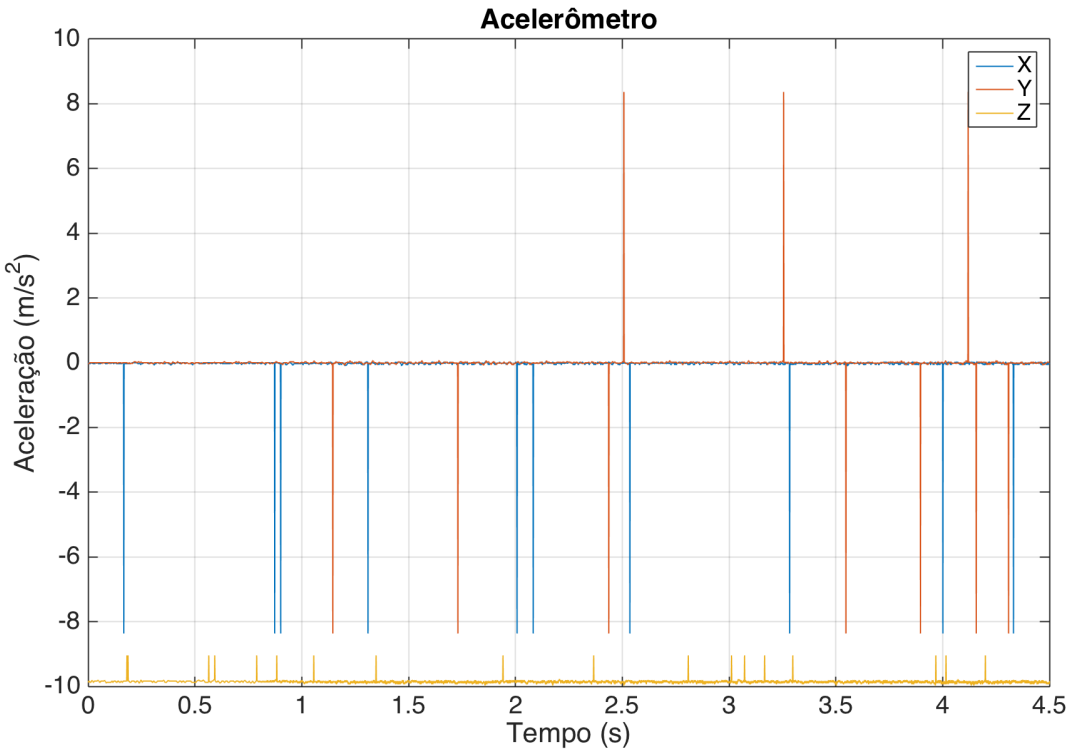


Figura 4.3: Aceleração da IMU obtida em repouso.

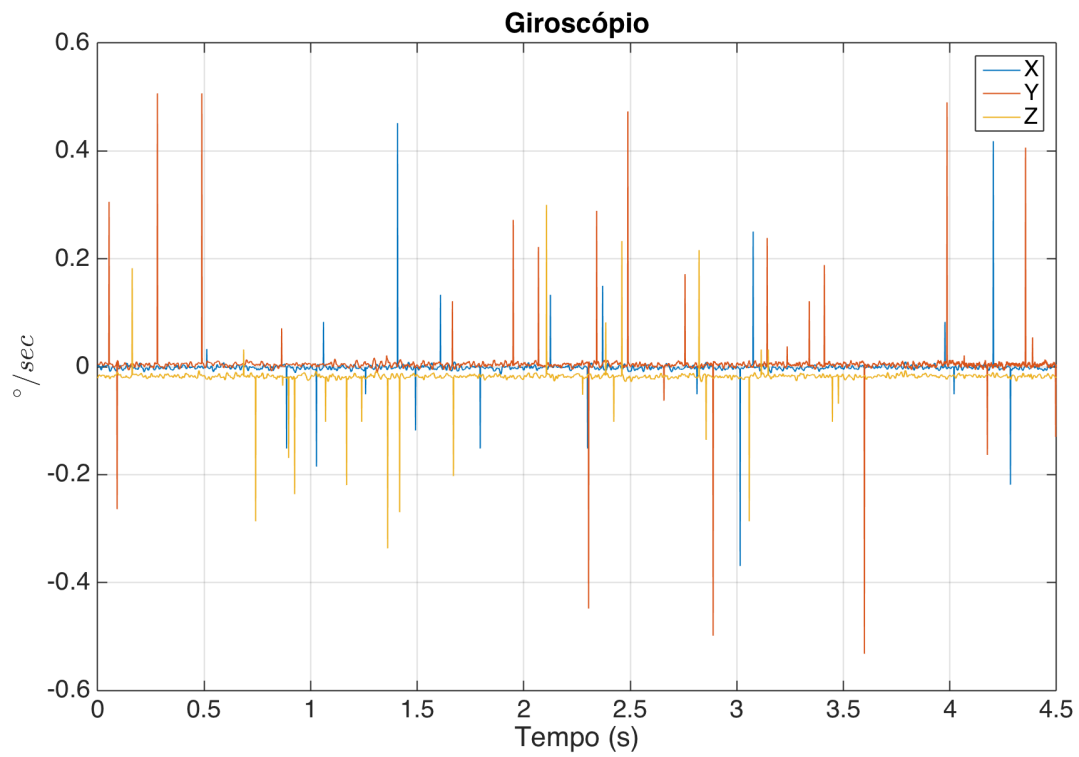


Figura 4.4: Velocidade angular da IMU obtida em repouso.

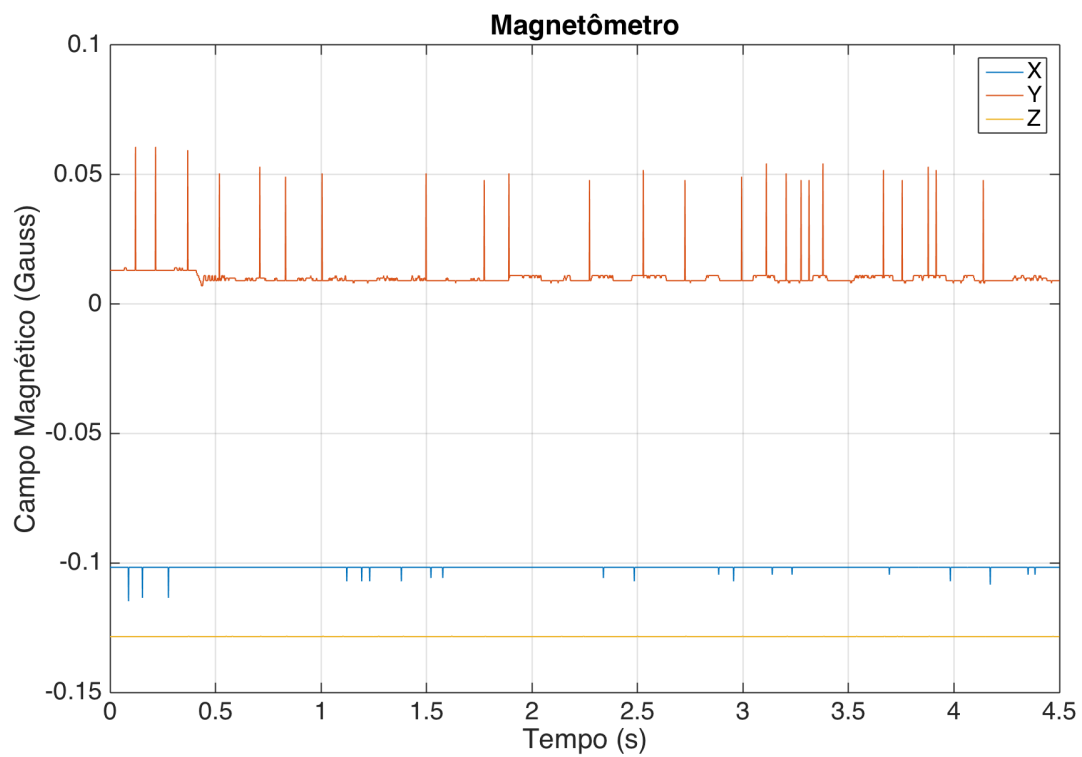


Figura 4.5: Campo magnético da IMU obtida em repouso.

#### 4.4.1 Obtendo-se a covariância de forma empírica

Nesse primeiro caso, as matrizes de covariância dos sensores foram ajustadas empiricamente e notou-se uma grande influência negativa na fase de atualização dos valores dos quatérnios. Por esse motivo, aplicou-se à fase de atualização apenas aos estados do filtro de posição e velocidade quando os dados do GPS e do sonar estavam disponíveis. Este método empírico é muito utilizado quando não se dispõe de muitas informações dos sensores e foi adotado inicialmente para fins de comparação.

Com base em sensores de baixa confiança de alta presença de ruídos, os valores empíricos utilizados nas matrizes 4.2 e 4.1 foram:

$$\begin{aligned}\sigma_{GPS_{x,y}} &= 0,5 \text{ m} \\ \sigma_{GPS_z} &= 2,0 \text{ m} \\ \sigma_{Sonar} &= 0,01 \text{ m} \\ \sigma_{Mag} &= 0,2 \text{ rad} \\ \sigma_{Acc_{x,y,z}} &= 0,8 \text{ m/s}^2 \\ \sigma_{Gyr_{r,p,y}} &= 0,5 \text{ rad/s}\end{aligned}$$

Os resultados obtidos referentes às posições da plataforma, a partir dos sensores e do filtro EKF, são ilustrados nas Figuras 4.6, 4.7 e 4.8.

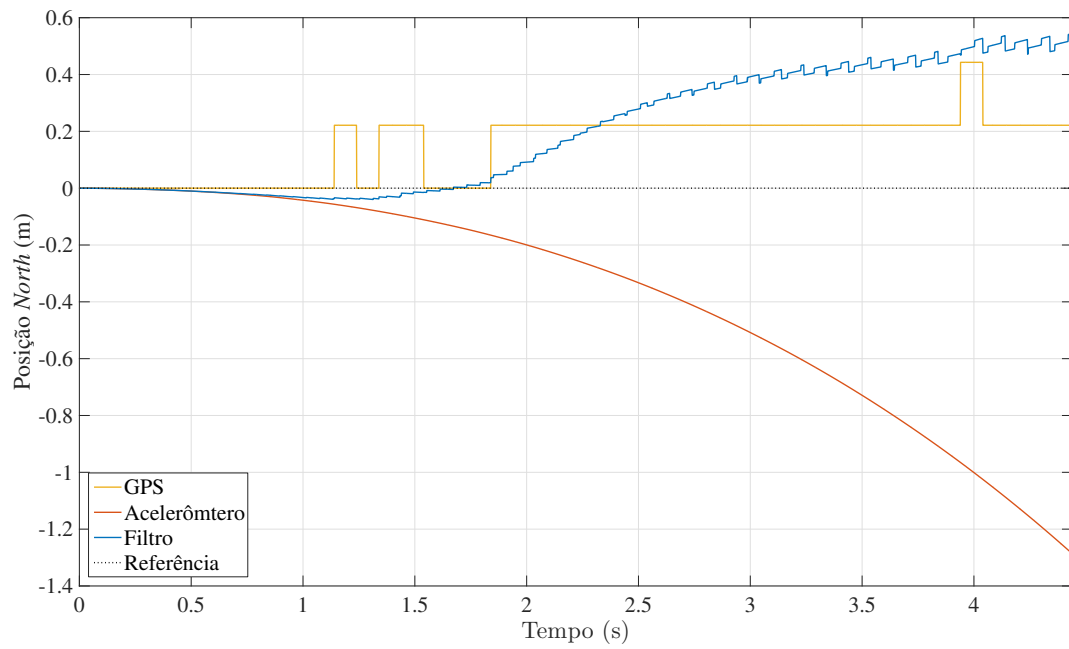


Figura 4.6: Posição *North* (N) estimada com valores empíricos.

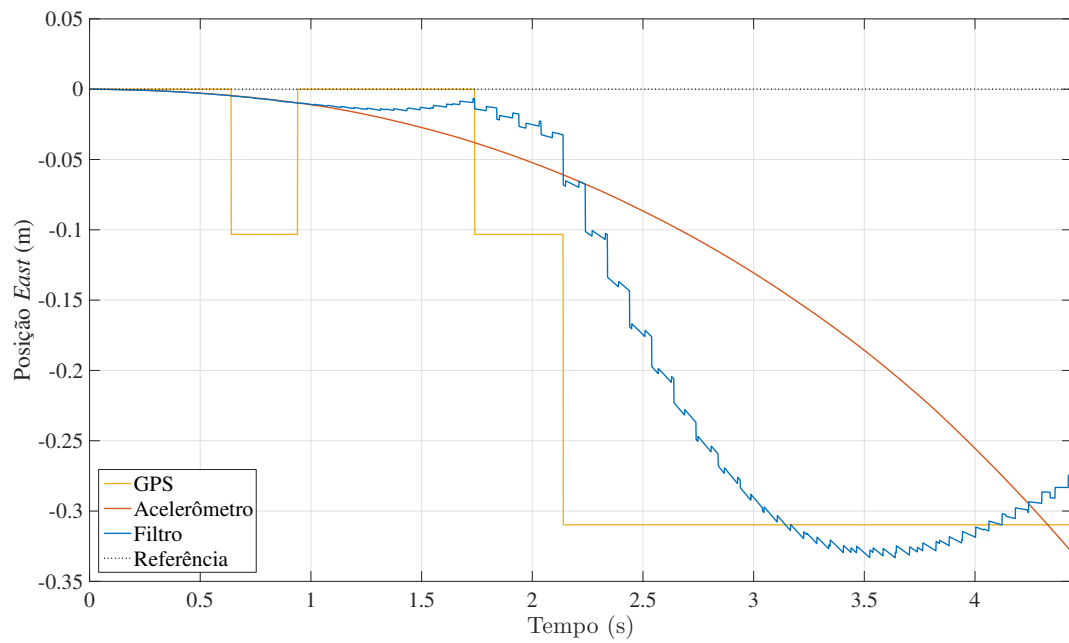


Figura 4.7: Posição *East* (E) estimada com valores empíricos.

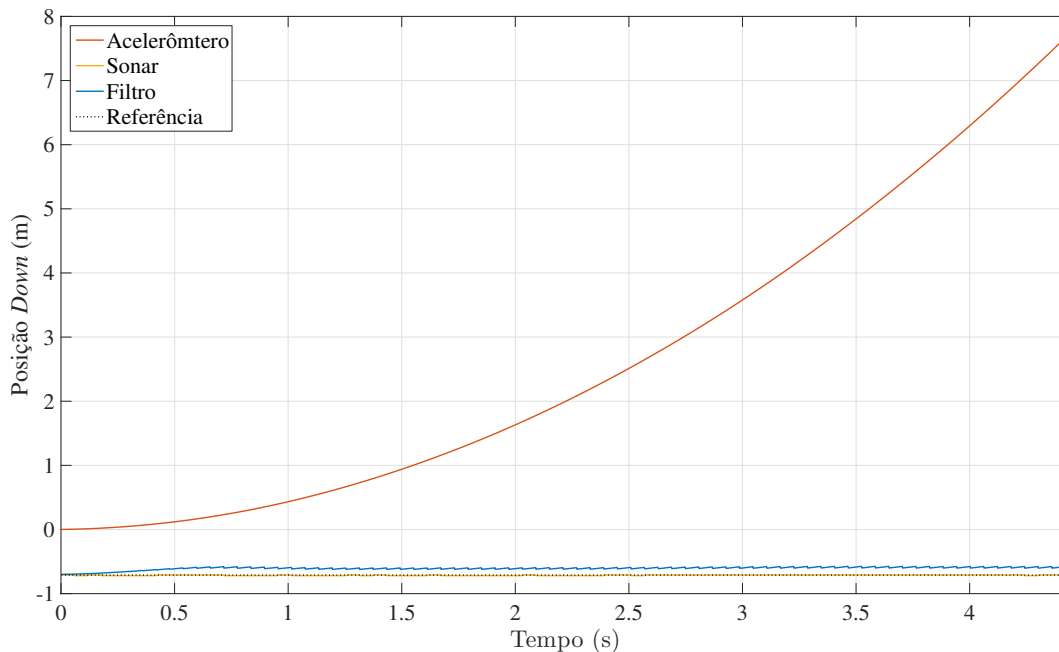


Figura 4.8: Posição *Down* (*D*) estimada com valores empíricos.

Como o esperado, a integração temporal do acelerômetro para o cálculo de posição, gera erros significativamente altos (a partir de três segundos).

O filtro de Kalman Estendido, entretanto, mesmo com os valores empíricos das covariâncias, obteve sucesso em fundir a posição estática do GPS, com o acelerômetro, para os eixos *N* e *E*, diminuindo o erro final durante todo o processo.

Utilizando-se as medidas mais confiáveis do sonar, o filtro de Kalman Estendido conseguiu estimar, a posição do eixo *D* (relativa à altura), com grande precisão. Além disso, o maior erro de estimativa de posição do filtro é de 60 cm (ocorrido no eixo *N*).

São ilustrados, nas Figuras 4.9, 4.10 e 4.11, os resultados obtidos referente à velocidade da plataforma em cada eixo.

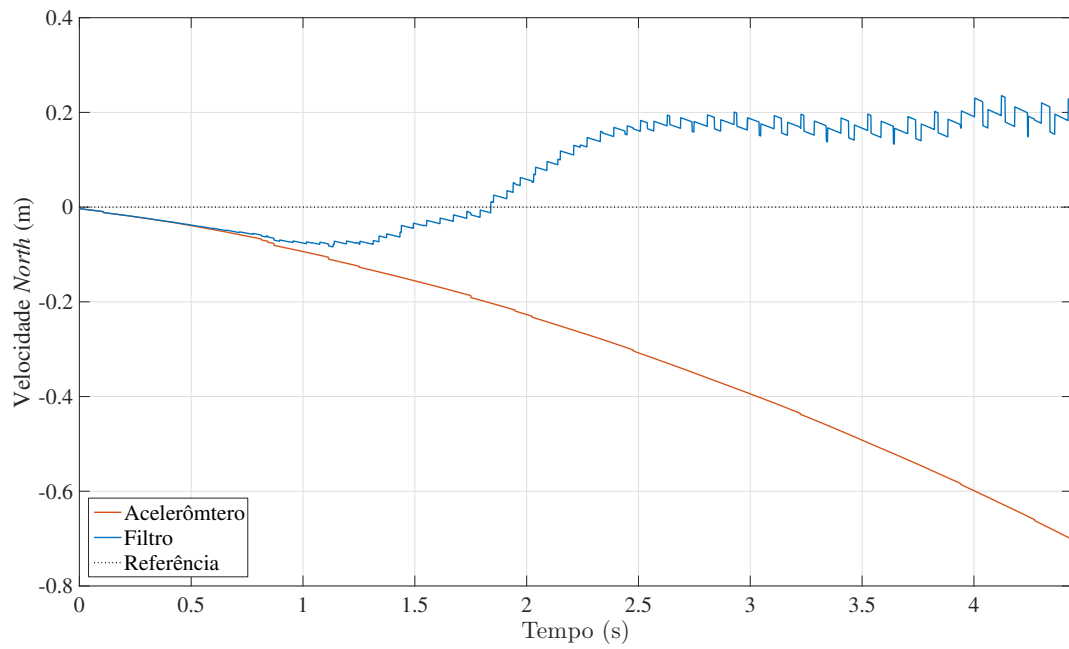


Figura 4.9: Velocidade *North* (N) estimada com valores empíricos.

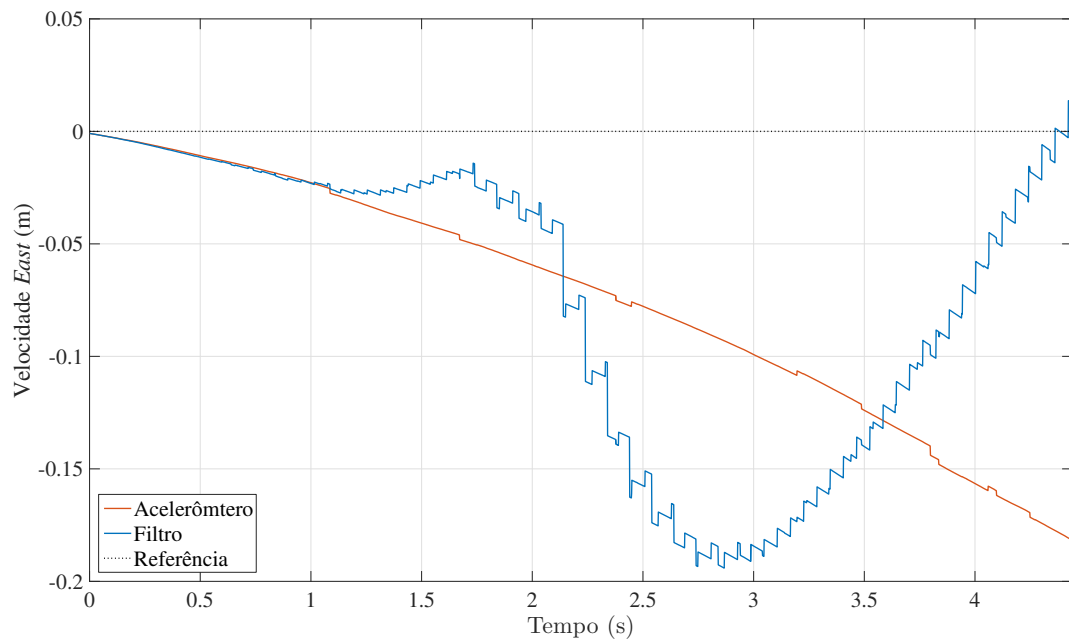


Figura 4.10: Velocidade *East* (E) estimada com valores empíricos.



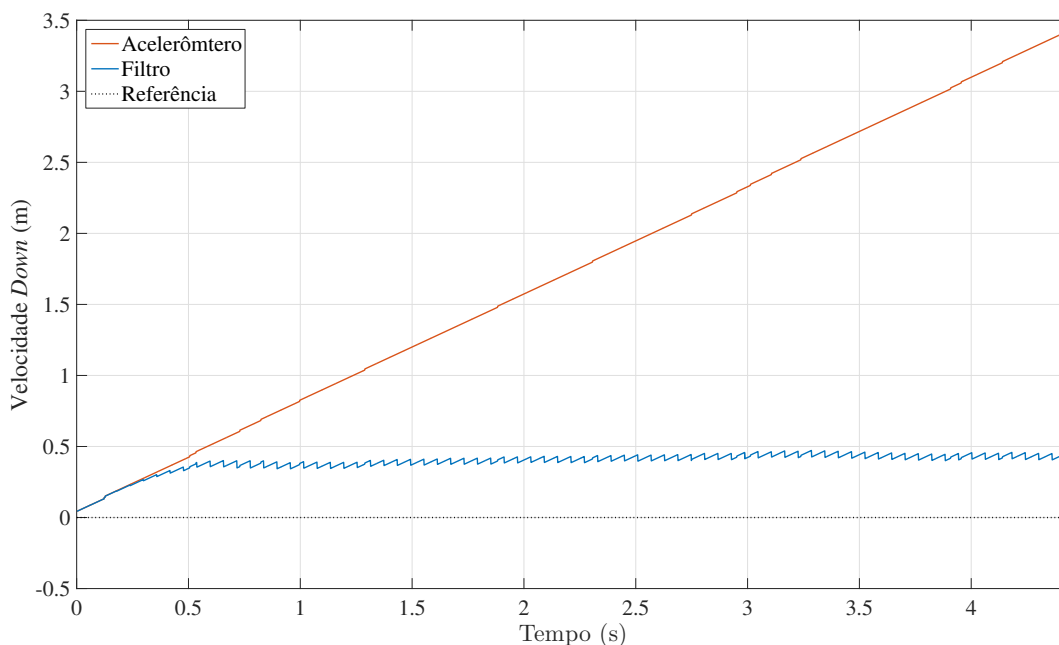


Figura 4.11: Velocidade *Down* (D) estimada com valores empíricos.

Como a plataforma não está em movimento, não existe um valor sensorial de velocidade a ser medido pelo acelerômetro, portanto, os ruídos aleatórios predominam sobre a real situação da plataforma. Apesar disso, o maior erro de estimativa da velocidade do filtro, foi de 0,2 m/s no eixo *E*, representando um pequeno valor se comparado com as velocidades que o veículo aéreo pode atingir.

O *ripple* (do inglês, ondulação) presente na saída do filtro também é esperado e decorre das diferentes taxas de atualização entre o sonar, o GPS e a IMU.

Os resultados obtidos para a atitude da plataforma, são ilustrados nas Figuras 4.12, 4.13 e 4.14.

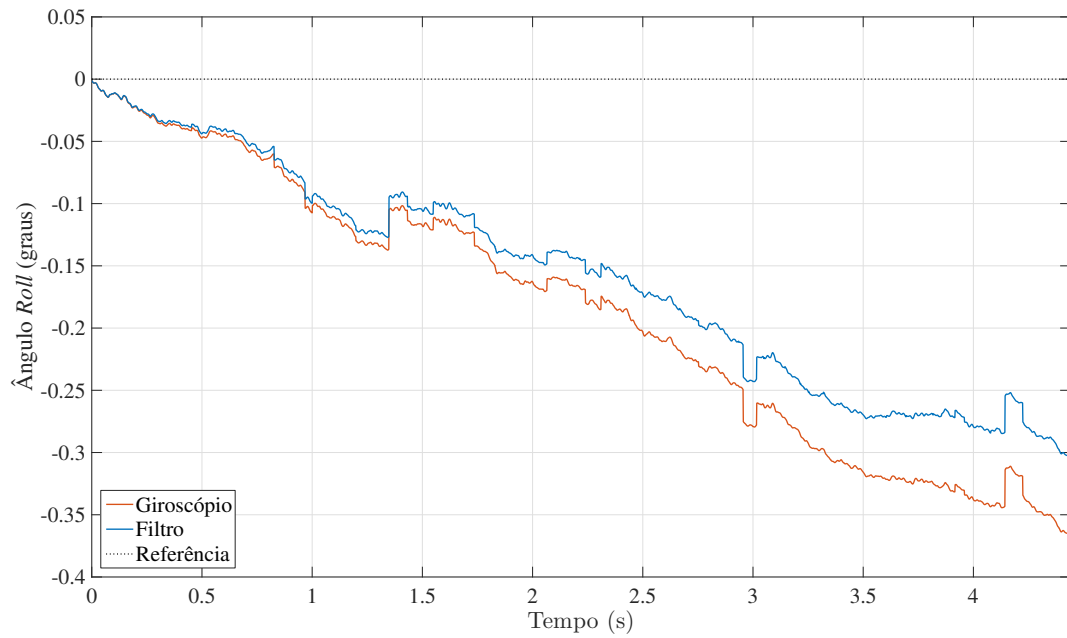


Figura 4.12: Ângulo *Roll* ( $\phi$ ) estimado com os valores empíricos.

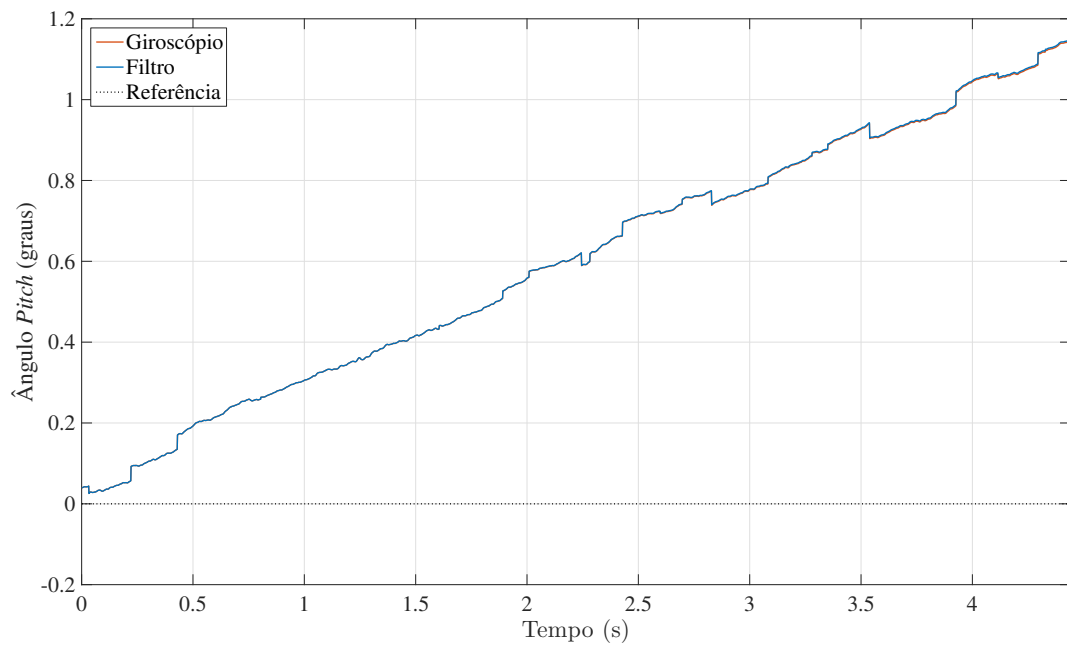


Figura 4.13: Ângulo *Pitch* ( $\theta$ ) estimado com os valores empíricos.

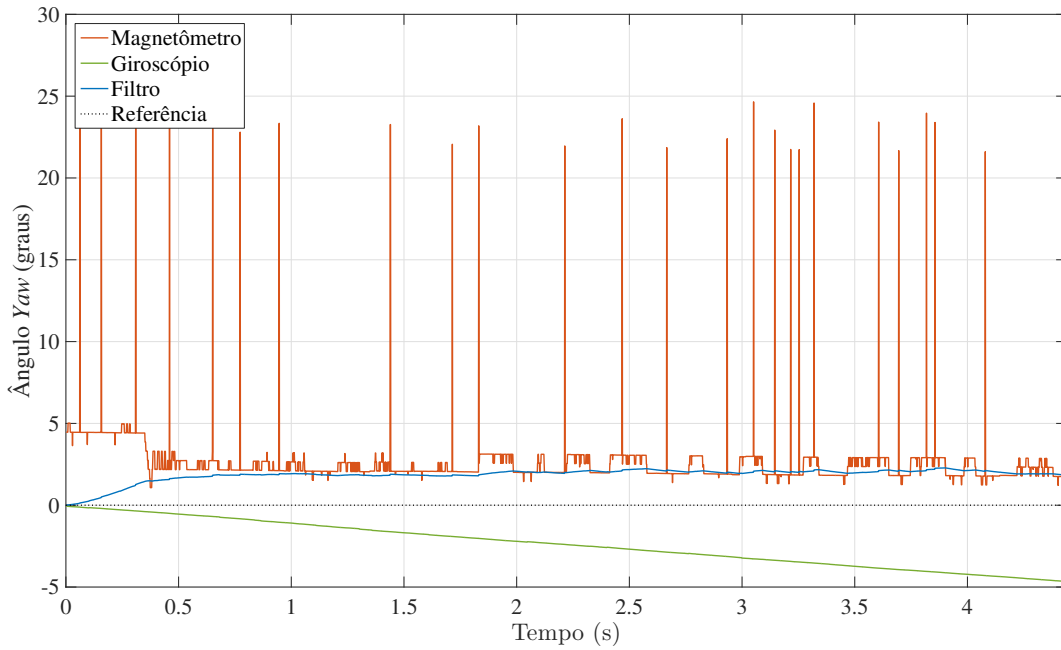


Figura 4.14: Ângulo  $Yaw$  ( $\psi$ ) estimado com os valores empíricos.

Para os ângulos *Roll* e *Pitch*, o filtro dispõe apenas do giroscópio para a medição das suas velocidades angulares e o cálculo do quatérnion.

Mesmo com as elevadas incertezas da matriz  $Q$  (referente ao giroscópio), o filtro não apresenta um bom desempenho para rejeitar as medidas errôneas deste sensor, acompanhando o erro acumulativo do seu próprio sistema.

Para o ângulo *Yaw*, entretanto, o erro do giroscópio é limitado e corrigido pelo magnetômetro, obtendo-se nesse caso, bons resultados na fusão sensorial.

O filtro nesta configuração apresentou resultados mais condizentes com a realidade, se comparado com o dado de um único sensor, porém, com uma precisão e qualidade insatisfatória.

#### 4.4.2 Utilizando a covariância do fabricante

O método empírico utilizado anteriormente, apresentou melhores resultados do que na ausência do filtro, mesmo utilizando valores de ruídos característicos de IMUs de baixa qualidade.

Entretanto, a IMU utilizada neste projeto, é indicada para aplicações voltadas para a navegação e robótica e, portanto, apresenta menores taxas de ruídos e medidas mais exatas.

A qualidade dos sensores inerciais pode ser representada quantitativamente pela densidade espectral de seu ruído. De acordo com [48], o ruído *random walk* de alta frequência, que mais influência nos estados de navegação, pode ser representado pelo ruído branco gaussiano de média zero e densidade constante.

Para sensores inerciais, a covariância do ruído e a densidade espectral de potência (PSD) se correlacionam conforme demonstrado nas equações 4.3 e 4.4.

$$\sigma^2(T) = \frac{Q^2}{T} \quad (4.3)$$

Ou:

$$\sigma(T) = \frac{Q}{\sqrt{T}} \quad (4.4)$$

Onde:

$\sigma^2(T)$  é a covariância do sinal;

$\sigma(T)$  é a raiz quadrada da covariância, chamada de desvio padrão do sinal;

$Q^2$  é a densidade espectral de potência do sinal com o ruído gaussiano;

$T$  é o período da largura de banda do sinal (dada em segundos<sup>-1</sup> ou Hz).

De acordo com essas equações, os dados de densidade de potência (em unidade/  $\sqrt{Hz_{rms}}$ ), fornecidos pelo fabricante da IMU, correspondem à própria variância utilizada, pelas matrizes  $Q$  e  $R$  do filtro de Kalman.

Para os valores de variância do GPS, considera-se que a imprecisão de seu posicionamento é dada pela incerteza das suas medidas e consequentemente pelo desvio padrão do sensor.

Utilizando-se os valores de densidade de ruídos da IMU, compilados na Tabela 3.2, e a precisão de posição do GPS, na Tabela 3.1, são obtidos novos valores para as matrizes de covariância que, apesar de teóricos, são mais condizentes com a realidade

dos sensores utilizados neste trabalho. Os valores são dados a seguir:

$$\sigma_{GPS_{x,y}} = 3,0 \text{ m}$$

$$\sigma_{GPS_z} = 3,0 \text{ m}$$

$$\sigma_{Sonar} = 0,01 \text{ m}$$

$$\sigma_{Mag} = 0,06 \times 10^{-3} \text{ rad}$$

$$\sigma_{Acc_{x,y,z}} = 0,50 \times 10^{-3} \text{ m/s}^2$$

$$\sigma_{Gyr_{r,p,y}} = 0,044 \text{ rad/s}$$

Comparando estes valores com os utilizados na seção 4.4.1 anterior (de forma empírica), a covariância do GPS diminuiu 1,6 vezes, enquanto a do acelerômetro diminuiu 1600 vezes. Isso indica para o filtro que, agora, o acelerômetro possui ruídos ainda menores do que o GPS e suas medidas estão relativamente mais confiáveis do que a do GPS.

Os resultados obtidos para as posições da plataforma, a partir dos novos das matrizes  $R$  e  $Q$  do filtro EKF, são ilustrados nas Figuras 4.15, 4.16 e 4.17.

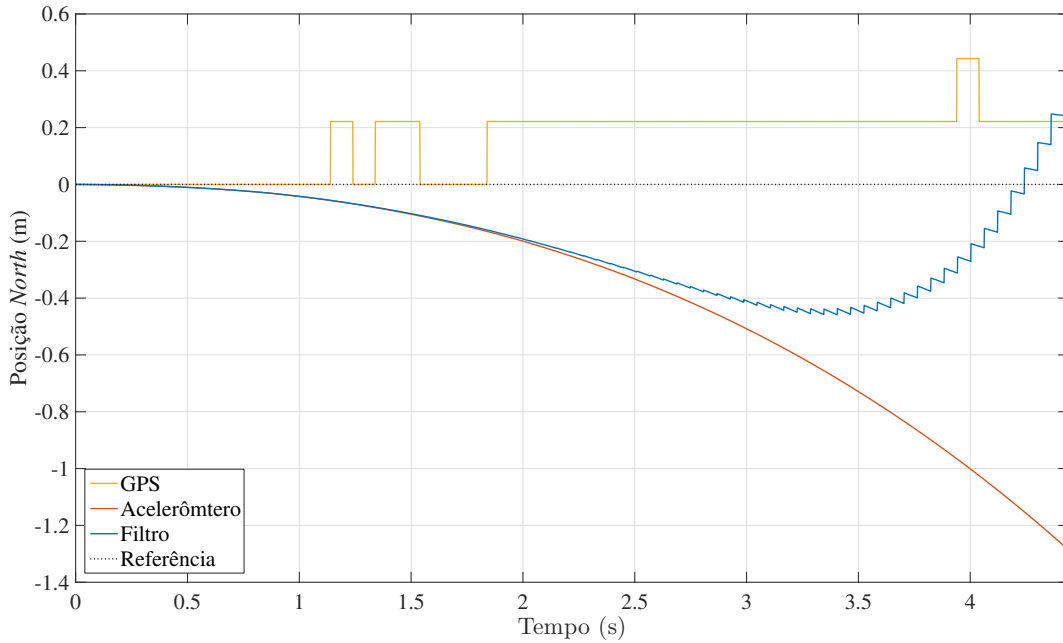


Figura 4.15: Posição  $North(N)$  estimada com valores teóricos.

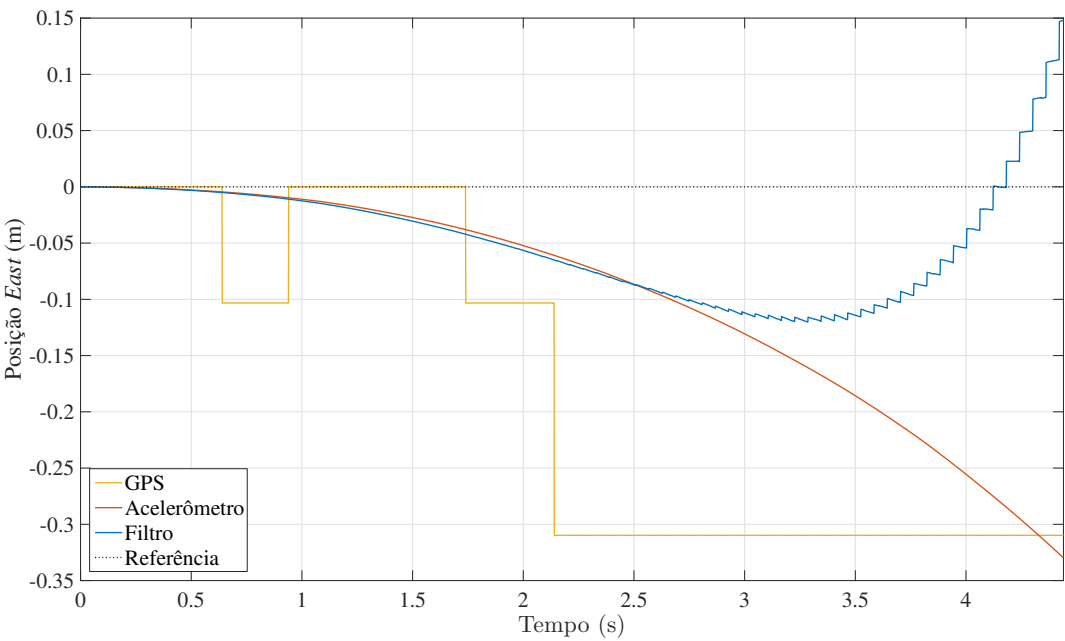


Figura 4.16: Posição *East* (E) estimada com valores teóricos.

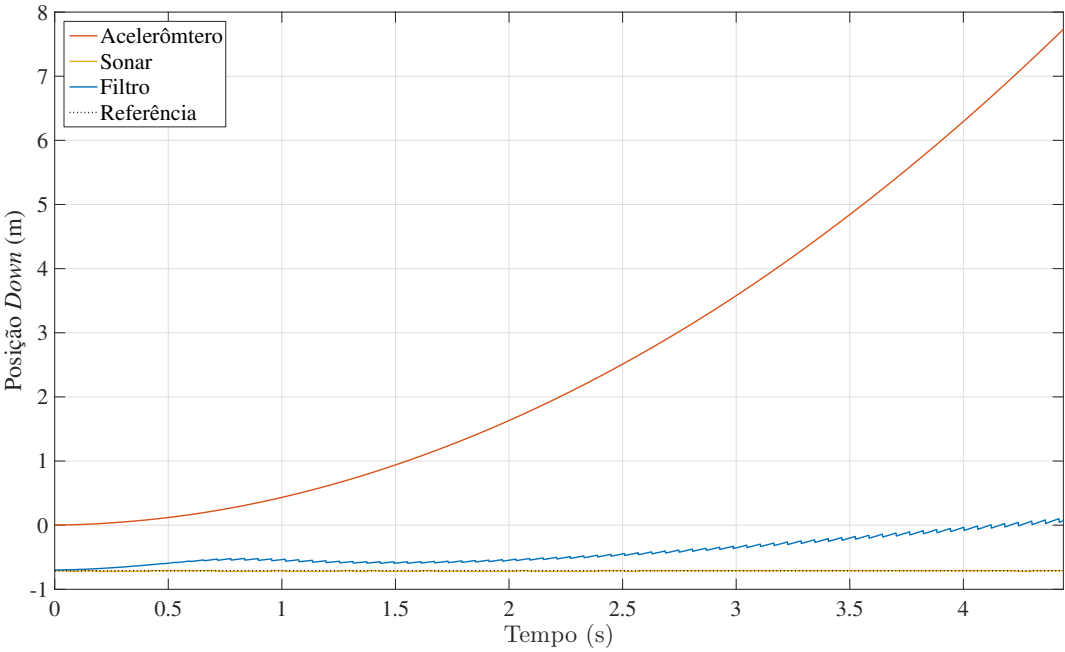


Figura 4.17: Posição *Down* (D) estimada com valores teóricos.

Como consequência do novos valores de  $R$  e  $Q$ , espera-se que o filtro considere as medidas do acelerômetro mais relevantes para a predição de sua posição e velocidade.

Nos gráficos de posição *North* e *East*, é possível observar que o filtro segue as medidas do acelerômetro até nos primeiros dois segundos de amostra, comparado com apenas um segundo dos gráficos da seção 4.4.1. Após este tempo, o erro acumulativo do acelerômetro aumenta e o filtro converge os seus resultados para a posição estática do GPS.

Os ajustes realizados nas matrizes de covariância resultaram na melhora de 30% da estimativa da plataforma para posição do eixo *North* e 35% para a posição do eixo *East*. Entretanto, como a variância do sonar não foi alterada, os resultados da posição *Down* sofreram maior influência do acelerômetro (e de seus erros acumulativos no tempo) aumentando o erro da altitude de 8 para 34 cm.

Nas Figuras 4.18, 4.19 e 4.20 são ilustrados os resultados obtidos referentes à velocidade da plataforma em cada eixo.

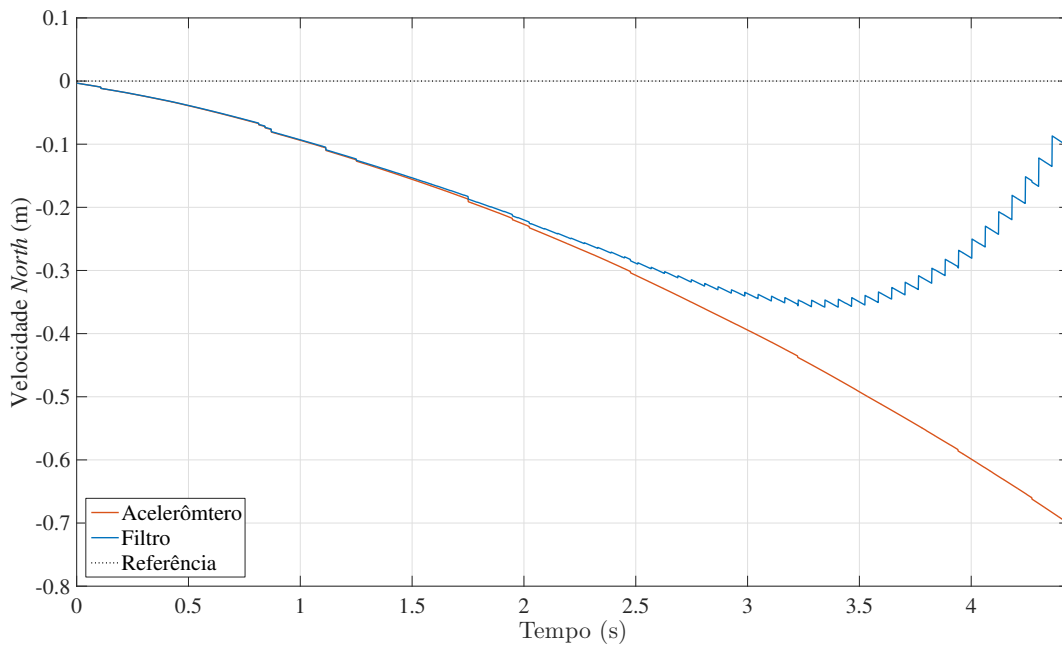


Figura 4.18: Velocidade *North* (N) estimada com valores teóricos.

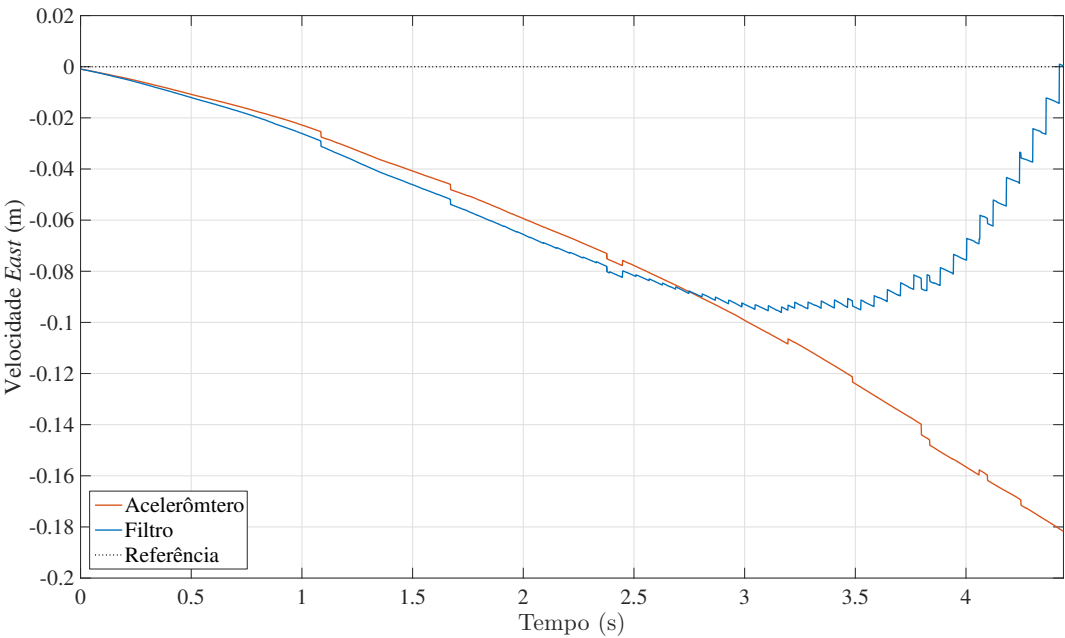


Figura 4.19: Velocidade *East* (E) com valores teóricos.

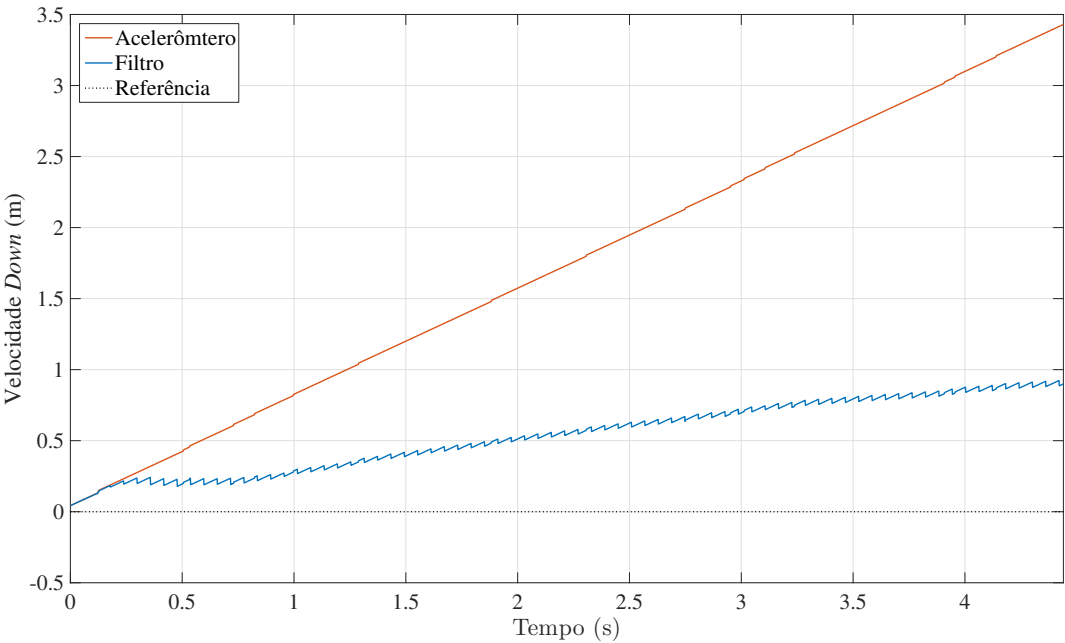


Figura 4.20: Velocidade *Down* (D) com valores teóricos.



Do mesmo modo que na estimativa da posição, o acelerômetro teve um peso maior na estimativa da velocidade da plataforma. Apesar do filtro seguir os dados da acelerômetro por até dois segundos, os tamanhos dos erros de velocidade obtidos no eixo *North* e *Down* foram os mesmos comparados aos da seção 4.4.1, enquanto no eixo *East*, obteve-se um resultado mais estável e um erro duas vezes menor, acompanhando as características da posição neste eixo.

Os resultados obtidos referente à atitude da plataforma são ilustrados nas Figuras 4.21, 4.22 e 4.23.

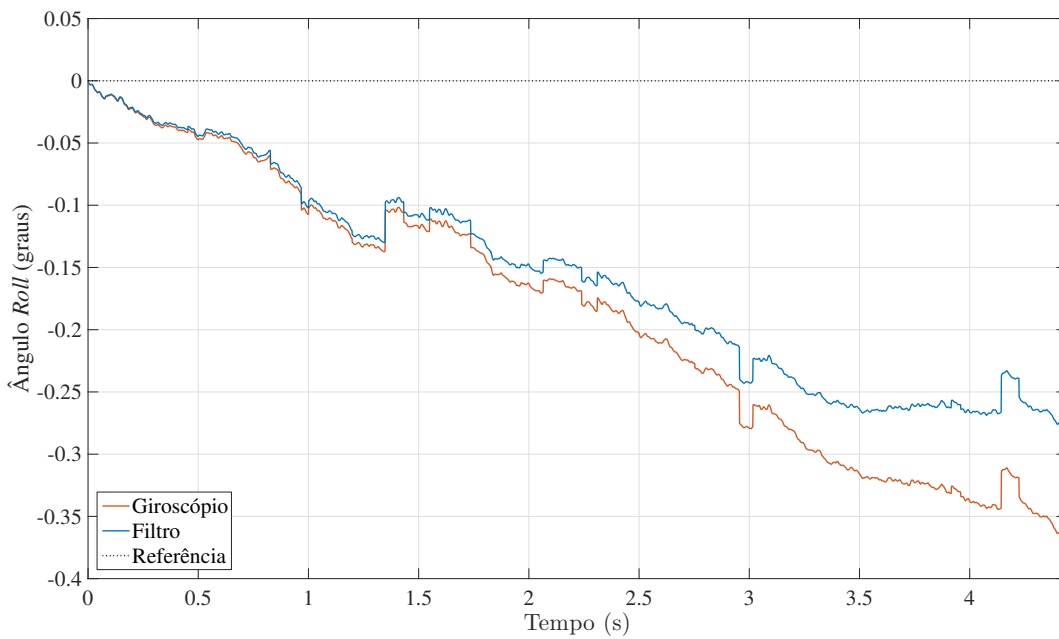


Figura 4.21: Ângulo *Roll* ( $\phi$ ) estimado com valores teóricos.

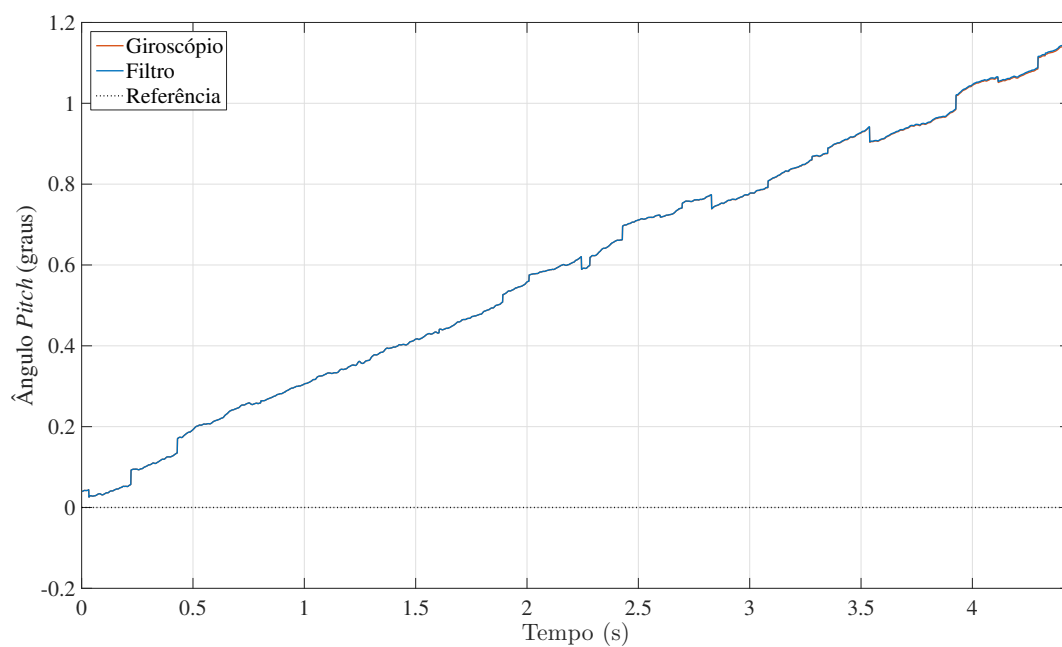


Figura 4.22: Ângulo *Pitch* ( $\theta$ ) estimado com valores teóricos.

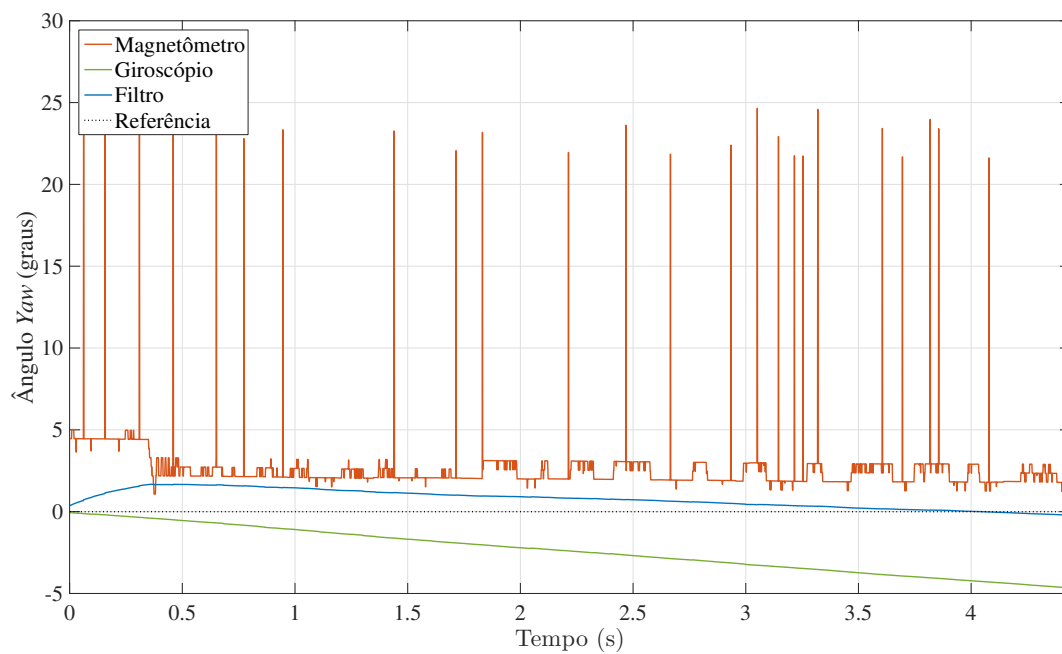


Figura 4.23: Ângulo *Yaw* ( $\psi$ ) estimado com valores teóricos.

Os ângulos *Roll* e *Pitch*, estimados pelo filtro, obtiveram os mesmos resultados observados quando da utilização dos valores empíricos de covariância da seção 4.4.1. Isso demonstra que os valores dos ruídos obtidos do giroscópio tem pouca influência nas incertezas do sistema, independentemente dos seus valores de covariância na matriz  $Q$ .

O ângulo *Yaw* possui atualização pelas medidas do magnetômetro, e demonstrou, uma melhor estimativa do que a da seção 4.4.1. Isso se deve a menor covariância do magnetômetro utilizada pela matriz  $R$ .

O método utilizado nesta seção, como o esperado, se mostrou ainda mais efetivo quando comparado aos resultados que fazem uso de valores empíricos de covariância, resultando em erros até duas vezes menores de velocidade e posição do sistema.

Apesar de bons resultados, os métodos até aqui utilizados foram teóricos. Os valores dos ruídos apresentados pelo fabricante, são valores (médios) típicos e não são especificados para cada eixo de seus sensores. Por serem dispositivos MEMS, estes ainda podem exibir diferenças entre os seus eixos, divergindo ainda mais do valor fornecido pelo fabricante.

Para representar os ruídos dos sensores deste trabalho da melhor forma possível e quantificá-los da maneira correta, um terceiro método experimental é abordado e descrito na seção 4.4.3.

### 4.4.3 Valores experimentais com a Variância de Allan

A variância de Allan é um método experimental de análise de dados, para levantar, no domínio do tempo, os ruídos intrínsecos de uma amostra. Este método foi adotado pelo IEEE em 1966 como um procedimento padrão para estimar e identificar diferentes tipos de ruído, presentes em sensores inerciais.

Esta análise consiste em calcular, a raiz da variância média de um sinal em função de diferentes agrupamentos de amostras no tempo (chamada de *clusters*),

sendo seu algoritmo definido pelas equações 4.5 a 4.7 [49].

$$\begin{aligned} m &< N/2 \\ t_o &= m \times T \end{aligned} \tag{4.5}$$

$$\sigma_y^2(\tau) = \frac{1}{2(N-2m)} \sum_{i=1}^{m-1} (\bar{y}_{i+1} - \bar{y}_i)^2 \tag{4.6}$$

$$\sigma_y(\tau) = \sqrt{\sigma_y^2(\tau)} \tag{4.7}$$

Onde:

$N$  é o número total de amostras computadas;

$m$  é o fator de média do algoritmo;

$T$  é o período de amostragem do sinal;

$t_o$  é o período de cada *cluster*;

$\tau$  é o período da análise amostral;

$\bar{y}_i$  e  $\bar{y}_{i+1}$  são as médias aritméticas do *cluster*, iniciando em  $\tau$  e  $\tau+1$ , respectivamente;

$\sigma^2(\tau)$  é a variância obtida no tempo;

$\sigma(\tau)$  é o outro modo de representar o ruído, chamado de desvio de Allan.

Os resultados são ilustrados em um gráfico de escala log/log possibilitando analisar cada região da variância de Allan e correlacionar as inclinações de suas curvas com diferentes tipos de ruídos. Mais detalhes deste processo, podem ser verificados em [49].

Para a realização do gráfico de Allan as medidas da unidade inercial foram realizadas nas mesmas condições impostas na seção 4.4, obtendo-se aproximadamente 720 mil amostras, em um intervalo de 40 minutos.

Os gráficos gerados destas amostras, a partir de [49] e dos dados coletados, são ilustrados nas Figuras 4.24, 4.25 e 4.26.

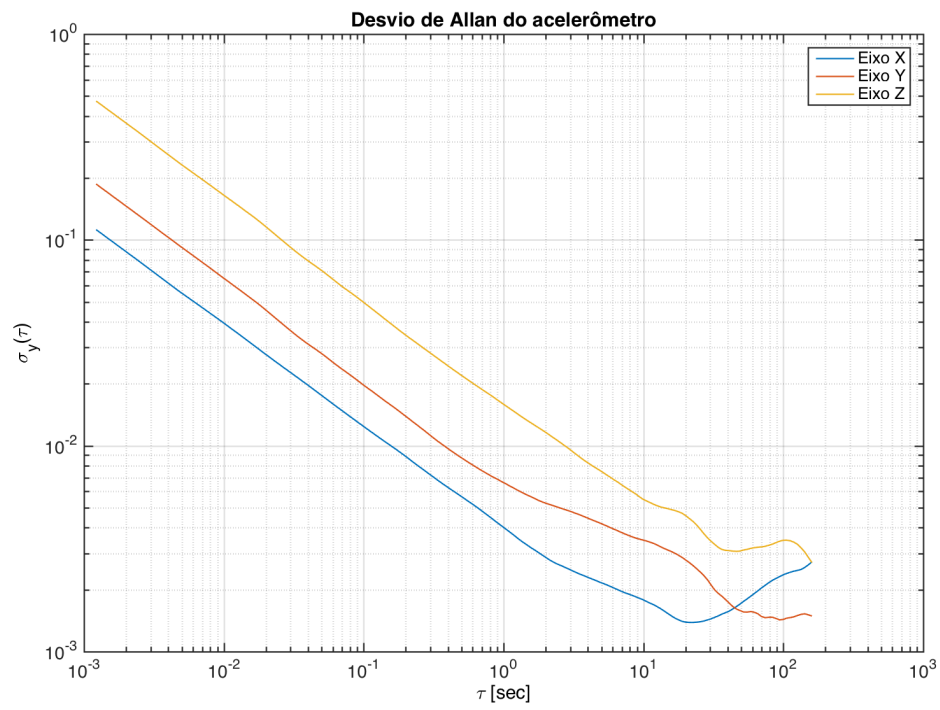


Figura 4.24: Covariância de Allan do acelerômetro.

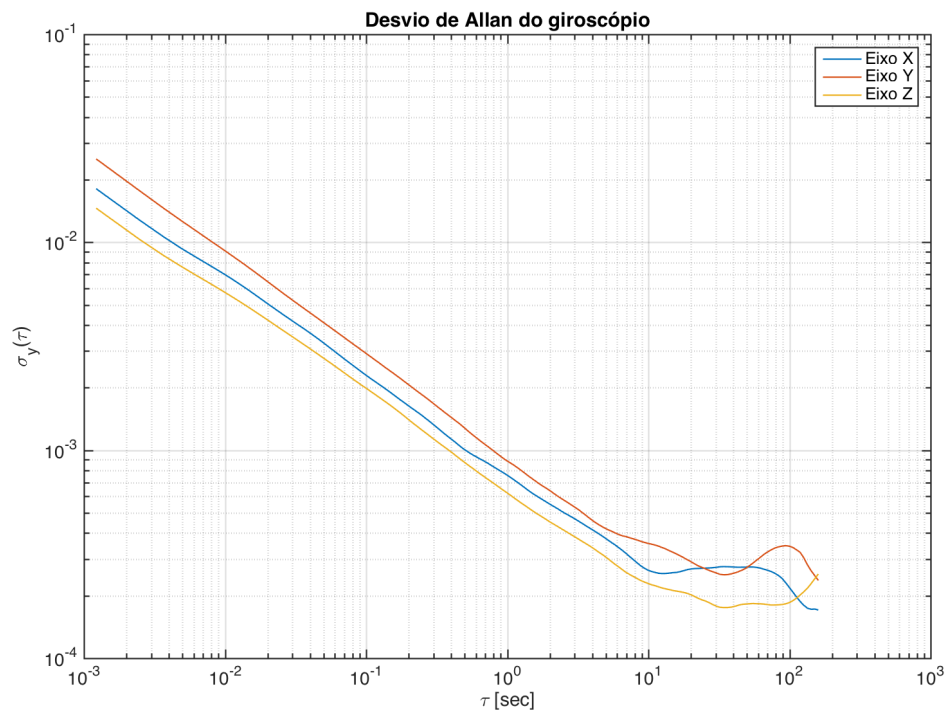


Figura 4.25: Covariância de Allan do giroscópio.

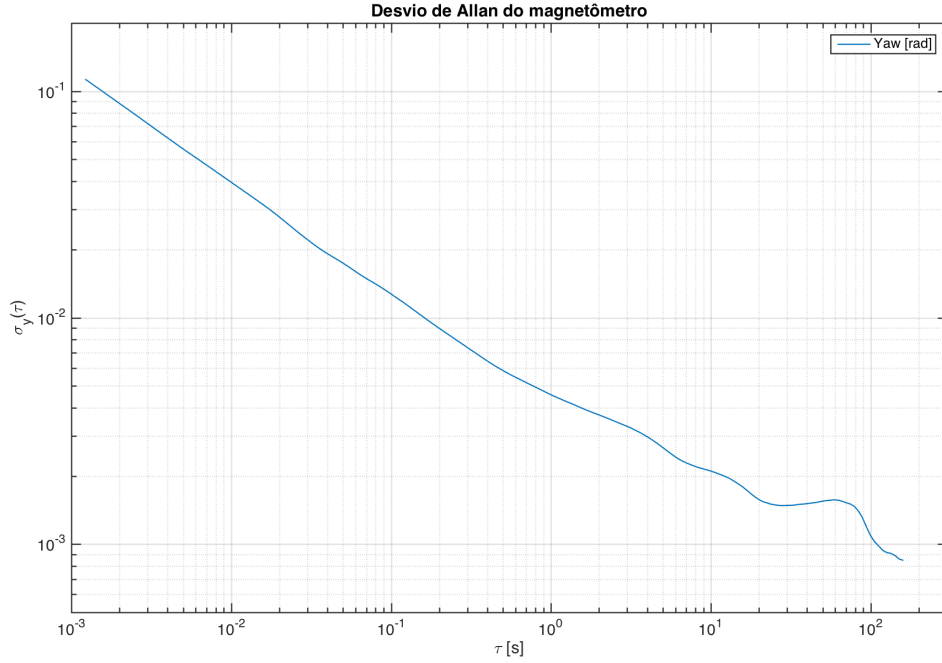


Figura 4.26: Covariância de Allan do magnetômetro.

De acordo com a equação 4.4, a partir dos gráficos de Allan (para  $T = 1$ ), obteve-se os valores dos ruídos dos sensores que equivalem à sua densidade de ruído.

Com os gráficos, pode-se observar que os ruídos possuem magnitudes variadas nos diferentes eixos de um mesmo sensor. No acelerômetro, o ruído encontrado no eixo  $z$  (que está medindo a gravidade) é quatro vezes maior quando comparado ao ruído presente no eixo  $x$ . Isso pode ser explicado pela não linearidade de medição (e consequentemente de ruídos) do próprio sensor que acontece quando ele mede diferentes valores dentro da sua escala.

A partir dos valores obtidos nos gráficos de Allan, para  $\tau = 1$ , as matrizes  $R$  e  $Q$  do filtro de Kalman são modeladas pelos desvios apresentados a seguir:

$$\sigma_{GPS} = 3,00 \text{ m}$$

$$\sigma_{Sonar} = 0,01 \text{ m}$$

$$\sigma_{Acc_X} = 4,0 \times 10^{-3} \text{ m/s}^2$$

$$\sigma_{Acc_Y} = 6,6 \times 10^{-3} \text{ m/s}^2$$

$$\sigma_{Acc_Z} = 16,0 \times 10^{-3} \text{ m/s}^2$$

$$\sigma_{Gyr_R} = 7,6 \times 10^{-4} \text{ rad/s}$$

$$\sigma_{Gyr_P} = 8,9 \times 10^{-4} \text{ rad/s}$$

$$\sigma_{Gyr_Y} = 6,2 \times 10^{-4} \text{ rad/s}$$

$$\sigma_{Mag} = 4,6 \times 10^{-3} \text{ rad}$$

Comparando os valores experimentais, com os teóricos da seção 4.4.2, nota-se que a densidade de ruído obtida é de 8 a 32 vezes superior no acelerômetro e no magnetômetro e 70 vezes inferior no giroscópio. Isso mostra que giroscópio possui menos ruídos e medidas mais confiáveis do que é indicado pelo fabricante. Já o acelerômetro e o magnetômetro os ruídos se apresentam maior do que o indicado e portanto suas mediadas serão tratadas com menos relevância pelo filtro de Kalman Estendido.

Os resultados do filtro EKF, obtidos para as posições da plataforma, a partir dos valores de covariância obtidos experimentalmente, são ilustrados nas Figuras 4.27, 4.28 e 4.29.

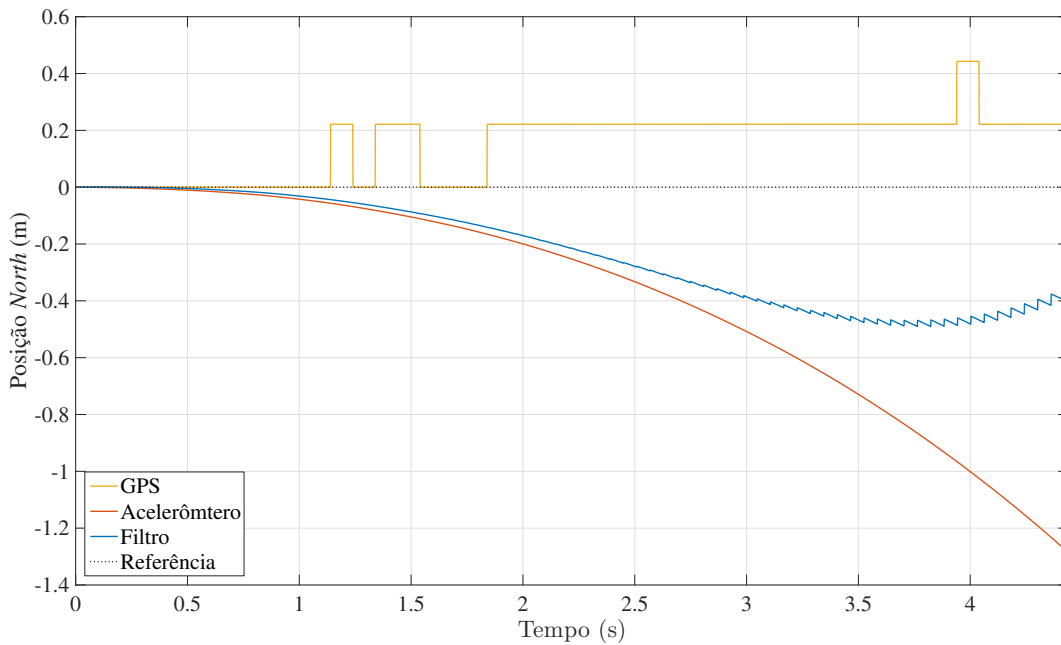


Figura 4.27: Posição  $North(N)$  estimada com valores experimentais.

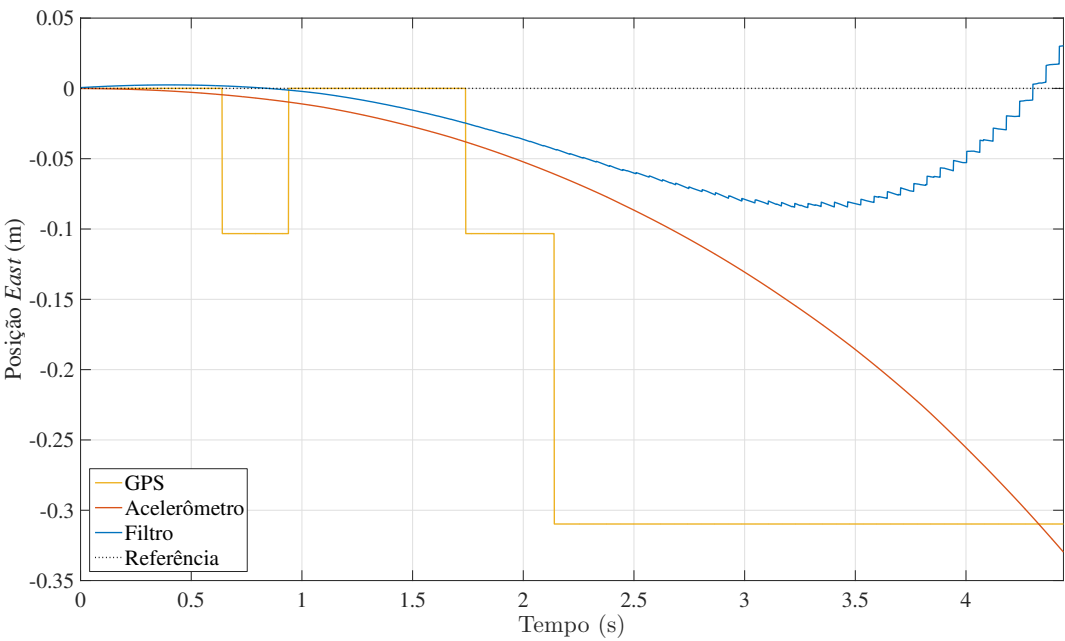


Figura 4.28: Posição *East* (E) estimada com valores experimentais.

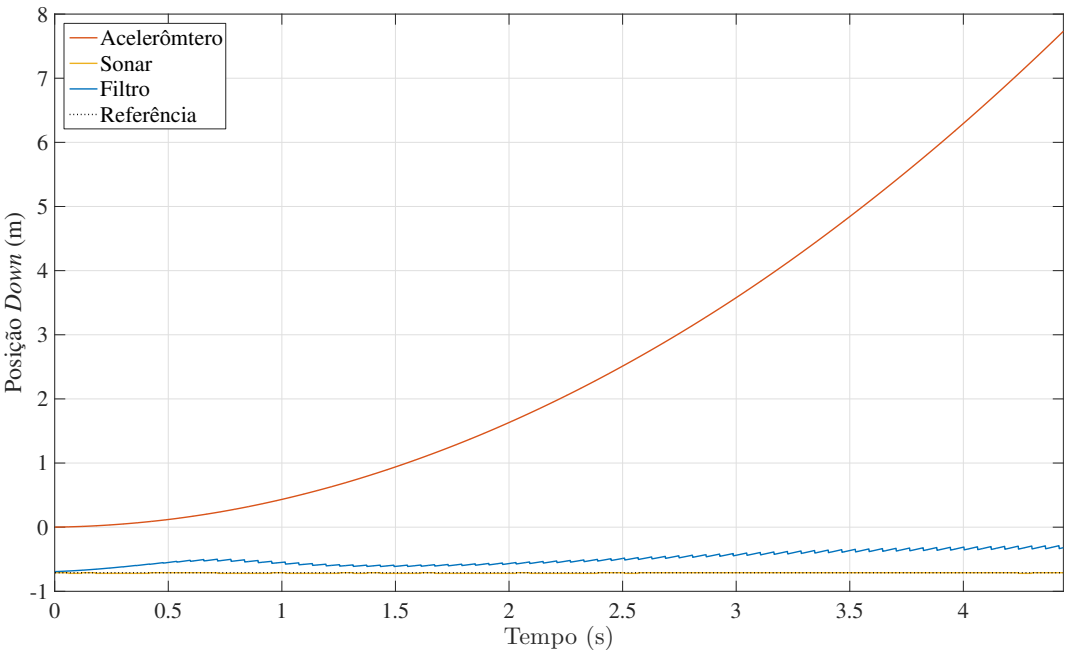


Figura 4.29: Posição *Down* (D) estimada com valores experimentais.



Segundo os gráficos de posição da plataforma, pode-se observar que o filtro apresenta o mesmo comportamento quando comparado ao filtro ajustado pela seção 4.4.2. Entretanto, a maior covariância obtida experimentalmente para o acelerômetro, faz a posição do filtro (nos eixos *North* e *East*) convergir mais rapidamente para os valores do GPS.

Neste experimento, o sonar ainda é o sensor com as medidas mais confiáveis do sistema (sem acúmulo de erros) e portanto seus valores possuem maior influência na estimativa do filtro para a posição do eixo *Down*.

Nas Figuras 4.30, 4.31 e 4.32 são ilustrados os resultados obtidos referentes à velocidade nos três eixos da plataforma.

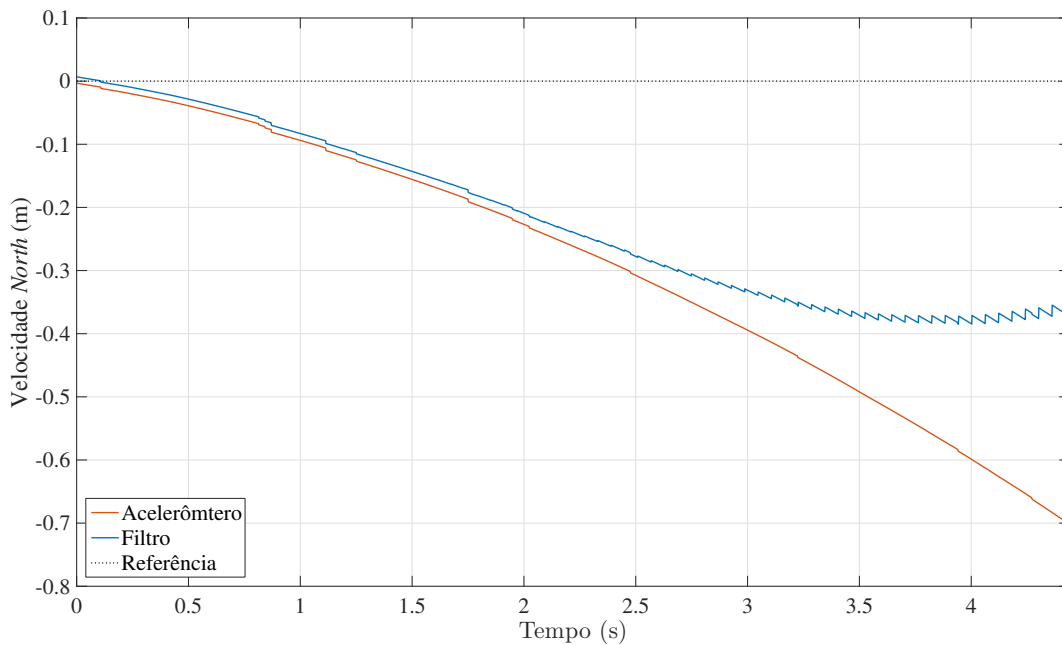


Figura 4.30: Velocidade *North* (N) estimada com valores experimentais.

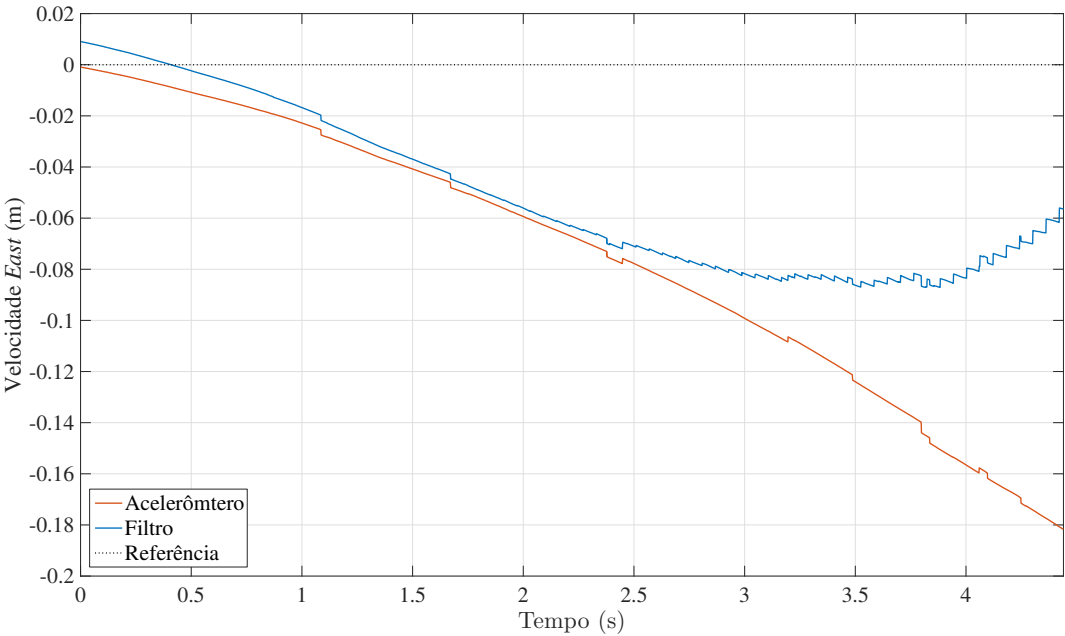


Figura 4.31: Velocidade *East* (E) estimada com valores experimentais.

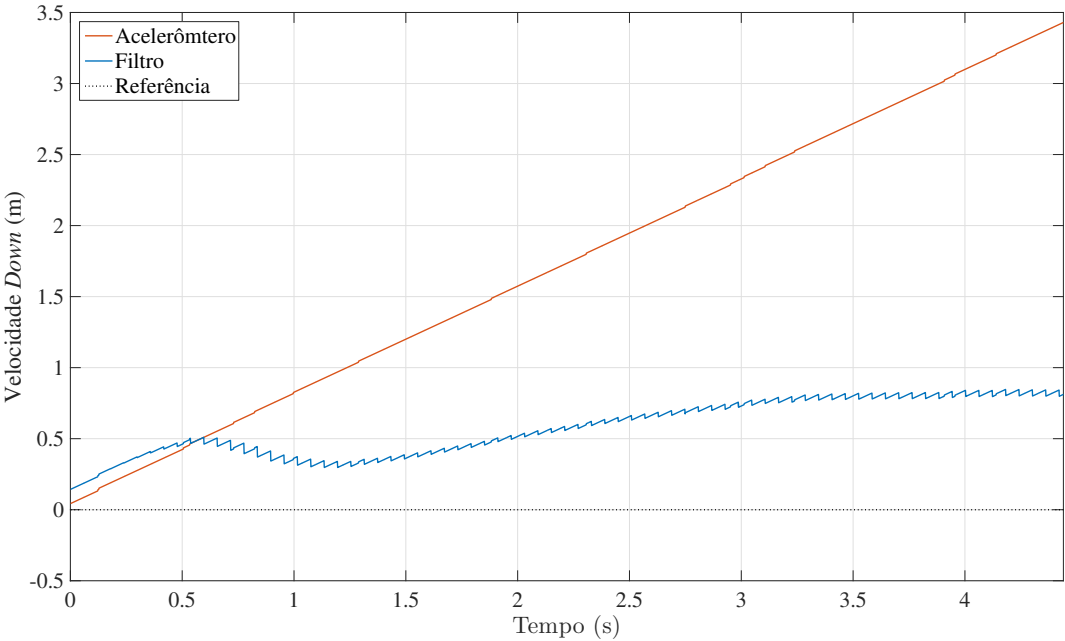


Figura 4.32: Velocidade *Down* (D) estimada com valores experimentais.

Nas estimadas de velocidade dos eixos  $N$  e  $E$ , o comportamento do filtro se repete, no sentido de rejeitar de forma acentuada, as amostras ruidosas do acelerômetro e convergir para um valor mais condizente com a realidade do experimento. Para o eixo  $D$ , entretanto, a estimativa desta velocidade correlaciona-se com a altitude do sonar e apresenta resultados superiores.

A utilização dos valores de covariância obtidos nesta seção, no lugar dos fornecidos pelo fabricante, não melhorou os erros das estimativas da velocidade da plataforma (de 0,4 m/s no eixo  $N$  e de 0,1 m/s no eixo  $E$ ), mas aumentou a estabilidade de suas predições.

Os resultados obtidos referentes à atitude da plataforma são ilustrados nas Figuras 4.33, 4.34 e 4.35.

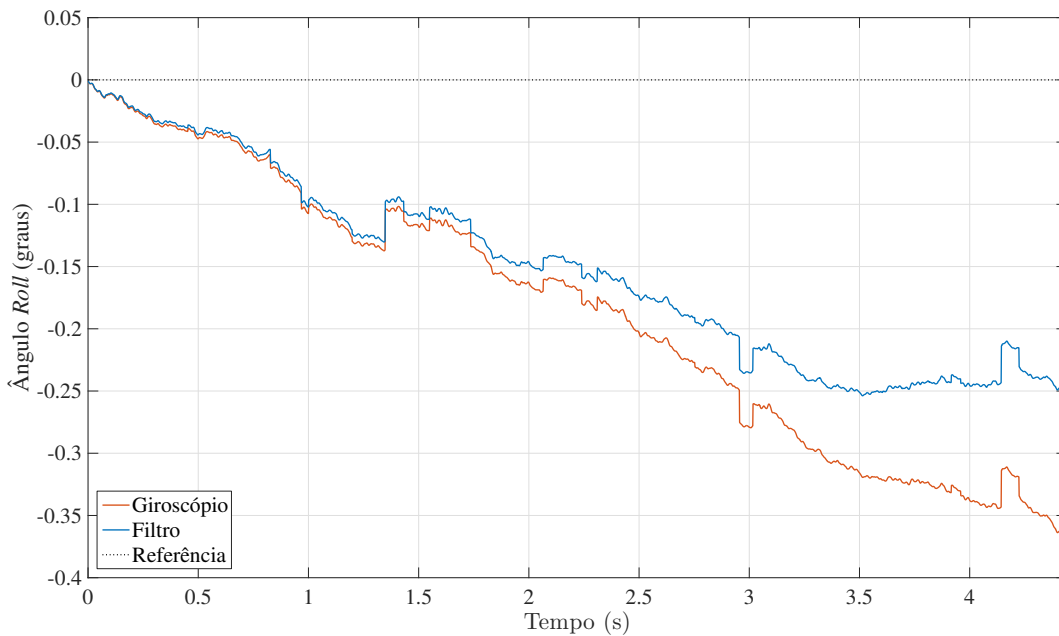


Figura 4.33: Ângulo  $Roll$  ( $\phi$ ) estimado com valores experimentais.

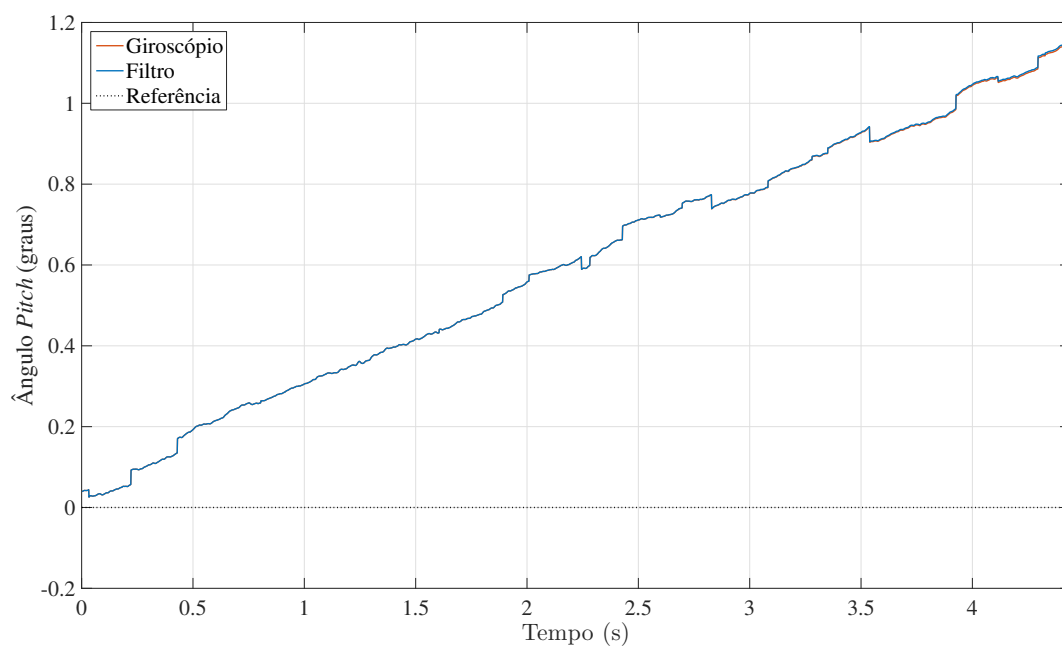


Figura 4.34: Ângulo *Pitch* ( $\theta$ ) estimado com valores experimentais.

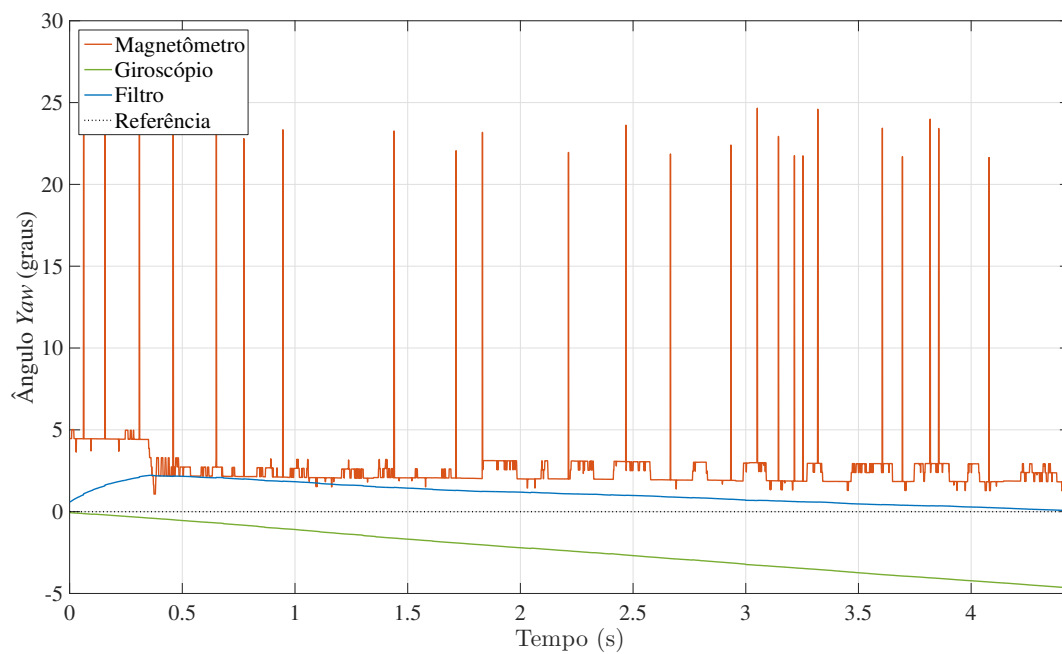


Figura 4.35: Ângulo *Yaw* ( $\psi$ ) estimado com valores experimentais.

Mais uma vez, os ângulos de *Roll*, *Pitch* e *Yaw*, apresentam os mesmos resultados da seção 4.4.1 (com valores empíricos de covariância), afirmando que os ruídos obtidos do giroscópio tem pouca influência nas incertezas do sistema, independentemente dos seus valores de covariância na matriz  $Q$ .

Mesmo utilizando uma covariância 76 vezes maior (e imprecisa) do magnetômetro, o filtro foi capaz de estimar o ângulo *Yaw* e convergir para o ângulo zero esperado.

O método utilizado nesta seção, obteve os mesmos resultados quando comparados aos obtidos na seção com os dados do fabricante, entretanto, ocorreu uma convergência mais rápida para as posições do sistema. Isto demonstra uma confiabilidade nos dados apresentados pelo fabricante e ainda a robustez do filtro de Kalman Estendido, que apresentou bons resultados em todos os casos.

## 4.5 Considerações finais

Neste capítulo, foram apresentados três métodos para quantificar o ruído gaussiano (ou *white noise*) presente nas medições dos sensores da plataforma. Os valores obtidos foram utilizados para ajustar as matrizes de covariância ( $R$  e  $Q$ ) do Filtro de Kalman Estendido e os seus resultados de posição, velocidade e atitude foram comparados.

O próximo capítulo exhibe as conclusões e os possíveis trabalhos para serem realizados no futuro.



## Capítulo 5

### Conclusões

Este trabalho definiu e implementou uma plataforma multissensorial para aquisição de medidas, utilizando a técnica de fusão de dados, por meio de filtragem, para estimar as informações de posição, velocidade e atitude da plataforma.

O filtro de Kalman Estendido foi utilizado com o intuito de fundir sensores de diferentes naturezas, de minimizar as incertezas produzidas por eles e fornecer estimativas confiáveis dos estados utilizados pela navegação aérea inercial.

A versão estendida do filtro de Kalman foi aplicada para tratar as equações não lineares do sistema de navegação inercial, aproximando este sistema para um modelo linear com método de Taylor. A convergência do filtro, para o teste em repouso, mostra que a aproximação de Taylor é uma boa estimação, mesmo utilizando apenas o primeiro termo de sua série.

Os resultados obtidos pelo filtro, comprovam a eficácia e os benefícios da fusão de mais de um sensor, possibilitando estimar de forma bastante precisa e confiável os estados (posição, velocidade e atitude) dessa plataforma, mesmo com os sensores apresentando falhas e não conformidades.

O algoritmo utilizado, além de robusto, é de fácil implementação em sistemas

discretos, recursivos e ainda utiliza pouca memória, viabilizando sua execução mesmo em microprocessadores com recursos limitados.

A plataforma computacional (Odroid-XU4), em conjunto com seu sistema operacional (Linux) e sua acessibilidade de hardware em baixo nível, possibilitou a implementação dos protocolos de comunicação, o acesso aos pinos GPIOs, e a elaboração de softwares para comunicação e aquisição dos sensores de forma simples e direta.

Apesar das facilidades oferecidas pelo Odroid, o sistema operacional utilizado não é voltado para aplicações em tempo real, e se divide para a execução de outras tarefas. Esta característica, prejudicou o processo de aquisição da IMU para uma taxa de aquisição de 820 Hz. Nesta ocasião, o intervalo das leituras sensoriais variaram de forma incontrolável, colhendo amostras repetidas, ou ainda, perdendo amostras realizadas pelo módulo.

Além disso, problemas com a comunicação SPI (entre o Odroid e a IMU) foram identificados, tais como, o ajuste do tempo de espera entre um comando e um dado do barramento SPI, e não puderam ser contornados via hardware, devido a indisponibilidade de controle em baixo nível do processador e dos GPIOs do Odroid.

Em relação à qualidade e o desempenho dos sensores, a investigação teórica e experimental dos ruídos presentes, permitiu quantificar e relacionar o ruído do sistema com as estimativas de grandezas da aeronave e, inclusive, a robustez do filtro.

Os resultados obtidos pela plataforma implementada demonstram como uma solução de baixo custo é atrativa para aplicação em sistemas de navegação aéreos, como o proposto neste trabalho (AVALON), ou outros VANTs.

## 5.1 Trabalhos Futuros

Inúmeras aplicações podem ser obtidas para este sistema, incluindo monitoramento e navegação de diversos veículos (tripulados ou não) por meio da imple-



mentação de pilotos automáticos.

Apesar do filtro de Kalman Estendido ter demonstrado bons resultados e boa imunidade a ruídos sensoriais, grandes picos de ruídos foram detectados nas medidas dos experimentos e seu tratamento poderá auxiliar na melhora da estimativa do filtro e na sua estabilidade.

Além disto, outras técnicas de fusão e filtragem sensorial poderiam ter sido utilizadas. O filtro EKF poderia ter sido substituído por outras versões, como o filtro de Kalman *Unscented* (UKF) para estimativas de sistemas não lineares ou inclusive filtros em cascata, para melhor rejeição de ruídos.

Acrescenta-se, ainda, a possibilidade de estudar e modelar, além do ruído gaussiano, outros ruídos presentes no sistema com o intuito de obter soluções ainda melhores na estimação dos estados.

O modelo e a plataforma, nesse trabalho implementados, também podem ser testados em outras condições, como o meio externo, incluindo condições mais severas como ventos e chuva.

Todos os dados coletados foram salvos em arquivos e possibilitam a realização de outros estudos de técnicas de fusão sensorial, ou ainda, um estudo mais aprofundado sobre os ruídos presentes nos sensores. Além destes, outros dados do GPS (como sua velocidade) podem ser coletados e adicionados como medidas na etapa de atualização do filtro de Kalman estendido, podendo ajudar na predição da velocidade e da posição do sistema.

Os problemas em hardware gerados pelo Odroid, de comunicação e de controle das GPIOs, podem ser sanados utilizando *drivers* para o Linux, dedicados para a aplicação, ou ainda, introduzindo um processador de baixo custo e com controle em baixo nível (como o PIC ou o ATmega), dedicado às aquisições sensoriais, atuando como uma ponte entre os sensores e o sistema computacional da plataforma.



## Referências Bibliográficas

- [1] VALAVANIS, K. P. *Advances in unmanned aerial vehicles: State of the art and the road to autonomy*. 1st. ed. Springer Publishing Company, Incorporated, 2007.
- [2] SABATINI, R.; RAMASAMY, S.; GARDI, A.; SALAZAR, R. *Low-cost sensors data fusion for small size unmanned aerial vehicles navigation and guidance*. 2013.
- [3] SILVA, N. B. F.; MARCONATO, E. A.; BRANCO, K. R. L. J. C. Avalon: definition and modeling of a vertical takeoff and landing uav. *Journal of Physics: Conference Series*, v. 633, n. 1, p. 012125, 2015.
- [4] VAN DIGGELEN, F.; ABRAHAM, C.; DE SALAS, J.; SILVA, R. GNSS inside mobile phones, GPS, GLONASS, QZSS, and SBAS in a single chip. *Inside GNSS*, 2011.
- [5] U-BLOX INC. GPS module - MAX-M8 series. <https://www.u-blox.com/en/product/max-m8-series>. Acesso em 22 de Outubro de 2016.
- [6] LINDSAY, P. LS20031 GPS assembly guide. <https://www.sparkfun.com/tutorials/176>, 2010. Acesso em 22 de Outubro de 2016.
- [7] TRIMBLE INC. Trimble aardvark DR + GPS - dead reckoning GPS module. <http://www.dpie.com/gps/embedded/trimble-aardvark-dr-gps-dead-reckoning>. Acesso em 22 de Outubro de 2016.

- [8] ELECTRONICS, S. GPS buying guide. [https://www.sparkfun.com/pages/GPS\\_Guide](https://www.sparkfun.com/pages/GPS_Guide), 2016. Acesso em 22 de Outubro de 2016.
- [9] ZHAO, Y. GPS/IMU integrated system for land vehicle navigation based on MEMS. *N/A*, 2011.
- [10] THIAGO ALBERTO RAMOS, G. Desenvolvimento de sistema de navegação de baixo custo de veículo terrestre não tripulado. *N/A*, 2014.
- [11] AKIO, Y. Errors on GPS signal. <http://www.soi.wide.ad.jp/class/20050026/slides/01/61.html>, 2006. Acesso em 10 de Outubro de 2016.
- [12] LIMA, S. R. S.; KRUEGER, C. P.; SEEGER, G. *Integração gps/ins utilizando sensores inerciais baseados em sistemas microeletromecânicos (MEMS)*. 2005. Tese (Doutorado em Física) - Universidade Federal do Paraná, 2005.
- [13] TUIITE, D. Tri-axis inertial-measurement units combine performance and low cost. <http://electronicdesign.com/analog/tri-axis-inertial-measurement-units-combine-performance-and-low-cost>, 2007. Acesso em 12 de Outubro de 2016.
- [14] ANALOG DEVICES. Datasheet IMU ADIS16407. <http://www.analog.com/en/products/sensors/inertial-measurement-units/adis16407.html>, 2011. Acesso em 22 de Outubro de 2016.
- [15] MOHD-YASIN, F.; KORMAN, C. E.; NAGEL, D. J. Measurement of noise characteristics of mems accelerometers. *Solid-state electronics*, v. 47, n. 2, p. 357–360, 2003.
- [16] DEJAN, N. MemS accelerometer gyroscope magnetometer and arduino. <http://howtomechatronics.com/how-it-works/electrical-engineering/mems-accelerometer-gyrocope-magnetometer-arduino/>, 2015. Acesso em 22 de Outubro de 2016.
- [17] GREWAL, M. S.; WEILL, L. R.; ANDREWS, A. P. *Global positioning systems, inertial navigation, and integration*. John Wiley & Sons, 2007.

- [18] NEDELKOVSKI, D. What is hall effect and how hall effect sensors work. <http://howtomechatronics.com/how-it-works/electrical-engineering/hall-effect-hall-effect-sensors-work/>, 2015. Acesso em 25 de Outubro de 2016.
- [19] TITTERTON, D.; WESTON, J.; OF ELECTRICAL ENGINEERS, I. *Strap-down inertial navigation technology, 2nd edition*. Institution of Engineering and Technology, 2004.
- [20] THOMSEN, A. Como conectar o sensor ultrassônico HC-SR04 ao arduino. <http://blog.filipeflop.com/sensores/sensor-ultrassonico-hc-sr04-ao-arduino.html>, 2011. Acesso em 20 de Outubro de 2016.
- [21] MAXBOTIX INC. Datasheet sonar B1242. [http://www.maxbotix.com/Ultrasonic\\_Sensors/MB1242.htm](http://www.maxbotix.com/Ultrasonic_Sensors/MB1242.htm), 2012. Acesso em 26 de Outubro de 2016.
- [22] FERREIRA, I. A. P. F. et al. *Sistemas de controlo e supervisão de sistemas embebidos: tipo scada*. 2012. Dissertação (Mestrado em Física) - Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, 2012.
- [23] BYTEPARADIGM. Introduction to I2C and SPI protocols. <http://www.byteparadigm.com/applications/introduction-to-i2c-and-spi-protocols/>. Acesso em 20 de Outubro de 2016.
- [24] RAJARAMAN, V. I2C primer – part 1. [http://www.prodigytechno.com/blog/wp-content/uploads/2011/12/I2C\\_Electrical\\_Connection.jpg](http://www.prodigytechno.com/blog/wp-content/uploads/2011/12/I2C_Electrical_Connection.jpg), 2012. Acesso em 20 de Outubro de 2016.
- [25] CIRCUITBASICS. Basics of UART communication. <http://www.circuitbasics.com/basics-uart-communication/>, 2016. Acesso em 20 de Outubro de 2016.
- [26] EMBEDDED FOR U. How to connect Raspberry Pi UART to a computer. <http://www.embeddedforu.com/embedded-linux/how-to-connect-raspberry-pi-uart-to-a-computer/>, 2015. Acesso em 20 de Outubro de 2016.

- [27] SRIRAM, S. Uart validation automation platform. <http://electronicdesign.com/dev-tools/uart-validation-automation-platform>, 2014. Acesso em 20 de Outubro de 2016.
- [28] CAI, G.; CHEN, B. M.; LEE, T. H. *Unmanned rotorcraft systems*. Springer Science & Business Media, 2011.
- [29] QGIS. Map production. [http://docs.qgis.org/1.8/de/docs/gentle\\_gis\\_introduction/08\\_map\\_production.html](http://docs.qgis.org/1.8/de/docs/gentle_gis_introduction/08_map_production.html). Acesso em 14 de Outubro de 2016.
- [30] MRAZ, S. What's the difference between pitch, roll, and yaw? <http://machinedesign.com/engineering-essentials/what-s-difference-between-pitch-roll-and-yaw>, 2014. Acesso em 14 de Outubro de 2016.
- [31] FRANÇA JR, J. A.; MORGADO, J. A.; PINTO, M. F. *Simulação e implementação em tempo real de sistemas de navegação inercial integrados ins/gps. 2009. 113 p.* 2009. Tese (Doutorado em Física) - Dissertação de Mestrado, Instituto Militar de Engenharia, Exército Brasileiro, Rio de Janeiro, 2009.
- [32] ROGERS, R. *Applied mathematics in integrated navigation systems*. Number v. 1 in AIAA education series. American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2003.
- [33] DRAKE, S. P. Converting GPS coordinates [phi, lambda, h] to navigation coordinates (enu). *N/A*, 2002.
- [34] WILSON, D.; GOKTOGAN, A.; SUKKARIEH, S. A vision based relative navigation framework for formation flight. In: . c2014. p. 4988–4995.
- [35] ORGANIZATION, I. C. A. Manual of ICAO Standard Atmosphere. Technical Report Doc 7488/2, 1964.
- [36] LIGGINS II, M.; HALL, D.; LLINAS, J. *Handbook of multisensor data fusion: theory and practice*. CRC press, 2008.

- [37] ANTONY, R. T. *Principles of data fusion automation*. Artech House, Inc., 1995.
- [38] WELCH, G.; BISHOP, G. An introduction to the kalman filter. *Proceedings of the Siggraph Course, Los Angeles*, 2001.
- [39] LEWIS, F. *Optimal estimation: with an introduction to stochastic control theory*. A Wiley-interscience publication. Wiley, 1986.
- [40] CRASSIDIS, J. L.; JUNKINS, J. L. *Optimal estimation of dynamic systems, second edition*. 2nd. ed. Chapman & Hall/CRC, 2011.
- [41] LOCOSYS INC. Datasheet GPS LS20031. <http://www.locosystech.com/product.php?zln=en&id=20>, 2012. Acesso em 21 de Outubro 2016.
- [42] HARDKERNEL. Odroid-XU4. [http://www.hardkernel.com/main/products/prdt\\_info.php?g\\_code=G143452239825](http://www.hardkernel.com/main/products/prdt_info.php?g_code=G143452239825), 2015. Acesso em 09 de Outubro de 2016.
- [43] ARM INC. big.LITTLE technology. <https://www.arm.com/products/processors/technologies/biglittleprocessing.php>. Acesso em 09 de Outubro de 2016.
- [44] HARDKERNEL. XU4 shifter shield. [http://www.hardkernel.com/main/products/prdt\\_info.php?g\\_code=G143556253995](http://www.hardkernel.com/main/products/prdt_info.php?g_code=G143556253995), 2015. Acesso em 29 de Outubro de 2016.
- [45] NMEA COMMITTEE. Nmea 0183 standard. [http://www.nmea.org/content/nmea\\_standards/nmea\\_0183\\_v\\_410.asp](http://www.nmea.org/content/nmea_standards/nmea_0183_v_410.asp), 2008. Acesso em 30 de Outubro de 2016.
- [46] "XTIMOR". NMEA library. <http://nmea.sourceforge.net/>, 2013. Acesso em 30 de Outubro de 2016.
- [47] SANTOS, M. *Desenvolvimento de um sistema de localização e reconstrução de trajetórias para um veículo terrestre*. 2009. Tese (Doutorado em Física) - UFMG, 2009.

- [48] EL SHEIMY, N.; HOU, H.; NIU, X. Analysis and modeling of inertial sensors using allan variance. *IEEE Transactions on instrumentation and measurement*, v. 57, n. 1, p. 140–149, 2008.
- [49] FREESCALE SEMICONDUCTOR. Allan variance: Noise analysis for gyroscopes. [http://cache.freescale.com/files/sensors/doc/app\\_note/AN5087.pdf](http://cache.freescale.com/files/sensors/doc/app_note/AN5087.pdf), 2015. Acesso em 06 de Novembro de 2016.