FÁBIO DORO ZANONI

MODELAGEM E IMPLEMENTAÇÃO DO SISTEMA DE NAVEGAÇÃO PARA UM AUV

São Paulo

2012

FÁBIO DORO ZANONI

MODELAGEM E IMPLEMENTAÇÃO DO SISTEMA DE NAVEGAÇÃO PARA UM AUV

Dissertação apresentada à Escola Politécnica da Universidade de São Paulo para obtenção do título de Mestrado em Engenharia

São Paulo

2012

FÁBIO DORO ZANONI

MODELAGEM E IMPLEMENTAÇÃO DO SISTEMA DE NAVEGAÇÃO PARA UM AUV

Dissertação apresentada à Escola Politécnica da Universidade de São Paulo para obtenção do título de Mestrado em Engenharia

Área de Concentração:
Engenharia de Controle e Automação Mecânica

Orientador:
Prof. Dr. Ettore Apolônio de Barros

São Paulo

2012

Este exemplar foi revisado e alterado em relação à versão original, sob responsabilidade única do autor e com a anuência de seu orientador.

São Paulo, 28 de fevereiro de 2012.

Assinatura do autor _____

Assinatura do orientador _____

FICHA CATALOGRÁFICA

Zanoni, Fabio Doro
Modelagem e implementação de um sistema de navegação para AUV / F.D. Zanoni. -- ed.rev. -- São Paulo, 2012.
245 p.

Dissertação (Mestrado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia Mecatrônica e de Sistemas Mecânicos.

1. Filtros de Kalman 2. Navegação em tempo real 3. Unidade de medição inercial 4. AUV (veículo submarino autônomo) I. Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia Mecatrônica e de Sistemas Mecânicos II. t.

Dedicatória

Dedico este trabalho a quem possa interessar e aos Amigos

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente aos meus pais (Devanir José Zanoni e Sonia Maria Doro Zanoni) ao meu irmão por estarem junto comigo em todos os momentos da minha vida me dando todo o apoio que eu preciso.

Aos Amigos da Poli que estiveram comigo nestes anos de dificuldades.

Aos companheiros de Laboratório (Lucas de Oliveira, Rodrigo Vale e João Dantas) pela colaboração durante os ensaios.

Ao Douglas Santana pelos conselhos para o desenvolvimento do sistema de navegação e pela colaboração nos ensaios com o veículo.

Ao Prof. Dr. Raul Gonzalez Lima pelas dicas no desenvolvimento do sistema de navegação.

Ao Prof. Dr. Hélio Koiti Kuga pela colaboração com sua dissertação.

Ao apoio da Capes pela bolsa de mestrado.

Ao meu orientador (prof. Dr. Ettore Apolônio de Barros) que vem me ajudando desde minha iniciação científica e me dando oportunidades no ramo de navegação de veículos.

RESUMO

Este trabalho apresenta o estudo e a implementação de um sistema de navegação em tempo-real utilizado para estimar a posição, a velocidade e a atitude de um veículo submarino autônomo. O algoritmo investigado é o do Filtro de Kalman Estendido. Este filtro é freqüentemente usado para realizar a fusão de dados obtidos de diferentes sensores, em uma estimativa estatisticamente ótima, quando se respeita algumas condições. Neste trabalho, fez se a fusão entre os seguintes sensores: unidade de navegação inercial do tipo strapdown, sensor acústico de posicionamento, profundímetro, sensor de velocidade de efeito Doppler e uma bússola. Para a aplicação embarcada do Filtro de Kalman, faz-se necessário o seu desenvolvimento em tempo real. Conseqüentemente, este trabalho apresenta o estudo das principais características de um sistema de tempo real. Para desenvolver o código em C utilizou-se de algumas funções do Matlab com a finalidade de se tentar minimizar os erros de implementação do filtro. Além disto, para facilitar a implementação e respeitar os critérios de sistemas de tempo real utilizou-se de um sistema operacional, µC/OS-II que possibilita aplicar sistemas com multiprocessos e utilizar semáforos para o gerenciamento do EKF, além disto, foram utilizadas normas de programação, MISRAC, para padronizar o código e aumentar a sua confiabilidade. São apresentadas também a modelagem cinemática, a metodologia e as ferramentas computacionais utilizadas para o filtro. Com base nas simulações e nos ensaios de campo executados on-line, observou-se que os filtros projetados para se estimar a atitude e a posição do veículo obtiveram bons desempenhos, além disto, foi possível verificar a convergência dos EKFs. Para estas simulações e ensaios, foram também estudados casos de situações adversas como, por exemplo, uma falha no sensor de referência de posição, sendo que para esta situação, o EKF de posição e velocidade obteve resultados satisfatórios.

ABSTRACT

This paper presents the study and implementation of a real-time navigation system used to estimate the position, velocity and attitude of an autonomous underwater vehicle. The Extended Kalman Filter, EKF, was adopted. This filter is often used to perform the data fusion from different sensors, in generating a statistically optimal estimate when some required conditions are fulfilled. The algorithm implements the fusion of the following sensors: an inertial navigation unit sensor (strapdown type), an acoustic positioning, a depth gauge, a Doppler velocity log sensor and a magnetic compass. This work presents the kinematic modelling, the methodology and computational tools used for developing the EKF algorithm. In order to integrate the EKF into an embedded system, it is necessary to develop it in real time. It was adopted the µC / OS-II operational system, which allows to implement multithreaded systems and use traffic lights to manage the EKF. Furthermore, programming standards, such as MISRA C, was chosen to standardize the code and increase its reliability. The C code implementation took advantage of some Matlab functions to minimize implementation errors. Based on simulations and field tests carried out online, it was concluded that the filters designed to estimate the attitude and position of the vehicle provided good performances, in addition, it was possible to verify the EKFs convergence. The filters were tested in same adverse situations, e.g., a fault in the position reference sensor, providing satisfactory results as well.

SUMÁRIO

SUMÁRIO i

LISTA DE FIGURAS vi

LISTA DE TABELAS xii

LISTA DE ABREVIATURAS xv

LISTA DE SIMBOLOS xvii

1 INTRODUÇÃO 1

1.1 Motivação 3

1.2 Objetivos 4

1.3 Revisão Bibliográfica 5

1.4 Estrutura da Dissertação 9

2 SENSORES EMPREGADOS NA NAVEGAÇÃO DE UM VEÍCULO SUBMARINO NÃO TRIPULADO 12

2.1 Sensores Inerciais 12

2.1.1 Configuração Strapdown e Plataforma 12

2.1.2 Acelerômetros 14

2.1.3 Giroscópio 15

2.1.4 Ruído e Erros de Sensores 15

2.1.5 Classificação de uma IMU 17

2.2 Sistemas de Coordenadas e Transformações para a aplicação na Navegação Inercial 18

2.2.1 Referenciais Utilizados na Navegação Inercial 18

2.2.2 Transformação de Coordenadas 22

2.2.3 Transformação de Coordenadas entre o Sistema RPY e o Sistema NED por Ângulos de Euler 23
2.3 Modelagem da Navegação Inercial “Strapdown” 26
2.3.1 Modelagem da Aceleração 26
2.3.2 Modelagem da Navegação no Sistema de Coordenadas da Navegação Local (NED) 27
2.3.3 Diagrama do Sistema de Navegação Local (NED) 29
2.4 Sistemas Acústicos de Posicionamento 29
2.4.1 Equacionamento para o Caso de Quatro Transdutores na Linha de Base 35
2.5 Sensor de Velocidade por Efeito Doppler 40
2.6 Sensor de Atitude 42
2.7 Profundímetro 42
2.8 Conclusões Preliminares 43
3 MODELAGEM MATEMÁTICA DO SISTEMA DE FUSÃO SENSORIAL PARA A NAVEGAÇÃO DE UM AUV 44
3.1 Representação no Espaço de Estados 45
3.2 Observadores de Estado 46
3.3 Filtro de Kalman 47
3.3.1 Filtro de Kalman Discreto 49
3.3.2 Filtro de Kalman Estendido 52
3.3.3 Modelagem da Expressão Cinemática da Posição da Plataforma 56
3.3.4 Determinação da Aceleração de Coriolis 57
3.3.5 Determinação da Aceleração Centrípeta 59
3.3.6 Cálculo da Velocidade no Sistema de Coordenadas NED 61
3.3.7 Modelagem da Atitude da Plataforma 61
3.3.8 Modelo Proposto para Estimar os Estados da Plataforma. 62

3.3.8.1 Estimação da Atitude do AUV 64
3.3.8.2 Estimação da Posição e da Velocidade do AUV 66
3.3.9 Implementação do EKF Utilizando o Modelo de Estados Proposto 68
3.3.9.1 Sistema de Estimação da Atitude 72
3.3.9.2 Sistema de Estimação da Posição e da Velocidade 73
3.3.9.3 Matriz de Covariância do Ruído de Medição 74
3.3.9.4 Matriz de Covariância do Ruído de Processo 75
3.3.10 Critério de Convergência do Filtro de Kalman 81
3.3.11 Diagramas dos Filtros de Kalman Estendios e suas Implementações no Matlab 82
3.4 Conclusões Preliminares 86
4 DESENVOLVIMENTO DO PROGRAMA EM TEMPO REAL 87
4.1 Metodologia 87
4.2 Processo de Desenvolvimento 89
4.3 Norma de Desenvolvimento de Software Adotada 90
4.4 Estudo de Sistema de Tempo Real (STR) 91
4.5 Descrição das Ferramentas Utilizadas no Projeto 95
4.6 Definição de Requisitos dos Softwares 96
4.6.1 Definição de Requisitos do Sistema Embarcado 97
4.6.2 Definição dos Requisitos do Software de Navegação 97
4.6.3 Estrutura do Módulo de Navegação 98
4.6.4 Implementação 99
4.6.5 Resultados Temporais 101
4.7 Conclusões Preliminares 105
5 RESULTADOS OBTIDOS COM O EKF 106
5.1 Resultados das Simulações Realizadas para o EKF 106

5.2 Resultados do Ensaio de Bancada Realizado Off-Line para a Estimação da Atitude 120

5.3 Resultados dos Ensaios On-Line 126

5.3.1 Resultados do Ensaio Realizando em um Veículo Automotivo, com a Utilização de um GPS e da AHRS 126

5.3.2 Resultados do Ensaio Realizado em um Veículo Automotivo, Utilizando GPS, Velocímetro e AHRS 130

5.3.2.1 Metodologia e Algumas Observações sobre o Ensaio 130

5.3.2.2 Outros Métodos de Estimação da Trajetória 135

5.3.2.3 Análise de Desempenho do EKF e dos Outros Algoritmos de Estimação de Trajetória 140

5.3.2.4 Análise de Desempenho do Filtro de Atitude 170

5.4 Ensaio Estático com os Sensores DVL, USBL E AHRS 179

5.4.1 Análise de Desempenho do EKF de Posição e Velocidade e dos Estimadores 180

5.4.2 Análise de Desempenho do Filtro de Atitude 190

5.5 Conclusões Preliminares 193

6 CONCLUSÕES E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS 195

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS 200

APÊNDICE 210

Apêndice A – Quaternions 210

Apêndice B – Simulador do EKF 215

Apêndice C – Observabilidade e Controlabilidade 222

Apêndice D – Transformação de Coordenadas 227

Apêndice E – Modelagem da Navegação Inercial do tipo “Strapdown” 230

Apêndice F – Cálculo da Velocidade no Sistema de Coordenadas LLA 237

Apêndice G – Procedimento Experimental 241

ANEXO..... 243

Anexo A – Características da IMU 243

Anexo B – Características do DVL 244

Anexo C – Características do USBL 245

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 – Navegação por câmeras em conjunto com demarcações 8
Figura 2.1 – Divisão por blocos de um sistema de navegação do tipo "strapdown" 13
Figura 2.2 – Configuração de uma IMU "strapdown" (LAWRENCE, 1998) 14
Figura 2.3 - Sistema de coordenadas: "Roll-Pitch-Yaw" (RPY) 21
Figura 2.4 – Sistema de coordenadas: inercial, terrestre, local e da plataforma, baseada em Titterton e Weston, 2004. 21
Figura 2.5 – Sistema de coordenadas: terrestre, local e geodésico, baseada em Kelly,1996. 22
Figura 2.6 – Rotação do sistema de coordenadas da plataforma para o sistema NED: yaw (a), pitch (b) e roll (c).....24
Figura 2.7 – Esquema simplificado de um acelerômetro, baseada em Titterton e Weston, 2004.....26
Figura 2.8 – Modelo do sistema de navegação 29
Figura 2.9 – Sistemas de posicionamento acústico (ALCOCER et al., 2006)...35
Figura 2.10 – Figura esquemática para representar os sistemas de referência, baseada em Desertstar, 2010.....36
Figura 2.11 – Foto demonstrativa do DVL 40
Figura 3.1 – Algoritmo do filtro de Kalman.....48
Figura 3.2 – Esquema do algoritmo do filtro de Kalman 51
Figura 3.3 – Algoritmo esquemático do EKF 56
Figura 3.4 – Representação das coordenadas NED e ECEF, baseada em Kelly,1996. 60
Figura 3.5 – Fusão sensorial indireta utilizando o filtro de Kalman 63
Figura 3.6 – Diagrama esquemático do simulador implementado, (a) EKF da estimação da atitude e (b) EKF da estimação da posição e velocidade.....83
Figura 4.1 – Representação de alguns dos módulos do veículo e sua integração pela rede CAN.....88

Figura 4.2 – Arquitetura de software orientada a objetos e em camadas 88
Figura 4.3 – Classes de algoritmos de escalonamento (MARWEDEL, 2006) ..93
Figura 4.4 – Estrutura do módulo de navegação 98
Figura 4.5 – Tempo de processamento do filtro.....103
Figura 4.6 – Tempo de processamento dos EKFs, utilizando a arquitetura de controle do AUV.....104
Figura 5.1 - Trajetória descrita pelo veículo na simulação.....107
Figura 5.2 – Trajetória ampliada no intervalo entre 0 e 50 metros de profundidade.....108
Figura 5.3 – Trajetória ampliada no intervalo entre 50 e 100 metros de profundidade.....108
Figura 5.4 – Trajetória ampliada no intervalo entre 100 e 150 metros de profundidade.....109
Figura 5.5 – Trajetória ampliada no intervalo entre 875 e 925 metros de profundidade.....109
Figura 5.6 – Trajetória descrita pelo veículo, direções Norte e Leste 110
Figura 5.7 – Profundidade versos Tempo.....110
Figura 5.8 – Resíduos normalizados: (a) Observação das posições NED pelo sensor acústico de posição, intervalo 0 a 200s; (b) Observação das posições NED pelo sensor acústico de posição, intervalo 800 a 6000s; (c) Observação da profundidade; (d) Observação da velocidade.....111
Figura 5.9 – Raiz quadrada da covariância nas direções norte (a), leste (b) e vertical (c) e detalhamento da direção vertical (d) 112
Figura 5.10 – Erro da posição na direção norte.....114
Figura 5.11 – Erro da posição na direção leste 114
Figura 5.12 – Erro da profundidade 115
Figura 5.13 – Erro da velocidade na direção norte 116
Figura 5.14 – Erro da velocidade na direção leste.....116
Figura 5.15 – Erro da velocidade na direção vertical.....117
Figura 5.16 – Erro do ângulo de roll.....118
Figura 5.17 – Erro do ângulo de pitch.....118
Figura 5.18 – Erro do ângulo de yaw 119

Figura 5.19 - Resíduos normalizados: (a) Observação das acelerações, para estimar roll e pitch; (b) Observação do ângulo de yaw, para estimá-lo 120
Figura 5.20 – Variação do ângulo de roll no teste de bancada 121
Figura 5.21 – “Erro” do ângulo de roll para o teste em bancada 122
Figura 5.22 – Variação do ângulo de pitch no teste de bancada 123
Figura 5.23 – “Erro” do ângulo de pitch para o teste em bancada 123
Figura 5.24 – Variação do ângulo de yaw no teste de bancada 124
Figura 5.25 – “Erro” do ângulo de yaw para o teste em bancada 124
Figura 5.26 – Trajetória do veículo (a) e erros de estimações das posições nas direções norte (b) , leste (c) e vertical (d) 127
Figura 5.27 – Erros de estimações das velocidade nas direções norte (a), leste (b) e vertical (c) 128
Figura 5.28 – Erro na estimação da atitude para os ângulos de roll (a), pitch (b) e yaw (c) 129
Figura 5.29 – Disposição dos sensores no veículo 131
Figura 5.30 – Fixação do velocímetro no automóvel 131
Figura 5.31 – Fixação da AHRS no automóvel 132
Figura 5.32 – Módulos ARM7 132
Figura 5.33 – Módulo do EKF e observação de dados on-line 133
Figura 5.34 – Mapa do trecho onde foi realizado o ensaio 134
Figura 5.35– Trajetória estimada e amostrada do GPS 136
Figura 5.36 – Altitude estimada e amostrada do GPS 137
Figura 5.37 – Trajetória estimada utilizando sensores de referência, focando as regiões onde são realizadas manobras e o início e fim da navegação sem GPS. 138
Figura 5.38 – Altitude estimada utilizando os sensores de referência 139
Figura 5.39 – Altitude estimada utilizando os sensores de referência, focando-se no instante da falha simulada do GPS 139
Figura 5.40 – Direção norte 141
Figura 5.41 – Direção leste 142
Figura 5.42 – Erro na altitude 143
Figura 5.43 – Erro na posição norte com o automóvel estacionado 145

Figura 5.44 – Erro na posição leste com o automóvel estacionado.....146
Figura 5.45 – Gráfico da velocidade calculada a partir da medição do encoder.....147
Figura 5.46 – Erro da estimativa da altitude com o automóvel estacionado...148
Figura 5.47 – Erro na posição norte entre o início do movimento até a falha do GPS.....149
Figura 5.48 – Erro na posição leste entre o início do movimento até a falha do GPS.....150
Figura 5.49 – Erro na altitude entre o início do movimento até a falha do GPS.....151
Figura 5.50 – Erro na posição norte durante a ausência do GPS.....152
Figura 5.51 – Erro na posição leste durante a ausência do GPS 153
Figura 5.52 – Erro na altitude durante a ausência do GPS.....154
Figura 5.53 – Erro na posição norte, após a falha do GPS.....155
Figura 5.54 – Erro na posição leste, após a falha do GPS 156
Figura 5.55 – Erro na altitude, após a falha do GPS.....157
Figura 5.56 – Trajetória descrita pelo veículo, trecho onde o GPS teve o pior desempenho. 158
Figura 5.57 – Velocidade na direção norte em todo o percurso. 159
Figura 5.58 – Velocidade na direção leste em todo o percurso 160
Figura 5.59 – Velocidade na direção vertical em todo o percurso 161
Figura 5.60 – Erro da estimativa da velocidade na direção norte, veículo estacionado 163
Figura 5.61 – Erro da estimativa da velocidade na direção leste, veículo estacionado 163
Figura 5.62 – Erro da estimativa da velocidade na direção vertical, veículo estacionado 164
Figura 5.63 – Erro da estimativa da velocidade na direção norte 166
Figura 5.64 – Erro da estimativa da velocidade na direção leste.....166
Figura 5.65 – Erro da estimativa da velocidade na direção vertical.....167

Figura 5.66 – Resíduos normalizados para o ensaio com o automóvel, observação das posições: (a) para todo o ensaio; (b) intervalo 0 a 600s; (c) intervalo a partir de 1200s; (d) zoom no instante em que se cessa a falha simulada.....168
Figura 5.67 – Resíduo normalizado observação da velocidade.....169
Figura 5.68 – Ângulo de roll.....171
Figura 5.69 – Ângulo de pitch.....171
Figura 5.70 – Ângulo de yaw.....171
Figura 5.71 – Interferência da normalização dos parâmetros de quaternions, quando o veículo passa por um obstáculo do pavimento: aceleração no eixo x (a), ângulo de picth (b), ângulo de yaw (c) 173
Figura 5.72 – Ângulo de roll e módulo do erro do ângulo de roll, automóvel estacionado.....174
Figura 5.73 – Ângulo de pitch e módulo do erro do ângulo de pitch, automóvel estacionado.....174
Figura 5.74 – Ângulo de yaw e módulo do erro do ângulo de yaw, automóvel estacionado.....175
Figura 5.75 – Ângulo de roll e módulo do erro do ângulo de roll, automóvel em movimento.....176
Figura 5.76 – Ângulo de pitch e módulo do erro do ângulo de pitch, automóvel em movimento.....176
Figura 5.77 – Ângulo de yaw e módulo do erro do ângulo de yaw, automóvel em movimento.....177
Figura 5.78 - Resíduos normalizados para o ensaio com automóvel: observação das acelerações, para estimar roll e pitch.....178
Figura 5.79 - Resíduo normalizado para o ensaio com automóvel: observação do ângulo de yaw.....178
Figura 5.80 – Teste estático, direção norte.....181
Figura 5.81 – Teste estático, direção leste.....182
Figura 5.82 – Teste estático, profundidade.....183
Figura 5.83 – Teste estático, velocidade na direção norte.....185
Figura 5.84 – Teste estático, velocidade na direção leste.....186
Figura 5.85 – Teste estático, velocidade na direção vertical.....187

Figura 5.86– Teste estático, zoom na estimativa de velocidade na direção norte.....188
Figura 5.87 – Teste estático, resíduo normalizado: observação da posição ..189
Figura 5.88 – Teste estático, resíduo normalizado: observação da velocidade.....189
Figura 5.89 – Teste estático, ângulos de roll, pitch e yaw 191
Figura 5.90 – Teste estático, resíduos normalizados: observações das acelerações, para estimar os ângulos de roll e pitch; e observação do ângulo de yaw.....192

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 – Classificação de uma IMU 18
Tabela 2.2 – Classificação dos sensores acústicos 31
Tabela 4.1 – Tempo de processamento no ARM em modo debug 102
Tabela 5.1 – Características dos sensores utilizados para o simulador 106
Tabela 5.2 – Análise do resíduo normalizado, verificação da convergência do EKF de posição e velocidade 111
Tabela 5.3 – Análise do resíduo normalizado, verificação da convergência do EKF da atitude 120
Tabela 5.4 – Análise estática dos dados de atitude 125
Tabela 5.5 – “Erro” médio do EKF para o sistema de atitude 126
Tabela 5.6 – Características do erro na posição norte 141
Tabela 5.7 – Características do erro na posição leste 142
Tabela 5.8 – Características do erro na altitude 144
Tabela 5.9 – Características dos erros na posição norte com o automóvel estacionado 145
Tabela 5.10 – Características dos erros na posição leste com o automóvel estacionado 146
Tabela 5.11 – Características dos erros na posição leste com o automóvel estacionado 148
Tabela 5.12 – Características do erro na posição norte, intervalo entre o início do movimento até a falha do GPS 150
Tabela 5.13 – Características do erro na posição leste, intervalo entre o início do movimento até a falha do GPS 150
Tabela 5.14 – Características do erro na posição altitude, intervalo entre o início do movimento até a falha do GPS 151
Tabela 5.15 – Característica do erro na posição norte durante a ausência do GPS 152
Tabela 5.16 – Característica do erro na posição leste durante a ausência do GPS 153

Tabela 5.17 – Característica do erro na altitude durante a ausência do GPS 154
Tabela 5.18 – Características do erro da posição norte, após a falha do GPS 156
Tabela 5.19 – Características do erro da posição leste, após a falha do GPS 156
Tabela 5.20 – Características do erro da altitude, após a falha do GPS 157
Tabela 5.21 – Características do erro da estimativa da velocidade na direção norte, veículo estacionado 163
Tabela 5.22 – Características do erro da estimativa da velocidade na direção leste, veículo estacionado 164
Tabela 5.23 – Características do erro da estimativa da velocidade na direção vertical, veículo estacionado 165
Tabela 5.24 – Características do erro da estimativa da velocidade na direção norte 166
Tabela 5.25 – Características do erro da estimativa da velocidade na direção leste 167
Tabela 5.26 – Características do erro da estimativa da velocidade na direção vertical 167
Tabela 5.27 - Análise do o resíduo normalizado, verificação da convergência do EKF da posição e velocidade, para o ensaio com o automóvel 169
Tabela 5.28 – Características do ângulo de roll, automóvel estacionado 174
Tabela 5.29 – Características do ângulo de pitch, automóvel estacionado 175
Tabela 5.30 – Características do ângulo de yaw, automóvel estacionado 175
Tabela 5.31 – Características do ângulo de roll, automóvel em movimento ... 176
Tabela 5.32 – Características do ângulo de pitch, automóvel em movimento 177
Tabela 5.33 – Ângulo de yaw, média e desvio padrão do erro, automóvel em movimento 177
Tabela 5.34– Análise do resíduo normalizado para o ensaio com o automóvel, verificação da convergência do EKF de atitude 179
Tabela 5.35 – Teste estático, características do desempenho da posição na direção norte 181

Tabela 5.36 – Teste estático, características do desempenho da posição na direção leste 182
Tabela 5.37 – Teste estático, características do desempenho da profundidade 183
Tabela 5.38 – Teste estático, características do desempenho da velocidade na direção norte..... 185
Tabela 5.39 – Teste estático, características do desempenho da velocidade na direção leste 186
Tabela 5.40 – Teste estático, características do desempenho de posição na direção vertical 187
Tabela 5.41 – Teste estático, características do desempenho dos ângulos de atitude..... 191
Tabela 5.42 – Teste estático, análise do resíduo normalizado, verificação da convergência do EKF da atitude..... 192

LISTA DE ABREVIATURAS

EPUSP	Escola Politécnica da Universidade de São Paulo
VSNT	Veículo Submarino Não Tripulado
VSOR	Veículo Submarino de Operado Remotamente
VSSA	Veículo Submarino de Operação Semi-Autônomo
VSOA	Veículo Submarino de Operação Autônoma
UUV	Unmanned Underwater Vehicle
ROV	Remotely Operated Vehicle
SAUV	Semi-Autonomous Underwater Vehicle
AUV	Autonomous Underwater Vehicle
LVNT	Laboratório de Veículos Não tripulados da USP
GPS	Global Positioning System
GIB	GPS Intelligent Buoy
VLBL	Virtual Long Baseline
USBL	Ultra Short Baseline
SBL	Short Baseline
LBL	Long Baseline
INS	Inertial Navigation System
IMU	Inertial Measurement Unit
DVL	Doppler Velocity Log
SLAM	Simultaneous Localization and Mapping

SAS	Synthetic Aperture Sonar
WGS	Word Geodetic System
LVS	Laser-based Vision System
UMI	Unidade de Medição Inercial
ECI	Earth – Centered – Inertial
ECEF	Sistema de coordenadas Earth-Centered, Earth-Fixed
LPT	Local Tangent Plane
NED	Sistema de coordenadas North, East, Down
ENU	East – North – Up
RPY	Roll – Pitch – Yaw
MTC	Matriz de Transformação de Coordenadas
MCD	Matriz de Co-senos Diretores
CDT	Conduction, Density and Temperature
EKF	Extended Kalman Filter
STR	Sistema de Tempo Real
VFP	Vector Floating Point
MEMS	Micro Electro-Mechanical System

LISTA DE SÍMBOLOS

a_i	Vetor aceleração inercial
$C_{\varepsilon}^{\varsigma}$	Matriz de rotação que transforma um vetor na base ε para a base ς
ϕ	Ângulo de rotação positiva sobre o eixo X ou ângulo de roll
θ	Ângulo de rotação positiva sobre o eixo Y ou ângulo de pitch
ψ	Ângulo de rotação positiva sobre o eixo Z ou ângulo de yaw
p, q, r	Velocidades angulares no sistema de coordenadas da plataforma
Ω_{np}^{p}	Matriz de propagação da velocidade de rotação do sistema da plataforma
λ	Latitude
ϕ	Longitude
m	Massa de um corpo
f	Vetor força específica
g	Vetor aceleração da gravidade
r	Vetor posição
v_i	Vetor de velocidade da plataforma representado no sistema inercial
v_e	Vetor de velocidade da plataforma representado no sistema terrestre

ω_{ie}	Vetor de rotação da Terra projetada no sistema inercial
$\otimes$	Notação para designar produto vetorial
Ω	Velocidade angular de rotação da Terra
g_l	Vetor gravidade local
v_e^e	Velocidade terrestre projetada no sistema ECEF
ω_{ep}^p	Vetor de velocidade angular da plataforma em relação ao sistema terrestre, projetada no sistema da plataforma
v_e^i	Velocidade terrestre projetada no sistema ECI
ω_{en}	Vetor de velocidade angular do sistema NED em relação ao sistema ECEF
v_e^n	Velocidade linear da plataforma no sistema de coordenadas NED
a_e^n	Aceleração a ser utilizada para determinar a posição da plataforma no sistema NED
ω_{en}^n	Velocidade angular da plataforma no sistema de coordenadas NED
ω_{ie}^n	Vetor rotação da Terra projetado no sistema NED
t	Tempo
$\Delta T, T$	Período de Amostragem
p_N, p_E, p_D	Posições do veículo no sistema de coordenadas NED
h	Variável que representa a altitude em relação ao nível do mar
$x(t), x_k$	Vetor de estados contínuo e discreto

$y(t), z(t), z_k$	Vetor de medidas contínuo e discreto
$u(t), u_k$	Vetor de entradas de controle contínuo e discreto
Φ, A	Matriz de transição de estados, contínuo e discreto
Γ, B	Matriz de entradas de controle, contínuo e discreto
C	Matriz de ruídos do processo
H	Matriz de leitura dos sensores
G	Matriz que modela os ruídos de medição
$w(t), w_k$	Vetor de ruídos brancos associado ao processo, contínuo e discreto
$v(t), v_k$	Vetor de ruídos associado à medição contínuo e discreto
$p(x)$	Probabilidade de x
$N(\mu, \sigma^2)$	Distribuição normal com média μ e variância σ^2
Q	Covariância do ruído de processo (dinâmica)
R	Covariância do ruído de medição
$\bar{x}_{k+1}$	Estimativa a priori do vetor de estados x
$\hat{x}_k$	Estimativa do vetor de estados x
P	Matriz de covariância do erro do filtro de Kalman
K	Ganho do filtro de Kalman
$\hat{\bar{x}}_k$, $\hat{x}_k^-$	Estimativa a priori do vetor de estados x
$\hat{x}_k^+$	Estimativa a posteriori do vetor de estados x

v_e^p	Velocidade da plataforma
v_e^n	Velocidade no sistema de coordenadas NED
R, R_0	Raio da Terra
$[p\ ,\ q\ ,\ r]$	Velocidades angulares da plataforma no sistema de coordenadas da plataforma
b	Sinal de “bias” (víeis)
$[b_{g_p}\ ,\ b_{g_q}\ ,\ b_{g_r}]$	Erros de bias (víeis) do giroscópio no sistema de coordenadas da plataforma
$[b_{a_x}\ ,\ b_{a_y}\ ,\ b_{a_z}]$	Erros de bias (víeis) do acelerometro no sistema de coordenadas da plataforma
v	Velocidade
v_0	Velocidade inicial
$a\ ,\ a_x\ , a_y\ , a_z$	Aceleração mensurada
ω	Velocidade angular
σ	Desvio padrão
σ^2	Variância

1 INTRODUÇÃO

Há muito tempo, o mar é considerado uma parte do território nacional devido às riquezas e benefícios que este oferece. As principais atividades marítimas são para fins de transporte, exploração, produção e, atualmente, devido a preocupações ambientais estão crescendo os estudos geológicos e biológicos. As primeiras atividades desenvolvidas eram realizadas na superfície marinha ou em pequenas profundidades submarinas, tais como a pesca, a produção de sal e o transporte de pessoas e produtos.

Com o progresso e com as guerras, houve a necessidade de se explorar as médias e altas profundidades, para fins de extração de recursos naturais como petróleo, gás, minérios e realização de pesquisas científicas para a coleta de amostras da fauna e flora, e manutenção da segurança do território nacional utilizando tecnologias furtivas (não detectadas por radares).

A partir destes fatos, surgiu a necessidade de se desenvolver veículos submarinos não tripulados de pequeno e médio porte para realizar missões específicas, por exemplo: tarefas que colocam a vida humana em risco, tarefas comerciais que necessitam reduzir custo ou melhorar a precisão e tarefas onde os homens são incapazes de executá-las (exploração em altas profundidades).

Um Veículo Submarino Não Tripulado (VSNT), também conhecido genericamente como robô submarino, pode ser classificado de acordo com seus graus de automação e autonomia de operação. Existem basicamente três classes diferentes de robôs submarinos: Veículo Submarino de Operação Remota (VSOR), Veículo Submarino de Operação Semi-Autônomo (VSSA) e o Veículo Submarino de Operação Autônoma (VSOA). Na literatura técnica internacional eles são conhecidos como Unmanned Underwater Vehicle (UUV) e classificados pelos tipos Remotely Operated Vehicle (ROV), Semi-Autonomous Underwater Vehicle (SAUV) e Autonomous Underwater Vehicle (AUV), respectivamente aos nomes usados em língua portuguesa.

Estes veículos normalmente são autopropelidos e suas manobras são executadas com o auxílio de propulsores e superfícies de controle. As trocas de informações com a estação de apoio pode ser realizada via cabos umbilicais, redes wireless (o umbilical é ligado a um datalink que se encontra na superfície para transmitir os dados), sinais acústicos e em alguns casos esta comunicação pode até não ser on-line, ou seja, o veículo armazena todos os dados que interessa à missão em uma memória física que se encontra interna ao veículo e quando este é resgatado faz-se a análise destes dados.

A caracterização dos dois principais tipos de UUV é explicada abaixo. Eles serão referenciados pelas respectivas siglas em inglês, que são as popularmente empregadas no meio tecnológico e acadêmico.

- O ROV é operado de uma estação localizada na superfície através de uma interligação física, o cabo umbilical. Em geral, o cabo umbilical é responsável pelo fornecimento de energia ao veículo e pela sua comunicação com a superfície. Como ele não é autônomo, a precisão dos seus movimentos depende essencialmente da habilidade do operador da superfície.

- O AUV é monitorado remotamente de uma estação base, esta pode estar localizada a grandes distâncias do local de operação do veículo, podendo ser até mesmo no continente, dispensando a estação de apoio na superfície marítima. Ele requer apenas uma embarcação para lançá-lo ao mar. A comunicação com veículo é estabelecida indiretamente, através de sinais acústicos entre o veículo e um transceptor flutuante. Este transceptor flutuante pode comunicar-se diretamente com a estação base ou ainda enviar dados para um satélite e este redirecionar os dados para estação base. O fornecimento de energia para a sua autonomia é baseado em baterias elétricas de bordo. A autonomia do veículo também depende da presença de um sistema de navegação. Além de sensores próprios para tal função, os AUVs costumam dispor

de algoritmos de fusão sensorial, que integram e corrigem as informações de movimento recebidas.

1.1 MOTIVAÇÃO

Atualmente, tanto instituições públicas como privadas, tem aumentado seus investimentos para pesquisa e desenvolvimento de veículos autônomos nas áreas terrestres, aéreas e oceânicas (SILVESTRE, 2000; COSTELLO et al., 1995).

Os AUVs estão sendo utilizados para monitoramento ambiental, levantamentos de dados geológicos e biológicos, e em aplicações militares como detecção de minas, por exemplo. Tais veículos apresentam vantagens comparativas em relação a sistemas rebocados e veículos operados remotamente por não serem limitados pela presença de um cabo, que os une a um navio na superfície, e nem necessitarem de um operador. Estas características proporcionam o isolamento das perturbações devido a ondas na sua operação, aumentando a velocidade, área e desempenho da operação, bem como reduzindo custos operacionais.

Um dos sistemas primordiais para a segurança destes veículos e para a identificação de locais de interesse para suas missões é o módulo de navegação, que inclui, além dos sensores específicos, um programa na unidade de processamento embarcada, responsável pela correção e combinação de suas medidas. Assim, a pesquisa e implementação dos sistemas de navegação específicos para AUVs é condição para a capacitação no desenvolvimento desses veículos. Por navegação, neste trabalho, entenda-se que é a determinação da posição e da atitude atual do veículo no espaço.

Um observador de estados comumente utilizado no programa de navegação para as funções mencionadas é o algoritmo do Filtro de Kalman. Sua teoria foi proposta em 1960 por Rudolf E. Kalman e ainda hoje é

frequentemente usado em navegação veicular, de maneira geral, por utilizar de uma filtragem ótima e recursiva, facilitando a sua implementação em computadores.

Com o desenvolvimento do AUV Pirajuba (DE BARROS et al., 2010) pelo Laboratório de Veículos Não-Tripulados (LVNT) da Universidade de São Paulo, houve a necessidade de se implementar um sistema de navegação para este veículo. Tal sistema deve aproveitar a experiência do laboratório no estudo de sensores para a navegação inercial (DE BARROS et al. 2006) e na implementação do Filtro de Kalman on-line com requisitos de tempo real para a navegação de veículos aéreos não-tripulados (ZANONI, 2007), e deve ser incorporado à arquitetura de controle atualmente utilizada no veículo (DE BARROS et. al 2010).

1.2 OBJETIVOS

Com este trabalho de mestrado, pretende-se dar uma visão sobre a aplicação do Filtro de Kalman para o problema de navegação de um AUV. A técnica de fusão sensorial analisada tem a função de processar e combinar os dados aquisitados de vários sensores para obter as estimativas de atitude, velocidade e posição do veículo. Destaque será dado às questões referentes à execução do algoritmo do filtro de Kalman de modo a satisfazer os requisitos de tempo-real da missão do veículo.

Inicialmente, priorizou-se estudar os sensores de movimento comumente embarcados no veículo. A inclusão de sistemas acústicos de posicionamento também será considerada, investigando-se algumas configurações necessárias para a obtenção de um sistema de navegação eficiente e de baixo custo para as missões do AUV.

O trabalho também visa à investigação de técnicas de fusão sensorial, baseadas na teoria do Filtro de Kalman, que são comumente empregados para esta tarefa.

Aspectos de implementação do algoritmo do filtro de Kalman num sistema embarcado de tempo-real são tratados, utilizando-se como base o desenvolvimento do sistema de navegação integrado à arquitetura de controle de um AUV.

Testes de desempenho do algoritmo de navegação baseado na técnica do Filtro de Kalman Estendido são executados através de simulações e experimentos com sistemas embarcados referentes ao AUV Pirajuba, desenvolvido pelo Laboratório de Veículos Não Tripulados do departamento de Engenharia Mecatrônica e Sistemas Mecânicos da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo.

1.3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Os principais sensores utilizados na navegação de AUVs quando submersos incluem unidades de movimento inerciais, conhecidas pela sigla inglesa IMU, bússolas magnéticas, profundímetros, velocímetros Doppler e sistemas acústicos de posicionamento.

Um estudo introdutório sobre os aspectos que envolvem a navegação inercial pode ser obtido em Grewal; Henderson e Miyasako (1991), Kelly (1996) e Stovall (1997). Informações sobre tecnologias de sensores inerciais e suas aplicações, são apresentadas por Lawrence (1998), Junqueira (2003), Zanoni (2006). Técnicas para melhorar o desempenho dos sensores inerciais são encontradas em Crossbow (2002). Técnicas de calibração de sensores inerciais podem ser encontradas em Grewal; Henderson e Miyasako (1991), onde é descrito um algoritmo que utiliza o filtro de Kalman para calibrar centrais inerciais embarcadas em mísseis. Técnicas de como se efetuar o alinhamento terrestre estático e o alinhamento terrestre dinâmico são descritas em Titterton e Weston (2004) e Shin (2001) respectivamente.

A modelagem e os principais sistemas de coordenadas empregados na navegação “strapdown” podem ser obtidos em Titterton e Weston (2004) e

Rogers (2000), sendo que em Craig (1989) o leitor encontrará subsídios introdutórios. Uma abordagem à navegação inercial de precisão pode ser obtida em Chatfield (1997). Esta obra explora uma enorme quantidade de conceitos e fontes de erros que afetam a navegação inercial, mas não aborda explicitamente o problema da navegação “strapdown”.

Para casos em que são exigidos grandes períodos de navegação e aplicações em áreas extensas, é necessário levar em consideração que a terra é elíptica, desta forma pode-se consultar o tratado “World Geodetic System” de 1984 (WGS-84, 1984) que define a forma geométrica terrestre e também indica as correções necessárias para se implementar modelos de navegação inercial.

Os trabalhos de Grewal; Weill e Andrews (2001) e Rogers (2000) apresentam a navegação inercial modelada em variáveis de estado e posteriormente submetida a um filtro de Kalman para estimar os estados. O filtro de Kalman é comumente empregado em sistemas de navegação inercial, como se pode observar em vários trabalhos abordados nesta revisão bibliográfica.

Os sistemas de posicionamento acústicos comumente utilizados em missões com ROVs e AUVs incluem: o GIB (do inglês GPS Intelligent Buoy), o VLBL (do inglês Virtual Long Baseline), o USBL (do inglês Ultra Short Baseline), o SBL (do inglês Short Baseline) e o LBL (do inglês Long Baseline) Seus princípios de funcionamento e suas finalidades de utilização são apresentados em Desset et al. (2003), Alcocer et al. (2006), LaPointe (2006), Morgado e Silvestre (2009), Whitcomb et al. (1999) e Milne (1983). Técnicas de calibração e alinhamento do sensor de efeito Doppler em conjunto com um sensor de atitude são apresentadas por Kinsey e Whitcomb (2007).

Modelos de navegação inercial “strapdown” aplicados a veículo submarinos, são apresentados em Yun et al. (1999) e Zhao e Gao (2004). Nestes trabalhos, são abordadas técnicas de navegação inercial para veículos submarinos auxiliadas pelo sistema de posicionamento baseado em satélites, conhecido por GPS (do inglês, Global Positioning System).

Uma aplicação de baixo custo para navegação de veículos é proposta por Lee e Jun (2007), onde se realiza a integração de um GPS e uma IMU de baixo custo, através do Filtro de Kalman. A atitude para este trabalho é determinada utilizando o receptor de GPS com múltiplas antenas. Este sistema foi utilizado para fazer a navegação de uma aeronave e sua eventual aplicação em veículos subaquáticos só poderia ser considerada para baixas profundidades.

Para os casos onde a aplicação do veículo é próxima aos pólos, latitudes superiores a 80º, a estimação da atitude fica comprometida, pois as bússolas perdem sua funcionalidade, logo, há a necessidade de se utilizar outros sensores. Para esta finalidade, McEwen et al. (2003) propõe um conjunto de giroscópios do tipo ring-laser acoplado a um DVL (do inglês, Doppler Velocity Log) e um GPS. Além destes, o veiculo possuía outros sensores tradicionais para o cálculo da atitude com a finalidade de realizar comparações.

Outros trabalhos que utilizam a navegação inercial em conjunto com outros sensores específicos para veículos submarinos são Larsen (2001, 2006), Lapointe (2006), Jouffroy e Opderbecke (2007) e Jakuba et al. (2008). Nestes trabalhos utiliza-se o filtro de Kalman para realizar a fusão sensorial entre os dados amostrados da IMU, bússola, DVL e um sistema de linhas de base (do inglês, baseline), estas podendo ser ultracurta (do inglês, Ultra short), curta (do inglês, short) e longa (do inglês, long). Estes e os trabalhos de Zhao e Gao (2004) e Lee e Jun (2007) mencionados acima são exemplos próximos da aplicação que será analisada nesta dissertação. Sendo assim, tais referências são utilizadas como base para o sistema de navegação proposto para o AUV Pirajuba. Neste, será aplicada a teoria do filtro de Kalman, considerando somente as características cinemáticas do veículo e os seguintes sensores: unidade de medição inercial, bússola, DVL, profundímetro e um sensor de posicionamento acústico.

Uma fusão de dois sensores foi utilizada por Whitcomb et al. (1999), sendo empregado um sistema do tipo LBL em conjunto com um DVL. A atitude

do veículo foi obtida a partir da bússola do DVL. Com este sistema, foi obtida uma boa precisão no posicionamento do veículo, com um desvio padrão do erro, na direção X e Y, de 0.09 metros.

Finalmente, uma abordagem mais recente, oriunda da teoria de navegação de robôs móveis trata de sistemas de mapeamento e localização simultâneos, SLAM (do inglês, Simultaneous Localization and Mapping). Aplicações dessas técnicas para a navegação de veículos subaquáticos são descritas a seguir.

Para se realizar a navegação em pequenas áreas, por exemplo, pode-se empregar um sistema de câmeras juntamente com várias marcas previamente determinadas e espaçadas igualmente entre si, no leito da área sob inspeção, figura 1.1. A implementação deste sistema utiliza um PC104 com o sistema operacional QNX em conjunto com a técnica do SLAM para desenvolver o sistema de posicionamento. Este sistema de navegação é descrito por Carreras et al.(2003).

Figura 1.1 – Navegação por câmeras em conjunto com demarcações

Em Ruiz et al. (2003) é utilizado um sensor do tipo side scan sonar (sonar de varredura lateral), aplicado em conjunto com o método SLAM para

determinar a posição do veículo. Este trabalho ainda faz a fusão deste com outros dois sensores sendo eles: DVL e bússola tri-axial.

Um sistema de navegação incomum foi desenvolvido por Hagen et al. (2001) onde utilizou-se um sonar de abertura sintética, SAS (do inglês, Synthetic Aperture Sonar) para desenvolver um sistema de navegação do tipo SLAM, em conjunto com outros sensores como INS, profundímetro, DVL e bússola.

Para o caso de navegação de áreas extensas, uma solução viável pode ser a utilização do sonar multifeixe ("multibeam"), que é um sonar de varredura em três dimensões, em conjunto com uma INS de boa precisão. Para esta fusão, pode-se utilizar o filtro de Kalman linear, (NYGREN; JANSSON, 2004).

Um algoritmo diferente do Filtro de Kalman, para realizar a fusão sensorial e a estimativa da trajetória de um veículo móvel, foi apresentado por Campos et al. (2004). Neste trabalho, foi aplicada a teoria do filtro de partículas. Os autores, no entanto, concluíram que sua utilização seria possível somente off-line, devido ao nível de processamento utilizado, cerca de 18 vezes a carga computacional requerida pelo Filtro de Kalman.

1.4 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

O presente trabalho inicia-se apresentando uma breve introdução sobre os veículos submarinos não tripulados e os sistemas de navegação utilizados para seu posicionamento.

Em seguida, no capítulo 2, faz-se uma investigação dos sensores inerciais (acelerômetros e giroscópios). É apresentada a fundamentação teórica necessária para desenvolver a navegação inercial do tipo "Strapdown". Além disso, estudaram-se os principais sistemas de coordenadas empregados nos sistemas de navegação e suas relações de transformação. São apresentados, a seguir, os sistemas de navegação acústicos, com a descrição dos sensores e algoritmos correspondentes. Finalmente, sensores de menor

complexidade que completam o sistema de navegação típico de um AUV são descritos.

O capítulo 3 descreve, inicialmente, a teoria básica do Filtro de Kalman discreto (linear e estendido). Os modelos cinemáticos completos e simplificados que regem o sistema de navegação são descritos a seguir. A finalização da modelagem matemática ocorre com a apresentação da aplicação do filtro de Kalman estendido para o modelo proposto, bem como sua implementação por diagramas de blocos no software de simulação.

O capítulo 4, inicialmente apresenta a metodologia, a arquitetura de hardware, o processo de desenvolvimento e as normas utilizadas para desenvolver o software do filtro de Kalman. Em seguida, apresentam-se noções básicas dos sistemas de tempo real contextualizados dentro da aplicação proposta para este trabalho, explicando a importância deste estudo para a viabilidade de implementação do estimador, para que este seja utilizado durante a missão do AUV. Passa-se, em seguida, à descrição das ferramentas básicas e dos requisitos necessários para o desenvolvimento da aplicação do estimador em tempo real, tanto em termos dos componentes de hardware como das ferramentas de software necessárias à implementação do filtro. Finalmente, apresenta-se o software que foi desenvolvido para a atividade de navegação, procurando-se exibir sua capacidade de funcionamento em tempo real.

O capítulo 5 apresenta os testes com um simulador do movimento do AUV Pirajuba e ensaios de bancada off-line com sensores reais como parte da demonstração da funcionalidade e viabilidade da utilização do estimador proposto. Ensaios com um veículo automotivo, com a finalidade de demonstrar a correta implementação dos EKFs em tempo real são apresentados a seguir. Por fim, um ensaio estático com os principais sensores que serão empregados no AUV Pirajuba com o objetivo de verificar o funcionamento correto da arquitetura do sistema como um todo e verificar o comportamento dos EKFs com estes sensores, encerram a seção de testes.

Para finalizar este trabalho, o capítulo 6 contém algumas conclusões dos estudos aqui realizados, juntamente com sugestões para o prosseguimento desta pesquisa.

2 SENSORES EMPREGADOS NA NAVEGAÇÃO DE UM VEÍCULO SUBMARINO NÃO TRIPULADO

Neste capítulo, são apresentados os sistemas de sensores que constituem comumente o sistema de navegação de veículos submarinos não tripulados: unidades inerciais, sensores magnéticos, profundímetros e sistemas acústicos de navegação. Além da descrição dos sensores, trata-se da fundamentação teórica dos sistemas de navegação inercial do tipo “strapdown” e dos sistemas de navegação acústica. Investigar-se-á também os principais sistemas de referência utilizadas na navegação e suas relações de transformação.

2.1 SENSORES INERCIAIS

2.1.1 CONFIGURAÇÃO STRAPDOWN E PLATAFORMA

“Strapdown” é o nome dado para um sistema de medição inercial integrado, onde os sensores inerciais, conjuntos de acelerômetros e giroscópios, são montados sobre eixos ortogonais coincidentes e fixados diretamente no veículo ou em uma base rígida, portanto, o movimento angular não é isolado. Tais sistemas são muitas vezes referidos como sistemas analíticos (DE LIMA, 2005; CARDEIRA, 2009; TITTERTON; WESTON, 2004) ou ainda como sistemas solidários (GARROTTI, 2003). Os sinais produzidos pelos sensores inerciais são analisados e corrijidos matematicamente em um computador antes do cálculo das informações de navegação. O uso de um computador para criar e manipular os dados dos sensores inerciais reduz a complexidade mecânica do sistema de navegação inercial, assim, muitas vezes, reduz o custo e o tamanho do sistema e aumenta a sua confiabilidade (TITTERTON; WESTON, 2004).

O sistema completo para operar em três dimensões exige no mínimo três acelerômetros e três giroscópios, montados de acordo com a descrição acima.

Um sistema de navegação do tipo “strapdown” pode ser sub-dividido nos seguintes componentes: instrumentos inerciais; eletrônica de condicionamento de sinais; computador para o cálculo da atitude; e computador de navegação. Estes componentes, que constituem os blocos básicos de um sistema de navegação completo do tipo “strapdown”, são apresentados esquematicamente na figura 2.1.

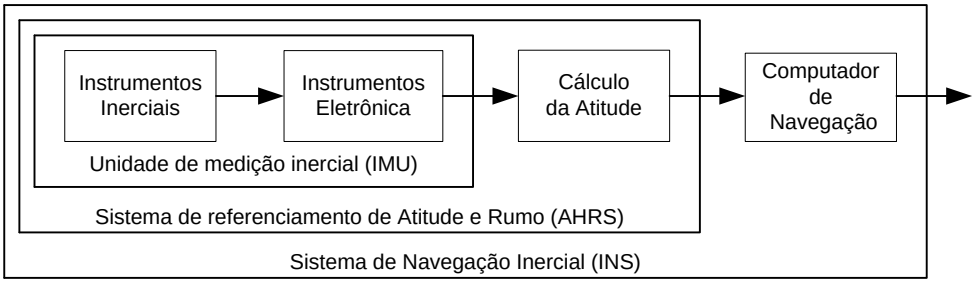


Figura 2.1 – Divisão por blocos de um sistema de navegação do tipo “strapdown”

Quando uma tríade de sensores inerciais (acelerômetros e giroscópios) é montada sobre uma base rígida e embarcada juntamente com um sistema de controle eletrônico dedicado, tem-se uma estrutura denominada unidade de medição inercial “strapdown” ou simplesmente “UMI” em inglês IMU (inertial measurement unit), neste trabalho utiliza-se da sigla em inglês, pois é mais utilizada na comunidade científica. Fixando-se uma IMU num dado corpo ou veículo, tem-se uma estrutura denominada “plataforma”. Esta estrutura passa a formar o sistema de coordenadas do veículo também denominado como sistema de coordenadas da plataforma.

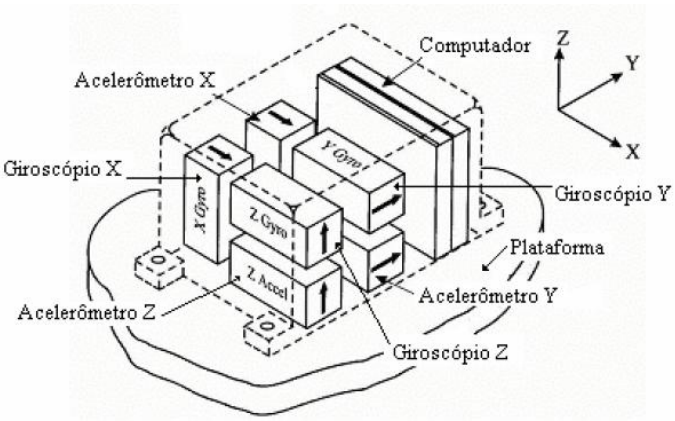


Figura 2.2 – Configuração de uma IMU "strapdown" (LAWRENCE, 1998)

Embora frequentemente assume-se que um sistema “strapdown” é fixado rigidamente no veículo, geralmente é necessário que este seja instalado em um sistema anti-vibração (AV), montado para oferecer um isolamento dos movimentos, do veículo, nas freqüências nas quais a IMU é particularmente sensível.

2.1.2 ACELERÔMETROS

Os acelerômetros são sensores utilizados parar medir a aceleração linear em sistemas inerciais. O sinal de saída de um acelerômetro fornece uma medida denominada: força específica, ou seja, um acelerômetro mede a aceleração do corpo juntamente com a aceleração gravitacional, a qual deve ser compensada. Em formulação vetorial tem-se

$$\mathrm{f} = a - g \tag{2.1}$$

onde f é o vetor força especifica, a é o vetor da aceleração com relação a um referencial desejado e g é o vetor aceleração da gravidade.

Para exemplificar o funcionamento do sensor, pode-se admitir que um corpo possua um acelerômetro fixado paralelamente ao seu eixo (eixo da ação gravitacional), orientado para cima, e que o mesmo encontra-se em repouso e perfeitamente nivelado sobre a superfície terrestre. Nestas condições, a leitura do acelerômetro será "$-g$" e, portanto deverá ser compensada. O conceito de força específica será visto em detalhes adiante.

2.1.3 GIROSCÓPIO

Os giroscópios utilizados em sistemas "strapdown" são sensores capazes de medir a variação angular de um corpo com relação a um sistema inercial. O sinal fornecido pelo giroscópio é a taxa angular ou velocidade angular e, portanto deve ser integrada para que se possa obter o ângulo de rotação.

2.1.4 RUÍDO E ERROS DE SENSORES

As principais fontes de erros que corrompem a exatidão de um sistema de navegação inercial são: imperfeição dos sensores e erros devido a distúrbios aleatórios (STOVALL, 1997). A investigação destes erros é importante para a sua compensação e consideração na modelagem matemática do filtro de Kalman.

Os erros devido às imperfeições dos sensores podem ser identificados com elevada precisão por um processo denominado calibração e são classificados como erros determinísticos, ou seja, podem ser expressos por uma função matemática bem determinada. Já as fontes de erros de natureza aleatória não possuem uma função matemática bem determinada, podendo apenas ser descritas através da teoria de processos estocásticos, Papoulis e

Pillai (2001). A seguir serão citadas as principais fontes de erros que degeneram um sistema de navegação inercial do tipo strapdown.

- **Random Walk** é um ruído com distribuição normal e é constituído pela somatória de processos com ruído branco, sendo que este tipo de ruído possui uma potência espectral em todas as freqüências. Ele é também conhecido como processo de Wiener (GREWAL; WEILL; ANDREWES, 2001).

- **“Bias”** (ou viés) pode ser considerado como um nível de sinal constante ou que varia muito lentamente e independentemente do sinal de entrada. Mesmo sendo constante, um sinal de “bias” pode mudar de valor em algumas condições, por exemplo, ao se religar o equipamento. Normalmente, esse desvio é modelado como uma constante aleatória.

- **Fator de escala** é um erro proporcional ao sinal de entrada. Este é considerado como um parâmetro determinístico e deve ser estimado e compensado. Embora seja idealmente modelado como uma constante, indicando uma relação de linearidade entre entrada e saída (coeficiente angular de uma equação de reta), na prática, isso nem sempre ocorre, e em alguns casos, a não linearidade deve ser considerada.

- **“Drift”** (ou deriva térmica) os sensores inerciais são afetados pela temperatura e devem ser compensados eletronicamente. Como esta compensação nunca é perfeita, a deriva térmica deve ser modelada como um processo aleatório.

- **Desalinhamento** é um erro resultante do desalinhamento mecânico entre eixos dos sensores. Idealmente os giroscópios e

os acelerômetros definem uma tríade ortogonal idealizada como a base de coordenadas da plataforma. Como na prática é impossível de se obter um perfeito alinhamento mecânico da plataforma, descrevem-se então os erros de alinhamento de cada sensor com relação aos eixos da plataforma como constantes aleatórias (STOVALL, 1997).

2.1.5 CLASSIFICAÇÃO DE UMA IMU

O desempenho da navegação inercial está diretamente relacionado à qualidade dos sensores empregados na IMU, devido, principalmente, aos seus erros e ruídos. De acordo com Brown e Hwang (1997), os sistemas comerciais de IMUs “strapdown” são divididos basicamente em três categorias: alta qualidade, média qualidade e baixa qualidade.

- **Alta qualidade** refere-se a sistemas capazes de navegar e sentir as mudanças de orientações com excelente precisão por longo tempo de duração (tipicamente horas) somente com a IMU.

- **Média qualidade** requer o auxílio de sensores externos para manter a capacidade oferecida pelos sistemas de alta qualidade. Sistemas de média qualidade conseguem operar durante curtos períodos de duração (tipicamente minutos) somente com a IMU.

- **Baixa qualidade** requer sensores externos para proporcionar um desempenho útil e são capazes de operar somente num curtíssimo intervalo de tempo (tipicamente segundos) utilizando apenas a IMU.

A tabela 2.1, extraída de Brown e Hwang (1997), mostra como são classificadas as IMUs, segundo alguns parâmetros de sensores. Dentre estes parâmetros estão, os erros de viés e “random walk” apresentados na seção anterior.

Tabela 2.1 - Classificação de uma IMU

Parâmetro do Sensor	Alta Qualidade	Média Qualidade	Baixa Qualidade
Máximo erro de viés para o giroscópio	$<0,01^{o}/h$	$0,1-1,0^{o}/h$	$10^{o}/h$
Random Walk do giroscópio	$3.10^{-5\,o}/s/\sqrt{Hz}$	$0,001^{o}/s/\sqrt{Hz}$	$>0,001^{o}/s/\sqrt{Hz}$
Máximo erro de viés para o acelerômetro[1]	$10-50\mu g$	$200-500\mu g$	$>1000\mu g$
Random Walk do acelerômetro[1]	$3-10\mu g/\sqrt{Hz}$	$50\mu g/\sqrt{Hz}$	$>50\mu g/\sqrt{Hz}$

1 'g' representa a aceleração da gravidade terrestre

2.2 SISTEMAS DE COORDENADAS E TRANSFORMAÇÕES PARA A APLICAÇÃO NA NAVEGAÇÃO INERCIAL

2.2.1 REFERENCIAIS UTILIZADOS NA NAVEGAÇÃO INERCIAL

Diversos sistemas de coordenadas podem ser utilizados para referenciar geograficamente um corpo no espaço. Assim, para definir a posição de um objeto, é necessário especificar o sistema de coordenadas no qual o objeto será representado. De acordo com Grewal, Weill e Andrewes (2001), os

sistemas de coordenadas utilizados em navegação inercial são constituídos basicamente por sistemas de coordenas esféricos, sendo que os mais utilizados são:

- **Sistema ECI ("Earth-Centered-Inertial")** – sua origem está no centro de massa da Terra, sendo que seu eixo x aponta na direção do ponto vernal, seu eixo z coincide com o eixo de rotação médio da Terra e seu eixo y é orientado seguindo a regra da mão direita. O sistema ECI é dito inercial por ser considerado fixo em relação a um corpo estelar distante.

- **Sistema ECEF ("Earth-Centered, Earth-Fixed")** – sua origem está no centro de massa da Terra, sendo que o eixo x orienta-se na direção do meridiano de Greenwich no nível da linha do Equador, o eixo z orienta-se em direção ao pólo norte e o eixo y é orientado seguindo a regra da mão direita. Este sistema de coordenadas movimenta-se com a Terra.

- **Sistema Curvilíneo ou Geodésico** – trata-se de um sistema de coordenadas esféricas, que considera um modelo elipsoidal da Terra, onde a localização do corpo é representada pela longitude, latitude e altitude em relação ao nível do mar. A longitude é definida como o ângulo entre o meridiano de Greenwhich (origem) e a normal à superfície elipsoidal de referência já a latitude é definida como o ângulo entre o plano equatorial (origem) e a normal à superfície elipsoidal de referência. Ambos os ângulos são definidos como positivos no sentido anti-horário.

- **Sistema LPT ("Local Tangent Plane")** – são designados como sistemas de coordenadas locais, onde a Terra é representada como uma superfície plana no ponto onde a navegação está

sendo analisada. Os sistemas LPT são compostos pelos sistemas de coordenadas NED e ENU, descrito a seguir.

- **Sistema NED ("North-East-Down")** – é um sistema de navegação local, sua origem pode ser estabelecida em qualquer ponto do globo terrestre, sendo que o eixo x orienta-se para o norte geográfico, o eixo z orienta-se na direção do centro da Terra sendo normal a sua superfície local, e seu eixo y é referenciado de acordo com regra da mão direita. Este sistema de coordenadas é amplamente utilizado para navegação de veículos.

- **Sistema ENU ("East-North-Up")** – é também um sistema de navegação local, similar ao sistema NED diferenciando-se basicamente na direção do eixo de coordenas z que é normal a superfície da Terra e orienta-se para cima. Este sistema de coordenadas é amplamente utilizado para navegação aérea.

- **Sistema RPY ("Roll-Pitch-Yaw**") – conhecido como sistema de navegação da plataforma, é um sistema cujos eixos são fixos no veículo, constituindo assim uma estrutura denominada "estrutura móveis". O eixo x (eixo de "roll") é orientado na direção nominal de movimento do veículo, o eixo y (eixo de "pitch") deve ser ortogonal a x e apontar para a direita enquanto que o eixo z (eixo de "yaw") segue a regra da mão direita. A figura 2.3 mostra como são representados os eixos onde ocorrem os movimentos de rotação denominados: "roll-pitch-yaw" (RPY), que podem ser traduzidos como "rolamento – caturro – guinada".

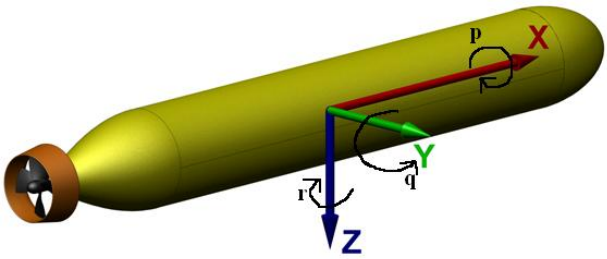


Figura 2.3 - Sistema de coordenadas: "Roll-Pitch-Yaw" (RPY)

A figura 2.4 ilustra a relação entre os quatro sistemas de coordenadas. No globo terrestre estão os sistemas ECI, cujos eixos são designados pelo sufixo '*i*', o sistema ECEF, com eixos designados pelo sufixo '*e*' e o sistema NED ou sistema de navegação local, onde os eixos são designados pelas letras '*N*', '*E*' e '*D*'.

O sistema RPY está fixo ao corpo do veículo (plataforma) que por sua vez se movimenta como o sistema de navegação local. A figura 2.5 mostra a relação entre os sistemas de navegação local, terrestre e geodésico.

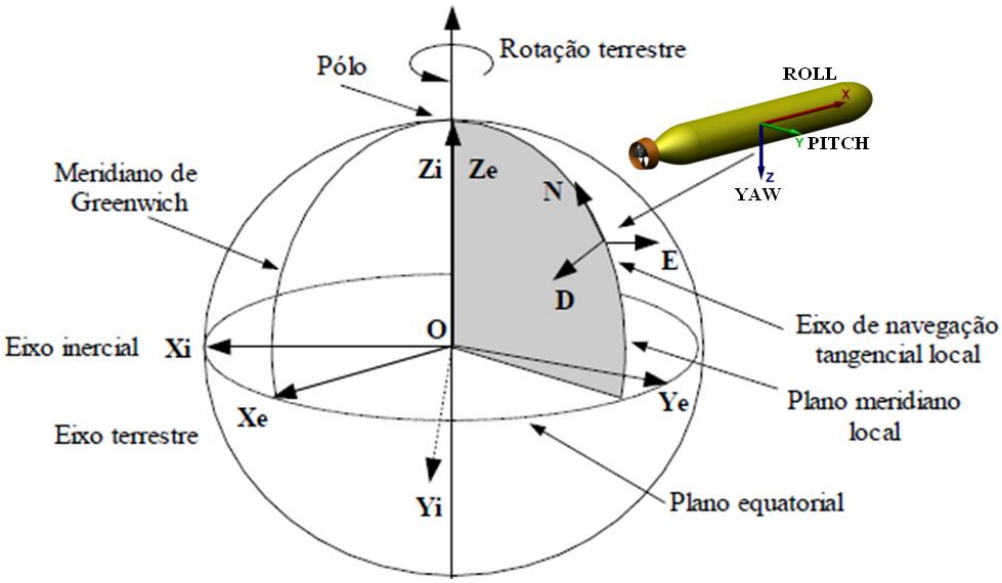


Figura 2.4 – Sistema de coordenadas: inercial, terrestre, local e da plataforma, baseada em Titterton e Weston, 2004.

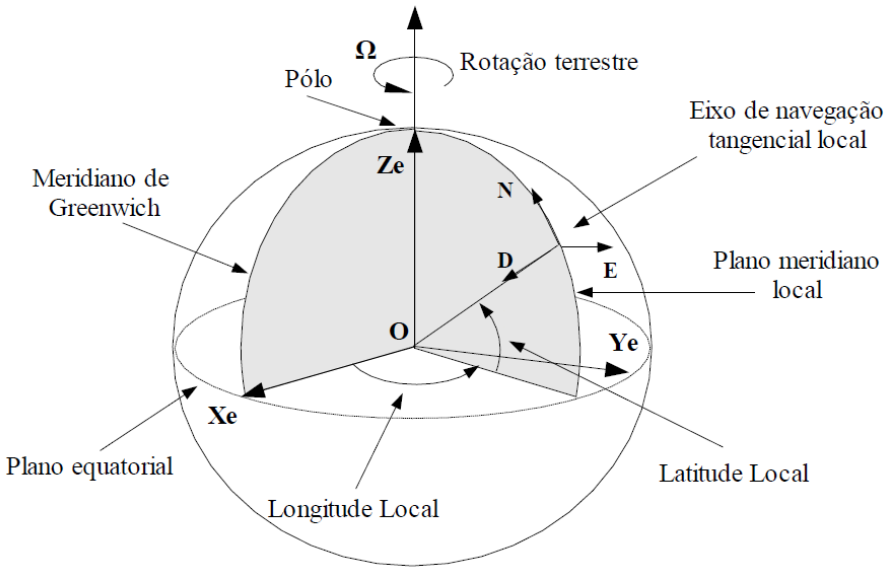


Figura 2.5 – Sistema de coordenadas: terrestre, local e geodésico, baseada em Kelly,1996.

2.2.2 TRANSFORMAÇÃO DE COORDENADAS

As transformações de coordenadas são utilizadas para converter um vetor representado num determinado sistema de coordenadas para outro sistema de coordenadas conveniente. Para exemplificar, considere um vetor de acelerações tridimensional no sistema de navegação local, NED, que é representado por:

$$a^n = \begin{bmatrix} a_N & a_E & a_D \end{bmatrix}^T \tag{2.2}$$

A matriz de transformação de coordenadas que leva o vetor de aceleração do sistema de navegação local, NED, para o sistema de navegação da plataforma RPY é definida como:

$$C_{NED}^{RPY} = C_n^p \tag{2.3}$$

Assim o novo vetor de acelerações no sistema RPY é dado por:

$$a^p = C_n^p a^n \tag{2.4}$$

As transformações de coordenadas podem ser obtidas por matriz de Cossenos Diretores, Ângulos de Euler ou “Quaternions”. Dependendo da aplicação, um tipo de transformação pode ser mais adequado que o outro, como no caso dos “quaternions” que evitam o problema da singularidade na matriz de transformação de coordenadas (MTC) também conhecido como “Gimbal Lock”, que é a impossibilidade de se obter a matriz transformação de coordenadas, devido a uma ou mais matrizes de rotação estar próximas da singularidade, ou seja, quando os movimentos angulares estão próximos à $\pm 90^o$ os cossenos das matrizes tornam-se nulos. Neste trabalho, para evitar as singularidades e não utilizar equações transcendentais optou-se por utilizar o quaternions, detalhes sobre o quaternions pode-se ver no Apêndice A.

A seguir, será apresentada a matriz transformação de coordenadas entre o sistema RPY e NED utilizando os ângulos de Euler, outras mudanças de coordenadas são apresentadas no Apêndice D.

2.2.3 TRANSFORMAÇÃO DE COORDENADAS ENTRE O SISTEMA RPY E O SISTEMA NED POR ÂNGULOS DE EULER

Serão apresentadas as matrizes de rotação que levam um vetor representado no sistema de coordenadas da plataforma RPY para o sistema de coordenadas de navegação local NED (equação 2.5) e do sistema NED para o RPY (equação 2.6), segundo os Ângulos de Euler. Os ângulos ϕ, θ, ψ são definidos como ângulos de rotações em torno dos eixos x, y, z no sistema RPY, respectivamente.

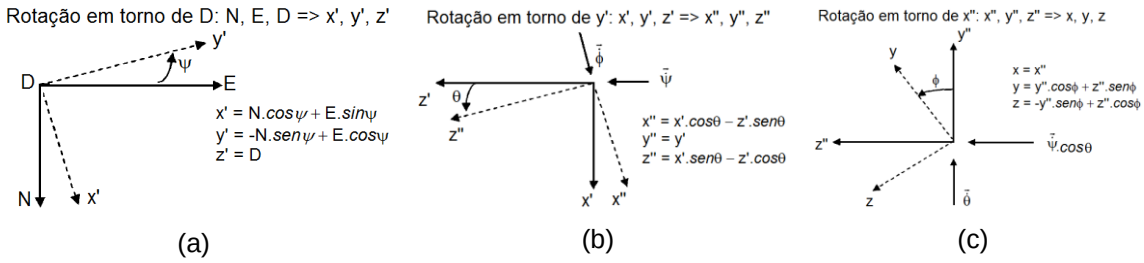


Figura 2.6 – Rotação do sistema de coordenadas da plataforma para o sistema NED: yaw (a), pitch (b) e roll (c)

Para realizar a mudança de coordenadas do sistema da plataforma para o sistema NED primeiramente deve fazer a rotação em torno do eixo x em seguida em torno do eixo y e finalmente em torno do eixo z, as suas matrizes de rotação são respectivamente (C_3), (C_2) e (C_1).

$$C_p^n = C_1 C_2 C_3$$

$$C_p^n = \begin{bmatrix} \cos\psi & -\sin\psi & 0 \\ \sin\psi & \cos\psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 & \sin\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\theta & 0 & \cos\theta \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\phi & -\sin\phi \\ 0 & \sin\phi & \cos\phi \end{bmatrix} \tag{2.5}$$

$$C_p^n = \begin{bmatrix} \cos\theta\cos\psi & -\cos\phi\sin\psi + \sin\phi\sin\theta\cos\psi & \sin\phi\sin\psi + \cos\phi\sin\theta\cos\psi \\ \cos\theta\sin\psi & \cos\phi\cos\psi + \sin\phi\sin\theta\sin\psi & -\sin\phi\cos\psi + \cos\phi\sin\theta\sin\psi \\ -\sin\theta & \sin\phi\cos\theta & \cos\phi\cos\theta \end{bmatrix}$$

Para realizar a mudança de coordenadas do sistema NED para o sistema da plataforma deve-se realizar a operação inversa da equação (2.5) $\left(C_n^p = \left(C_p^n\right)^{-1}\right)$. Como as matrizes de rotação são ortogonais, a matriz inversa é igual à matriz transposta, ou seja, $C_n^p = \left(C_p^n\right)^{-1} = \left(C_p^n\right)^T = C_3^T C_2^T C_1^T$

$$C_n^p = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\phi & \sin\phi \\ 0 & -\sin\phi & \cos\phi \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 & -\sin\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\theta & 0 & \cos\theta \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos\psi & \sin\psi & 0 \\ -\sin\psi & \cos\psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$C_n^p = \begin{bmatrix} \cos\theta\cos\psi & \cos\theta\sin\psi & -\sin\theta \\ -\cos\phi\sin\psi + \sin\phi\sin\theta\cos\psi & \cos\phi\cos\psi + \sin\phi\sin\theta\sin\psi & \sin\phi\cos\theta \\ \sin\phi\sin\psi + \cos\phi\sin\theta\cos\psi & -\sin\phi\cos\psi + \cos\phi\sin\theta\sin\psi & \cos\phi\cos\theta \end{bmatrix} \tag{2.6}$$

Para realizar a propagação destes ângulos ao longo do tempo, há a necessidade de se integrar no tempo as taxas dos ângulos de Euler $\dot{\phi}$, $\dot{\theta}$ e $\dot{\psi}$. Assim, eles são obtidos pelo conjunto de três rotações em relação a uma plataforma estável num dado sistema de navegação inercial (TITTERTON; WESTON, 2004). Conseqüentemente $\dot{\phi}$, $\dot{\theta}$ e $\dot{\psi}$ são as três componentes das velocidades angulares no mesmo referencial. As velocidades angulares p, q e r do sistema de coordenadas fixo ao corpo (giroscópios) podem ser relacionadas com as taxas angulares dos ângulos de Euler $\dot{\phi}$, $\dot{\theta}$ e $\dot{\psi}$, por:

$$\begin{pmatrix} p \\ q \\ r \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \dot{\phi} \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\phi & \sin\phi \\ 0 & -\sin\phi & \cos\phi \end{bmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 0 \\ \dot{\theta} \\ 0 \end{pmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\phi & \sin\phi \\ 0 & -\sin\phi & \cos\phi \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 & -\sin\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\theta & 0 & \cos\theta \end{bmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \dot{\psi} \end{pmatrix} \tag{2.7}$$

Rearranjando a equação e expressando-a na forma das taxas angulares $\dot{\phi}$, $\dot{\theta}$ e $\dot{\psi}$, obtém-se:

$$\begin{aligned} \dot{\phi} &= \left(q\sin\phi + r\cos\phi\right)\tan\theta + p \\ \dot{\theta} &= q\cos\phi - r\sin\phi \\ \dot{\psi} &= \left(q\sin\phi + r\cos\phi\right)\sec\theta \end{aligned} \tag{2.8}$$

Estas equações podem ser utilizadas para atualizar os ângulos de Euler a partir das taxas angulares do corpo obtidas dos giroscópios. Entretanto o uso destas equações está limitado até que as soluções para ϕ e ψ não se tornem

indefinidas, ou seja, até que não ocorra a singularidade “gimbal lock”, onde $\theta = \pm 90^{\circ}$.

2.3 MODELAGEM DA NAVEGAÇÃO INERCIAL “STRAPDOWN”

2.3.1 MODELAGEM DA ACELERAÇÃO

Um acelerômetro fornece uma medida de aceleração denominada força específica. Com a finalidade de conceituar esta aceleração considere um esquema simplificado de um acelerômetro, figura 2.7, onde uma força peso atua sobre uma massa de prova m e o corpo sofre um deslocamento com uma aceleração igual a a.

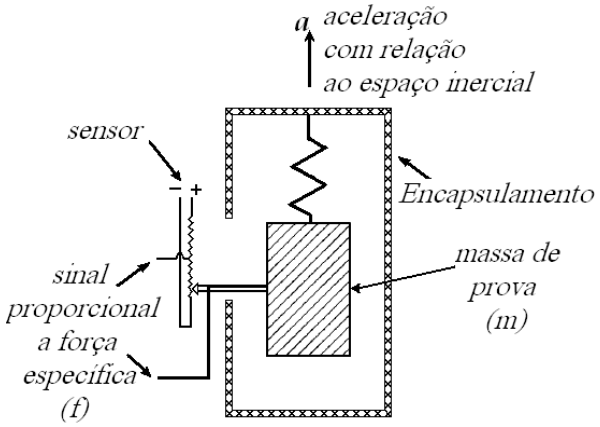


Figura 2.7 – Esquema simplificado de um acelerômetro, baseada em Titterton e Weston, 2004.

Considerando a segunda lei de Newton aplicada ao sistema tem-se que

$$\sum Forças = m \cdot a = m \cdot \mathrm{f} + m \cdot g \tag{2.9}$$

e a aceleração inercial é obtida por:

$$a_i = \mathrm{f} + g \tag{2.10}$$

Assim, a aceleração sentida pelo acelerômetro, é aquela devida ao movimento, ou seja, é a aceleração denominada força específica f, dada por:

$$\mathrm{f} = a_i - g \tag{2.11}$$

2.3.2 MODELAGEM DA NAVEGAÇÃO NO SISTEMA DE COORDENADAS DA NAVEGAÇÃO LOCAL (NED)

Para se navegar longas distâncias sobre a Terra, as informações de navegação são mais requeridas no sistema geográfico local ou de navegação local NED em termos das componentes de velocidade Norte, Leste e Vertical (com sentido em direção ao centro da Terra) e da Longitude, Latitude e Altitude (LLA). Embora tais informações possam ser computadas utilizando as estimativas de posição fornecidas pelos sistemas ECI ou ECEF, Apêndice E, elas envolvem transformações da velocidade v_e^i, v_e^e. Estas dificuldades aumentam ao representar o campo gravitacional com precisão em um computador. Por estas razões, o sistema de referência da navegação local, descrito a seguir, é freqüentemente utilizado quando se navega sobre a superfície terrestre (CHATFIELD, 1997).

Neste modelo, a velocidade terrestre da plataforma é dada por (TITTERTON; WESTON, 2004):

$$\left[\frac{dv_e}{dt}\right]_n = \left[\frac{dv_e}{dt}\right]_i - \left[\omega_{ie} + \omega_{en}\right] \otimes v_e \tag{2.12}$$

onde $\omega_{ie} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \Omega \end{bmatrix}^T$ é o vetor que expressa a velocidade de rotação da Terra em relação ao sistema de referência inercial, $\otimes$ representa o produto vetorial e ω_{en} é o vetor velocidade angular da plataforma relativo à Terra.

Como $\left[\frac{dv_e}{dt}\right]_i = \mathrm{f} - \omega_{ie} \otimes v_e + g_l$, obtém-se a equação da navegação inercial no sistema de coordenadas da navegação local, NED.

$$\left[\frac{dv_e}{dt}\right]_n = \mathrm{f} - \left[2\omega_{ie} + \omega_{en}\right] \otimes v_e + g_l \tag{2.13}$$

Como os acelerômetros medem a força específica no sistema de coordenadas da plataforma, torna-se necessário aplicar a transformação de coordenadas para o sistema NED. Para isto, tem-se:

$$\begin{aligned} \dot{v}_e^n &= C_p^n \mathrm{f}^p - \left[2\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n\right] \otimes v_e^n + g_l^n \\ a_e^n &= \dot{v}_e^n = \mathrm{f}^n - \left[2\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n\right] \otimes v_e^n + g_l^n \end{aligned} \tag{2.14}$$

onde C_p^n é a matriz de rotação usada para transformar o vetor força específica da plataforma para o sistema NED. Esta matriz propaga-se no tempo através da equação:

$$\dot{C}_p^n = C_p^n \Omega_{np}^p \tag{2.15}$$

onde Ω_{np}^p é a forma anti-simétrica de ω_{np}^p, que é a matriz de velocidade angular dos giroscópio em relação ao sistema de coordenadas navegação local. Esta matriz é obtida derivando-se as velocidades angulares expressas no sistema de referência da plataforma ω_{ip}^p e a velocidade de rotação terrestre ω_{in}, onde $\omega_{in} = \omega_{ie} + \omega_{en}$, e

$$\omega_{np}^p = \omega_{ip}^p - C_n^p \left[\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n\right] \tag{2.16}$$

Outras modelagens do sistema de navegação referenciadas em diversos sistemas de coordenadas podem ser observadas no Apêndice E.

2.3.3 DIAGRAMA DO SISTEMA DE NAVEGAÇÃO LOCAL (NED)

A figura 2.8 ilustra um diagrama que pode ser implementado para estimar coordenadas de posição, no sistema de coordenadas locais (NED), e a atitude de um veículo, a partir de uma central inercial do tipo “strapdown”, mostrando as etapas que devem ser seguidas no algoritmo do sistema de navegação. As grandezas indicadas neste diagrama são aquelas obtidas nas seções apresentas acima.

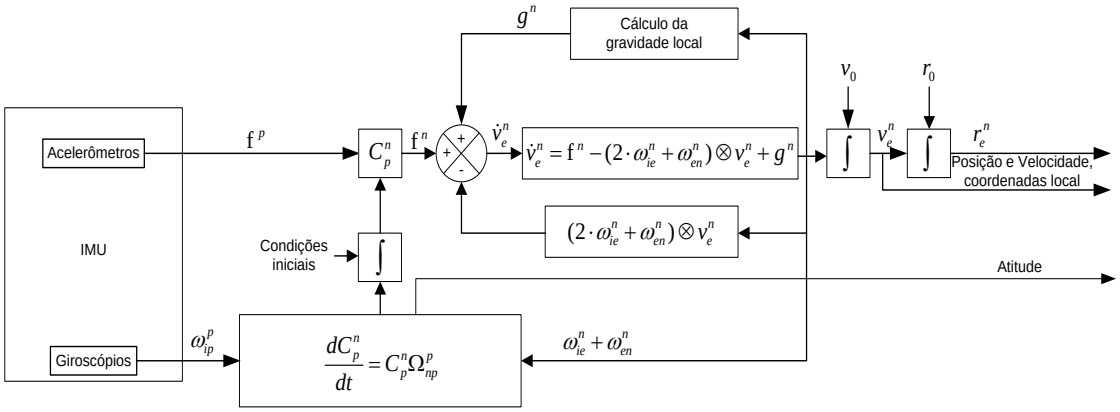


Figura 2.8 – Modelo do sistema de navegação

2.4 SISTEMAS ACÚSTICOS DE POSICIONAMENTO

Para determinar a posição de um veículo submaríno autônomo, a utilização de um sistema de localização global baseado num sistema de satélites, torna-se impossível, pois ao contrário dos outros meios, onde este sistema é amplamente utilizado, debaixo de água, as ondas eletromagnéticas geradas por este, têm dificuldades em se propagarem. Desta forma, é

necessário recorrer a outro sistema, sendo que neste trabalho, optou-se pela utilização de redes acústicas (baselines), que é uma alternativa eficaz para a medição de posição debaixo de água.

A lógica de funcionamento das redes acústicas é relativamente simples. Para saber a distância entre um alvo e um dos faróis acústicos, o alvo envia um sinal acústico e espera pela resposta do farol. Sabendo que o farol demora sempre o mesmo tempo para responder aos sinais, este pode ser retirado do tempo total, desde a inquisição até receber a resposta. Sobra então o tempo de ida e volta do sinal, que dividido por dois nos fornece o tempo que o sinal demora entre o veículo e o farol. Pode-se então agora com este dado e com a velocidade do som na água, calcular a distância entre o alvo e o farol.

$$d = v \cdot \Delta t \tag{2.17}$$

Na preparação das missões deve-se ter em conta que as medidas dependem da velocidade do som na água. Esta, por sua vez, depende das características do meio (temperatura, salinidade, pressão), sendo por isso necessário determinar a velocidade do som na área de atuação. Tal pode ser feita através da medição das características da água com um sensor CTD (condutividade, temperatura e profundidade) ou comparando à superfície a distância medida por acústica, com a distância medida por GPS, Nuno e Aníbal (2008).

Os principais sistemas de posicionamento acústico utilizados para veículos submersíveis são: linha de base longa (LBL), linha de base curta (SBL), linha de base ultracurta (USBL). Esta classificação de três grandes grupos é realizada de acordo com o tamanho de suas linhas de base, tal como consta na tabela 2.2.

Tabela 2.2 – Classificação dos sensores acústicos

Tipo do Sistema	Distância entre transdutores da linha de Base	Característica de medição
LBL	$50m \sim 6000m$	Somente posição
SBL	$10m \sim 50m$	Posição e possível direção
USBL	$<10cm$	Posição e direção

Mais recentemente, desencadeado pelo rápido desenvolvimento da tecnologia GPS, os novos sistemas de posicionamento acústico subaquático, que surgiram, utilizam bóias equipadas com receptores GPS e técnicas de comunicação acústica Kimball e Rock (2008), Larsen (2006), Ruiz et al. (2003), Zhao e Gao (2004), Jakuba et al. (2008). Exemplos desses sistemas incluem o chamado: Sistemas de Boias Inteligentes com GPS (GIB), Kimball e Rock (2008), Larsen (2006), e do Sistema de Posicionamento Global Acústico (BPA), Ruiz et al. (2003). Abaixo se apresenta uma breve uma breve descrição de posicionamento clássico, bem como os métodos gerais de funcionamento, as vantagens e limitações para cada grupo dos sistemas apresentados.

Sistemas de Linhas de Base Longa: Este sistema possibilita o cálculo da posição de alvos relativamente ao fundo oceânico. Ele é composto por um grupo de transponders fixos numa posição bem conhecida. Quando interrogados, cada transponder responde com uma freqüência diferente permitindo assim que o alvo distinga cada um dos sinais de resposta. A bordo do alvo é registrado o momento de interrogação do transponder tal como o da chegada do sinal de resposta. Assumindo o veículo parado ou com velocidade muito inferior à da do som na água, metade do tempo compreendido entre os dois instantes registrados, corresponde à duração da propagação da onda sonora entre o alvo e os transponders. Conhecendo as distâncias do alvo aos transponders e as suas posições pode então calcular a posição do alvo. Efetuando dois ciclos de interrogação/resposta entre o alvo e os transponders submerso, é possível determinar a posição do alvo.

As vantagens ao se utilizar o sistema de posicionamento do tipo LBL são:

- Fornece com uma boa exatidão a posição do veículo independente de sua profundidade.
- Redundância na observação
- Pode fornecer uma boa exatidão, mesmo em grandes áreas.
- Utiliza um único e pequeno transdutor no veículo.

As desvantagens ao se utilizar o sistema de posicionamento do tipo LBL são:

- Como este sistema é complexo, há a necessidade de utilizar pessoas especializadas para poder operá-lo.
- Equipamento de custo elevado
- Equipamento com alto custo de tempo para montá-lo e posterior recuperação.
- Sistemas convencionais deste modelo exigem calibração toda vez, antes de utilizá-lo

Sistemas de Linhas de Base Curta: é um dispositivo de posicionamento que utiliza três ou mais transdutores presos ao fundo de uma embarcação de superfície ou fixo em uma determinada posição na superfície do oceano. Este transdutor do veículo pode ser utilizado para receber as ondas ou para transmiti-las, desta forma, a posição do veículo pode ser calculada no próprio veículo ou na estação base. A precisão deste tipo de sensor é influenciada pela distância entre os transdutores de superfície sendo que quanto mais longe eles estiverem entre si maior será a exatidão da medição, podendo ficar próxima da precisão do LBL.

As vantagens ao se utilizar o sistema de posicionamento do tipo SBL são:

- Fácil utilização deste sistema, pois sua complexidade é pequena
- Boa exatidão

- A base do sistema se localiza no navio, não há necessidade de posicionar os transdutores no fundo do oceano.
- Possível redundância no sistema
- Transdutores de pequeno porte

As desvantagens ao se utilizar o sistema de posicionamento do tipo SBL são:

- O sistema necessita de uma linha de base grande para ser utilizados em águas profundas (profundidades maiores que quarenta metros)
- Sistemas convencionais deste modelo exigem uma calibração da estrutura em que os transponders são fixados
- Calibração do sistema de linha de base é necessária, mas geralmente não é realizada com rigor
- O posicionamento absoluto depende de sensores adicionais, barco com giroscópio e com uma unidade de referencia vertical.

Sistemas de Linhas de Base Ultra Curta: Neste sistema, os sensores acústicos encontram-se incorporados num agregado de receptores (agregado USBL) o que possibilita a utilização destes sistemas em veículos de pequenas dimensões, ainda há outro transponder fixo em uma embarcação flutuante na qual emitirá o sinal acústico (“ping”). Dada a proximidade dos sensores, distanciados de no máximo 10 cm entre si, o USBL não utiliza os tempos de percurso alvo-agregado para determinar as posições. Em vez disso, o seu funcionamento baseia-se na medida da diferença de fase, nos receptores, do sinal acústico emitido pelo transponder fixo à superfície. Esta diferença de fase relaciona-se matematicamente com a direção do transponder emissor relativamente ao agregado. Combinando a direção a que o transponder emissor se encontra com a distância entre emissor – agregado e com a profundidade do agregado (ou ambas), é possível determinar a posição do alvo relativamente à embarcação flutuante.

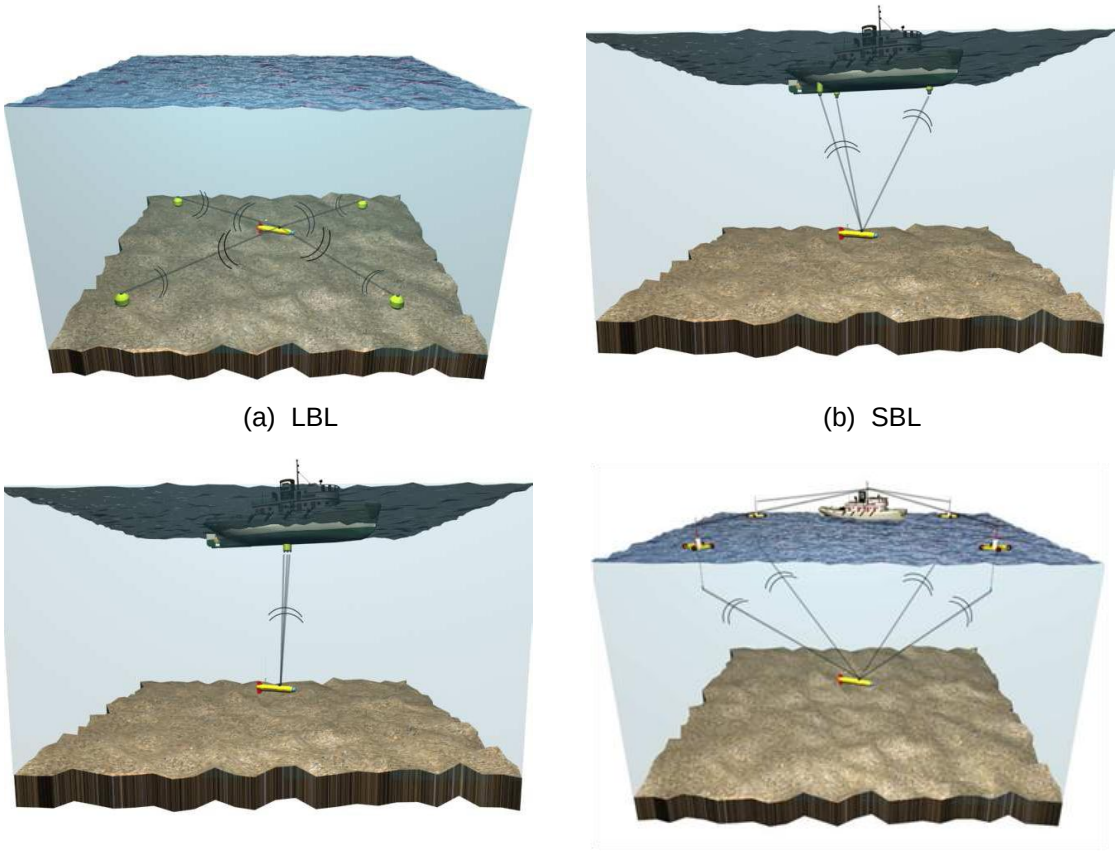
As vantagens ao se utilizar o sistema de posicionamento do tipo USBL são:

- Fácil utilização deste sistema, pois sua complexidade é pequena
- Não necessita de transponder no fundo do mar
- Somente um único transponder fica localizado na superfície
- Boa exatidão

As desvantagens ao se utilizar o sistema de posicionamento do tipo USBL são:

- Precisa de uma rigorosa calibração que nem sempre é realizada por completo
- O posicionamento absoluto depende de outros sensores como giroscópio e uma unidade de referência vertical (profundímetro)
- Possui mínima redundância
- O sistema requer um alto grau de alinhamento entre os transponders

Bóias Inteligentes com GPS é um sistema de posicionamento subaquático portátil baseado numa rede de bóias que se encontra na superfície e que medem a duração da propagação de sinais acústicos emitidos por um transmissor acoplado a um alvo submerso. Neste sistema, o transmissor está sincronizado com o relógio GPS e os momentos de emissão são conhecidos. Cada uma das bóias registra e transmite para uma estação de controle os instantes de recepção dos sinais. Na estação de controle, dado que se conhece o momento da emissão dos sinais, determina-se a duração da propagação destes, o que possibilita o cálculo da posição do alvo.



(a) LBL (b) SBL

(c) USBL (d) GIB

Figura 2.9 – Sistemas de posicionamento acústico (ALCOCER et al., 2006)

2.4.1 EQUACIONAMENTO PARA O CASO DE QUATRO TRANSDUTORES NA LINHA DE BASE.

A importância de se utilizar quatro transdutores se deve à necessidade de se obter o mensuramento da profundidade do veículo ou de servir como um sensor redundante, além de melhorar a exatidão do sistema de posicionamento.

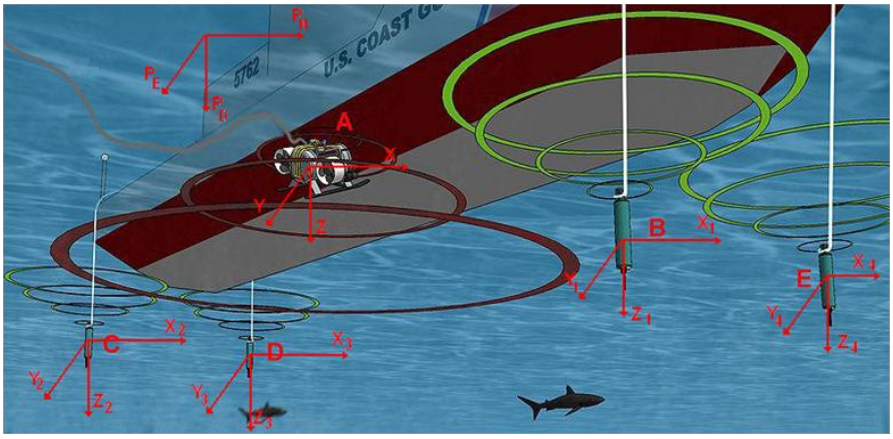


Figura 2.10 – Figura esquemática para representar os sistemas de referência, baseada em Desertstar, 2010.

A partir da figura 2.10, pretende-se calcular a posição do veículo em relação ao sistema de coordenadas (P_N , P_E , P_D), este equacionamento básico pode ser utilizado no sistema LBL bem como no SBL, para isto é necessário ser bem conhecida a posição de cada transdutor da linha de base, considerando o sistema de referência adotado.

Para calcular a posição do veículo, utilizará o algoritmo de rastreamento esférico. Este consiste em computar a posição do transdutor, que está no ponto de encontro das n ($n = 4$, no caso) superfícies esféricas com a origem em (x, y, z), os raios R_i (sendo $i = 1, 2, 3, ...n$ onde n é o número de transponder utilizados na linha de Base), onde os R_i é calculado a partir do tempo de resposta dos transponder da linha de base, pois ao multiplicarmos este tempo pela velocidade do som local obtém-se esta distância.

O conjunto de equações das esferas do sinal de cada transdutor até o seu ponto em comum pode ser observado nas equações (2.18) a (2.21):

$$(x - x_1)^2 + (y - y_1)^2 + (z - z_1)^2 = R_1 \tag{2.18}$$

$$(x - x_2)^2 + (y - y_2)^2 + (z - z_2)^2 = R_2 \tag{2.19}$$

$$\left(x-x_3\right)^2+\left(y-y_3\right)^2+\left(z-z_3\right)^2=R_3 \tag{2.20}$$

$$\left(x-x_4\right)^2+\left(y-y_4\right)^2+\left(z-z_4\right)^2=R_4 \tag{2.21}$$

Para obter a solução da posição do veículo é necessário isolar as três variáveis $\left(x,y,z\right)$ e eliminar os valores quadráticos delas $\left(x^2,y^2,z^2\right)$, para isto faz se a subtrações, entre si, das equações acima, ($\left(2.18-2.19\right)$, $\left(2.19-2.20\right)$, $\left(2.18-2.20\right)$ e $\left(2.18-2.21\right)$). Ao realizar estas operações tem-se:

$$\begin{aligned}
-2x\left(x_1-x_2\right)-2y\left(y_1-y_2\right)-2z\left(z_1-z_2\right)&=\left(R_1^2-R_2^2\right)-\left(x_1^2-x_2^2\right)-\left(y_1^2-y_2^2\right)-\left(z_1^2-z_2^2\right)\\
-2x\left(x_2-x_3\right)-2y\left(y_2-y_3\right)-2z\left(z_2-z_3\right)&=\left(R_2^2-R_3^2\right)-\left(x_2^2-x_3^2\right)-\left(y_2^2-y_3^2\right)-\left(z_2^2-z_3^2\right)\\
-2x\left(x_1-x_3\right)-2y\left(y_1-y_3\right)-2z\left(z_1-z_3\right)&=\left(R_1^2-R_3^2\right)-\left(x_1^2-x_3^2\right)-\left(y_1^2-y_3^2\right)-\left(z_1^2-z_3^2\right)\\
-2x\left(x_1-x_4\right)-2y\left(y_1-y_4\right)-2z\left(z_1-z_4\right)&=\left(R_1^2-R_4^2\right)-\left(x_1^2-x_4^2\right)-\left(y_1^2-y_4^2\right)-\left(z_1^2-z_4^2\right)
\end{aligned} \tag{2.22}$$

Estas equações podem ser reduzidas fazendo as seguintes substituições:

$$\begin{aligned}
A_1&=-2\left(x_1-x_2\right)\\
B_1&=-2\left(y_1-y_2\right)\\
C_1&=-2\left(z_1-z_2\right)
\end{aligned} \tag{2.23}$$

$$D_1=\left(R_1^2-R_2^2\right)-\left(x_1^2-x_2^2\right)-\left(y_1^2-y_2^2\right)-\left(z_1^2-z_2^2\right)$$

$$A_2 = -2(x_2 - x_3)$$

$$B_2 = -2(y_2 - y_3)$$

$$C_2 = -2(z_2 - z_3) \tag{2.24}$$

$$D_2 = \left(R_2^{\,2} - R_3^{\,2}\right) - \left(x_2^{\,2} - x_3^{\,2}\right) - \left(y_2^{\,2} - y_3^{\,2}\right) - \left(z_2^{\,2} - z_3^{\,2}\right)$$

$$A_3 = -2(x_1 - x_3)$$

$$B_3 = -2(y_1 - y_3)$$

$$C_3 = -2(z_1 - z_3) \tag{2.25}$$

$$D_3 = \left(R_1^{\,2} - R_3^{\,2}\right) - \left(x_1^{\,2} - x_3^{\,2}\right) - \left(y_1^{\,2} - y_3^{\,2}\right) - \left(z_1^{\,2} - z_3^{\,2}\right)$$

$$A_4 = -2(x_1 - x_4)$$

$$B_4 = -2(y_1 - y_4)$$

$$C_4 = -2(z_1 - z_4) \tag{2.26}$$

$$D_4 = \left(R_1^{\,2} - R_4^{\,2}\right) - \left(x_1^{\,2} - x_4^{\,2}\right) - \left(y_1^{\,2} - y_4^{\,2}\right) - \left(z_1^{\,2} - z_4^{\,2}\right)$$

Ao fazer estas mudanças de variáveis obtém se:

$$
\begin{aligned}
A_1 x + B_1 y + C_1 z &= D_1 \\
A_2 x + B_2 y + C_2 z &= D_2 \\
A_3 x + B_3 y + C_3 z &= D_3 \\
A_4 x + B_4 y + C_4 z &= D_4
\end{aligned}
\tag{2.27}
$$

Apresentando a solução em sua forma matricial, tem-se:

$$AX = B \tag{2.28}$$

onde, a matriz de observação dos estados é:

$$A = \begin{pmatrix} A_1 & B_1 & C_1 \\ A_2 & B_2 & C_2 \\ A_3 & B_3 & C_3 \\ A_4 & B_4 & C_4 \end{pmatrix} \tag{2.29}$$

e a matriz conhecida e a solução esperada são:

$$B = \begin{pmatrix} D_1 \\ D_2 \\ D_3 \\ D_4 \end{pmatrix} \tag{2.30}$$

$$x = \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} \tag{2.31}$$

Como a matriz A não é quadrada, quatro linhas e três colunas, ela não possui inversa, assim, a solução pode ser obtida pela seguinte equação:

$$x = (A^T A)^{-1}(A^T B) \tag{2.32}$$

Apresenta-se acima, o cálculo mais completo para quatro transdutores na linha de base, caso venha a ser utilizado um sistema com três transdutores na linha de base o algoritmo para o cálculo da posição será o mesmo, utilizando as equações base (2.18, 2.19, 2.20), mas neste caso, a posição ficará em função da profundidade do veículo. Desta forma, haverá a necessidade do veículo possuir um sensor de profundidade para fornecer esta medida ao sistema de posicionamento.

2.5 SENSOR DE VELOCIDADE POR EFEITO DOPPLER

Para observação da velocidade em meios subaquáticos, o sensor mais utilizado é o DVL que pode fornecer a velocidade do AUV em relação ao fluído ou em relação ao fundo do oceano, para isto ele utiliza o Efeito Doppler.

Figura 2.11 – Foto demonstrativa do DVL

O Efeito Doppler ocorre quando se emite uma onda entre dois objetos que se movem relativamente entre si, com isto a onda emitida altera seu

comprimento de onda e sua frequência, conseqüentemente, ao se refletir no outro objeto. O comprimento de onda observado após sua reflexão pode ser maior ou menor dependendo se a fonte se afasta ou se aproxima do observador. No caso de aproximação, a freqüência aparente da onda recebida pelo observador fica maior que a freqüência emitida, o contrário ocorre no caso de afastamento, a freqüência aparente diminui. Da física clássica, temos a seguinte equação:

$$f = \left(\frac{v + v_r}{v + v_s} \right) f_0 \tag{2.33}$$

Onde v_r é a velocidade do gerador da onda em relação ao meio, v_s é a velocidade do observador da onda em relação ao meio, v é a velocidade da onda no meio, f_0 é a frequência original da onda emitida pelo emissor e f é a frequência refletida obtida pelo receptor.

O eco advindo da dispersão randômica ou dos fluxos de partículas que estão na água, carrega a informação para o instrumento de velocidade relativa ao fundo. O sensor envia um pequeno pulso de som com uma freqüência fixa na água, e ouve os seus ecos vindos da água e do fundo. Então o sensor irá calcular a velocidade ao longo do feixe sonoro. Este processo é chamado de “PING”. Geralmente um ping pode ser entre 0.3 e 3 segundos para o NAV300 e entre 0.2 e 1 segundo para o Nav600, dependendo da altura que o veículo se encontra com relação ao fundo.

As principais características do Sensor Doppler (DVL) são:

- Alta exatidão e desempenho
- Permite navegar próximo do fundo, devido à robustez
- Pode ser utilizada em altas profundidades, até 6000 metros
- Boa integração com os sistemas de posicionamento do modelo acústico de linha de base.

Neste trabalho irá ser utilizado o DVL Micro600 da NavQuest e suas características podem ser observadas no Anexo B.

2.6 SENSOR DE ATITUDE

Para a observação da atitude, pode-se utilizar uma bússola, que fornece tanto as variações de leitura de campo magnético, quanto os ângulos de roll, pitch e yaw. Outro sensor possível de ser utilizado para fornecer os ângulos de roll e pitch é o inclinômetro.

Um dos problemas de se utilizar a bússola é a sua sensibilidade à presença de equipamentos eletrônicos, elétricos e metais ferro – magnéticos, pois estes geram um campo magnético a sua volta e afetam a leitura do sensor.

Já os inclinômetros se limitam apenas aos movimentos de roll e pitch. Uma grande vantagem dos inclinômetros é sua não susceptibilidade a distorções eletromagnéticas, porém eles são susceptíveis a acelerações do corpo em que ele se encontra.

Para este trabalho, será utilizada uma bússola para a obtenção do ângulo de yaw, e um inclinômetro (acelerômetros da AHRS) para a obtenção dos ângulos de roll e pitch. As características dos sensores utilizados podem ser observadas nos Anexos A e B.

2.7 PROFUNDÍMETRO

O profundímetro é um sensor que mede a profundidade do veículo, nesta aplicação, ele é um sensor de pressão, sendo assim, na realidade este sensor mede a pressão que a água exerce sobre ele. Deste modo, para obter a profundidade do sistema, é necessário fazer a seguinte conversão:

$$h = \frac{P}{\rho g} \tag{2.34}$$

Considerando que h é a profundidade, P é a pressão obtida do sensor, ρ é a densidade da água e g é a aceleração da gravidade local.

O sensor utilizado no veículo Pirajuba para esta finalidade é MLH50PGB01B da Honeywell, este sensor consegue medir o intervalo entre 0 a 50psi (35.16 mca) com acurácia igual a 0.125psi (0.09 mca), assim, desconsiderando o ruído devido ao circuito analógico até a sua conversão digital, a melhor precisão de posicionamento da profundidade será de 9 cm. Como este é analógico ele é aquisitado por um conversor analógico-digital de 10bits, interno ao ARM7 e posteriormente este dado é enviado para o resto do sistema via barramento CAN.

2.8 CONCLUSÕES PRELIMINARES

A partir dos itens estudados, percebe-se que só a utilização de sensores inerciais de baixo custo, não é viável, pois eles inserem muitos erros acumulativos após sua integração, fazendo com que a possível estimativa dos estados da navegação divirja ao longo do tempo. Deste modo, é necessária a utilização de outros sensores para corrigir esta estimativa inicial.

Sensores e sistemas de navegação de natureza diversa aos inerciais são também utilizados comumente para a navegação de AUVs, e foram introduzidos neste capítulo: SBL, USBL, LBL, GIB, DVL, bússola, inclinômetro e profundímetro. Além de sua utilização individual, considera-se a combinação e integração dos mesmos com os sistemas inerciais, através de técnicas de fusão apresentadas no próximo capítulo.

3 MODELAGEM MATEMÁTICA DO SISTEMA DE FUSÃO SENSORIAL PARA A NAVEGAÇÃO DE UM AUV

Os sistemas dinâmicos são afetados não somente pelos controles (determinísticos) impostos, mas também por perturbações, que não se podem controlar e nem modelar deterministicamente, associadas a interferências externas e que comumente, não são consideradas explicitamente no modelo.

Além disto, deve-se levar em conta que os sensores, que fornecem informação sobre as variáveis presentes no modelo do sistema dinâmico, apresentam suas próprias imprecisões. Estas são relacionadas à própria dinâmica dos sensores, bem como à existência de ruídos de leitura.

No caso da navegação veicular, tratada neste trabalho, a admissão de um modelo determinístico para a estimativa da trajetória do AUV torna-se inadequada, principalmente pelos erros associados aos sensores de movimento do veículo. É comum, portanto, a adoção de modelos estocásticos, e ferramentas de predição associadas para a estimativa da posição do veículo e sua trajetória. Em particular, é comum a adoção da técnica do Filtro de Kalman Estendido, EKF (em inglês, Extended Kalman Filter) aplicada a este problema de navegação.

Neste capítulo, descreve-se a formulação do problema da estimativa de trajetória através da combinação entre os dados de sensores inerciais e sensores de outra natureza, comumente empregados na navegação de AUVs. A ferramenta de integração dos dados destes sensores é o filtro de Kalman.

Inicialmente, apresenta-se, brevemente, a teoria básica dos observadores de estado e do Filtro de Kalman Discreto e Estendido. Passa-se então ao estudo dos modelos cinemáticos completo (modelagem da aceleração considerando a aceleração centrípeta e a aceleração de Coriolis) e simplificado utilizado para representar a trajetória do AUV no espaço. Finalmente, descreve-se a utilização do filtro de Kalman para a estimativa da trajetória do veículo.

A estimação de estados está dividida em duas partes: na primeira parte são estimados os ângulos de rotação da plataforma inercial solidária ao veículo e os erros de viés dos giroscópios. Na segunda parte, são estimadas as variáveis de estados da posição, velocidade, aceleração da gravidade e os erros de viés dos acelerômetros.

3.1 REPRESENTAÇÃO NO ESPAÇO DE ESTADOS

A vantagem de se utilizar a representação no espaço de estados para modelar sistemas dinâmicos é que ela se dá no domínio do tempo e pode ser aplicada a sistemas lineares, não lineares e multivariáveis, como é o caso deste trabalho. Outra vantagem deste tipo de representação é a facilidade de sua discretização, que pode ser aproveitada em sua implementação em computadores digitais.

Nesta representação, um modelo matemático descrito por equações diferenciais de ordem n é substituído por um sistema de *n* equações diferenciais, todas de 1ª ordem. Se o modelo matemático for descrito por *m* equações diferenciais de ordem *n*, então ele será substituído por um sistema de *mxn* equações diferenciais de 1ª ordem. A representação no espaço de estados é particularmente útil na análise e no projeto de sistemas de controle.

Um sistema linear pode ser descrito no espaço de estados por:

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= \Phi \cdot x(t) + \Gamma \cdot u(t) + C \cdot w(t) \\ z(t) &= H \cdot x(t) + G \cdot v(t) \end{aligned} \tag{3.1}$$

Estas equações podem ser discretizadas e representadas no espaço de estados discretos.

$$\begin{aligned} \mathrm{x}_{\mathrm{k+1}} &= A \cdot x_k + B \cdot u_k + C \cdot w_k \\ \mathrm{z}_{\mathrm{k}} &= H \cdot x_k + G \cdot v_k \end{aligned} \tag{3.2}$$

As matrizes Φ, A e Γ, B nas equações 3.1 e 3.2, se relacionam através de:

$$A = e^{\Phi T}$$
$$B = \left(\int_0^T e^{\Phi \tau} d\tau \right) \Gamma \tag{3.3}$$

Na equação 3.2, x_k é o vetor de estados, u_k é o vetor de entrada, z_k é o vetor de medidas de referência (ou saída), w_k é o vetor de ruídos aleatórios do processo e v_k é um vetor de erros de medição. As matrizes A, B e C são matrizes que definem a dinâmica do processo, enquanto que G e H são matrizes que definem a equação de medição.

3.2 OBSERVADORES DE ESTADO

O desafio de se apresentar a trajetória do veículo através da navegação inercial é interpretado como um problema de observador de estados, onde, dado o modelo matemático que descreve a navegação e um conjunto de medidas, torna-se possível estimar os valores de seus estados a cada instante.

O observador de estados é a estrutura que nos permite estimar as variáveis de estado com base na medida das varáveis de saída e o conhecimento das variáveis de entrada (ou controle). Para sintetizá-lo, é necessário conhecer com boa precisão o modelo do sistema que se deseja controlar, a fim de que as estimativas dos estados sejam mais fiéis possíveis aos valores reais.

Como o estado normalmente não é conhecido, as condições iniciais do sistema físico e as do estimador de estados são, em geral, diferentes. Portanto,

devemos assegurar que o estado estimado convirja para o estado verdadeiro o mais rápido possível.

Para que se tenha um observador ótimo é necessário que o sistema seja completamente observável e completamente controlável (detalhes sobre o conceito de controlabilidade e observabiblidade são apresentados no Apêndice C.1). Assim, para desenvolver este trabalho, mostra-se, no Apêndice C.2, que este sistema é completamente observável e completamente controlável utilizando um modelo linear, mais simples que o sistema em estudo, mas, com as mesmas entradas e variáveis estados, a menos dos erros de viés (bias).

Observador Trivial, Observador de Identidade, Observador de Luenberger, Observador de Mínimos Quadrados e o Filtro de Kalman são os observadores mais utilizados. Neste trabalho, será utilizado o filtro de Kalman para estimar os estados desejados, por ser um estimador não tendencioso, de mínima variância, recursivo, e que não requer armazenamento de dados, o que possibilita a sua aplicação em tempo real (KUGA, 1981; JAZWINSKI, 1970).

3.3 FILTRO DE KALMAN

O filtro de Kalman tem por finalidade realizar uma estimação de estados. Ele é um algoritmo que tem como entradas todas as medidas disponíveis sobre o sistema e como saídas as componentes do vetor de estados do sistema. Quando algumas condições são satisfeitas, o filtro de Kalman pode ser considerado um estimador ótimo que minimiza a covariância do erro estimado. Esse algoritmo pode ser utilizado para estimar os estados de um sistema ou até mesmo estimar estados e também parâmetros do modelo, simultaneamente. Devido a estas características, ele é muito utilizado na prática.

O filtro pode ser empregado no sentido de tentar estimar o estado $\mathrm{x} \in R^n$ de um processo controlado em instantes discretos de tempos, que é governado por uma equação de diferenças linear estocástica e uma equação

de medição, onde cada medida $z \in R^m$. As equações do processo e de medição são, respectivamente:

$$\dot{x}(t) = f(x, u_d, t) + w(t) \tag{3.4}$$

$$z(t) = h(x, t) + v(t) \tag{3.5}$$

Onde, f e h são funções conhecidas e w e v são ruídos brancos de média nula.

O filtro realiza a estimativa de um processo utilizando uma forma de controle por realimentação. Ele estima o estado do processo em um instante de tempo e, após isto, faz-se a realimentação a partir de medições. Deste modo, as equações do filtro são divididas em dois grupos, propagação e atualização. As equações de propagação correspondem em projetar a frente (com relação ao tempo) o estado corrente e a estimativa da covariância do erro de modo a obter uma estimativa para o próximo instante de tempo. As equações de atualização são responsáveis pela realimentação, ou seja, elas incorporam uma nova medição ao estado estimado a priori para obter uma estimativa melhorada a posteriori.

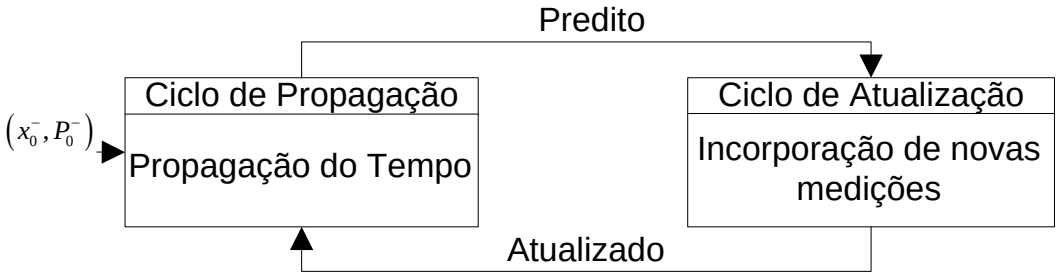


Figura 3.1 – Algoritmo do filtro de Kalman

3.3.1 FILTRO DE KALMAN DISCRETO

O filtro de Kalman discreto é empregado no sentido de tentar estimar o estado $x \in \Re^n$ de um processo controlado em instantes de tempo, e é governado por uma equação de diferenças linear estocástica,

$$x_{k+1} = A \cdot x_k + B \cdot u_k + w_k \tag{3.6}$$

e uma equação de medição, onde $z \in \Re^m$,

$$z_k = H \cdot x_k + v_k \tag{3.7}$$

As variáveis aleatórias w_k e v_k representam os ruídos de processo e da medição respectivamente, no tempo discreto. Considera-se que estas variáveis são ruídos brancos, independentes (estatisticamente não correlacionadas) e com distribuição de probabilidade dada por:

$$p(w_k) \sim N(0, Q) \tag{3.8}$$

$$p(v_k) \sim N(0, R) \tag{3.9}$$

O filtro de Kalman discreto estima um processo utilizando as equações do modelo dinâmico linear discretizadas no tempo. Assim, utilizando estas equações, ele estima os estados do processo em algum instante de tempo. Posteriormente, faz-se a realimentação a partir de medições. Conseqüentemente, suas equações são divididas em dois grupos: predição (ciclo de propagação) e atualização da medida (ciclo de atualização ou correção). As equações para estes dois ciclos podem ser observadas abaixo:

a) Ciclo de Propagação

Média:

$$\bar{x}_{k+1} = A \cdot \hat{x}_k + B \cdot u_k \tag{3.10}$$

Covariância:

$$\bar{P}_{k+1} = A \cdot \hat{P}_k \cdot A^T + C \cdot Q \cdot C^T \tag{3.11}$$

b) Ciclo de Atualização

Ganho de Kalman:

$$K_k = \bar{P}_k \cdot H^T \left[H \cdot \bar{P}_k \cdot H^T + G \cdot R \cdot G^T \right]^{-1} \tag{3.12}$$

Média:

$$\hat{x}_k = \bar{x}_k + K \cdot \left[z_k - H \cdot \bar{x}_k \right] \tag{3.13}$$

Covariância:

$$\hat{P}_k = \bar{P}_k - K_k \cdot H \cdot \bar{P}_k \tag{3.14}$$

Onde, Q é a covariância do ruído de dinâmica, $G \cdot R \cdot G^T$ é a covariância do ruído de medição, P é a matriz covariância dos estados, C é a matriz de ruídos da dinâmica, o sobrescrito $-$ denota valores na propagação e $\wedge$ denota valores imediatamente após a atualização.

O primeiro passo do algoritmo é dado pelo ciclo de atualização, onde primeiramente, se calcula o ganho de Kalman do filtro, depois, a média e a covariância. O segundo passo é dado pelo ciclo de propagação, onde se calcula a média e a covariância realizando assim, uma estimativa posterior (em

um instante de tempo futuro). Após cada ciclo de atualização e propagação, o processo é repetido através da estimativa posteriori que é utilizada para predizer uma nova estimativa a priori. Na figura 3.2 é apresentado o algoritmo do filtro de Kalman discreto.

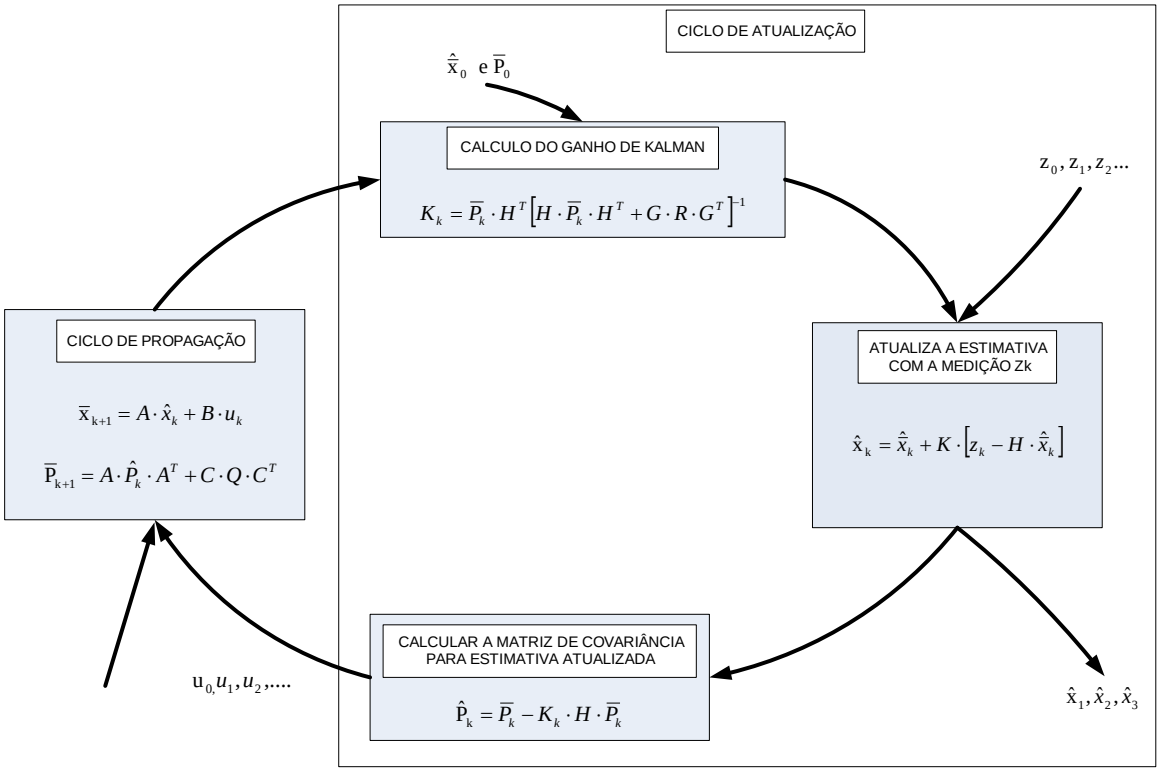


Figura 3.2 – Esquema do algoritmo do filtro de Kalman

A covariância do ruído de medição pode ser estimada a partir das especificações do sistema acústico de posicionamento, do sensor de velocidade por efeito Doppler e de uma bússola. A covariância do ruído de processo não é bem conhecida, mas pode-se estimá-la a partir da covariância dos sensores utilizados como entrada de controle (u). Com relação à covariância dos estados, tem-se uma maior dificuldade em realizar a sua estimação. Mas, a partir do estado inicial que é dado pelos sensores de atualização pode-se fazer esta estimação.

3.3.2 FILTRO DE KALMAN ESTENDIDO

No desenvolvimento do filtro de Kalman, apresentado no item 3.3.1, admite-se que o sistema é linear. Ou seja, o modelo utilizado para propagar o vetor de estados é linear. Entretanto, a conseqüência prática mais relevante de se considerar o sistema linear é considerar que a distribuição de densidade de probabilidade depois da propagação f seja gaussiana, uma vez que as variáveis aleatórias w e v também são, por hipótese, gaussianas.

No caso não linear, nem a propagação poder ser feita por um único modelo linear, nem é realista considerar que a f seja gaussiana. Desde que se conheça o modelo não linear do sistema, propagar o vetor de estado pode ser facilmente realizado utilizando-se tal modelo. Portanto, a menos de um pequeno acréscimo de complexidade nos cálculos, propagar o vetor de estado não é um problema no caso não linear. Entretanto, como f não mais gaussiana, não é razoável imaginar que a equação de propagação do ruído dos estados descreva a covariância de f. Além disso, ainda que houvesse uma expressão para tal covariância, como f não é gaussiana seriam necessários outros momentos estatísticos, além da média e covariância para descrevê-la.

Uma solução clássica para este problema, que passou a ser conhecida como filtro de Kalman estendido (EKF), consiste de linearizar analiticamente o sistema em torno do atual estado e aplicar as equações do filtro de Kalman (JAZWINSKI, 1970).

A idéia principal do Filtro de Kalman Estendido foi proposta por Stanley F.Schmidt, onde o nome dado a ele era filtro “Kalman-Schmidt”. Esta idéia principal do EKF é baseada na realização da linearização do modelo existente para que este seja utilizado no modelo de Kalman já descrito na seção anterior. Devido a esta linearização, tem-se a necessidade de se realizar a atualização das matrizes de transição de estado, de medição e de propagação dos erros,

pois as derivadas parciais são avaliadas ao longo da trajetória. Deste modo, recalculam-se estas matrizes após cada interação do algoritmo do filtro.

Há alguns cuidados que se tem que levar em consideração ao utilizar o EKF, como por exemplo: conhecer bem as condições iniciais do sistema e também desenvolver um modelo dinâmico preciso.

Caso esta modelagem seja imprecisa, o estimador “aprende bem o problema errado”; i.é., a matriz de covariância do erro no estado se torna irrealisticamenter pequena e, portanto, otimista. Como conseqüência, o ganho se torna pequeno, de forma que o estimador extrai pouca ou nenhuma informação dos dados de medidas posteriores.

De acordo com Brown e Hwang (1997), o processo de estimação pode ser representado por:

$$\dot{x}(t) = f(x,t) + w(t) \tag{3.15}$$

$$z = h(x,t) + v(t) \tag{3.16}$$

onde f e h são funções conhecidas e w e v são erros brancos de média nula.

Admite-se que a trajetória aproximada $x^*(t)$ pode ser determinada a partir de algum meio, por exemplo, algum sensor. Esta será chamada de trajetória nominal ou de referência, e pode ser escrita por:

$$x(t) = x^*(t) + \Delta x(t) \tag{3.17}$$

Substituindo a (3.17) nas equações (3.15) e (3.16), tem-se:

$$\dot{x}^*(t) + \Delta\dot{x}(t) = f(x^* + \Delta x, t) + w(t) \tag{3.18}$$

$$z = h(x^* + \Delta x, t) + v(t) \tag{3.19}$$

Assumindo que Δx é pequeno e fazendo a aproximação e expandindo por série de Taylor as funções f e h, obtém-se:

$$\dot{x}^*(t) + \Delta\dot{x}(t) \approx f\left(x^*, t\right) + \left[\frac{\partial f}{\partial x}\right]_{x=x^*} \cdot \Delta x + w(t) \tag{3.20}$$

$$z = h(x^*, t) + \left[\frac{\partial h}{\partial x}\right]_{(x=x^*)} \cdot \Delta x + v(t) \tag{3.21}$$

onde:

$$F = \frac{\partial f}{\partial x} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_n}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial f_n}{\partial x_n} \end{bmatrix} \tag{3.22}$$

$$H = \frac{\partial h}{\partial x} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_1}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial h_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial h_n}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial h_n}{\partial x_n} \end{bmatrix} \tag{3.23}$$

Rearranjando a equação (3.21) tem-se:

$$\left[z - h\left(x^*, t\right)\right] = \left[\frac{\partial h}{\partial x}\right]_{x=x^*} \cdot \Delta x + v(t) \tag{3.24}$$

Ao se trabalhar no sistema discreto, a medição presente para o filtro de Kalman é representada por $\left[z - h\left(x^*, t\right)\right]$ ao invés do valor de $\left[z\right]$, (BROWN;

HWANG, 1997). Logo, considerando a equação de atualização para o sistema discreto e a variação do tempo igual a t_k, tem-se:

$$\Delta\hat{x}_k = \Delta\hat{x}_k^- + K_k \left[z_k \underbrace{-h(x_k^*) - H_k \Delta\hat{x}_k^-}_{-\hat{z}_k^-} \right] \tag{3.25}$$

Fazendo a associação dos termos $h(x_k^*)$ com $H_k \Delta\hat{x}_k^-$, pode-se calcular o erro da medição por:

$$Erro = z_k - \hat{z}_k^- \tag{3.26}$$

A seguir, substituindo (3.26) em (3.25) e somando x_k^* em ambos os lados da equação, tem-se:

$$\underbrace{x_k^* + \Delta\hat{x}_k}_{\hat{x}_k} = \underbrace{x_k^* + \Delta\hat{x}_k^-}_{\hat{x}_k^-} + K_k[z_k - \hat{z}_k^-] \tag{3.27}$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k[z_k - \hat{z}_k^-] \tag{3.28}$$

Considerando que, depois da execução do ciclo de predição, obtém-se $\hat{x}_{k+1}^-$ e utilizando da equação (3.16), tem-se que $\hat{z}_{k+1}^- = h(\hat{x}_{k+1}^-, t_{k+1})$, dando início ao ciclo recursivo do filtro.

A atualização e a propagação da covariância do erro podem ser calculadas por:

$$\hat{P}_k = \left(I - K_k H_k\right) P_k^- \tag{3.29}$$

$$P_{k+1}^- = A_k \hat{P}_k A_k^T + Q_k \tag{3.30}$$

A atualização do ganho de Kalman é dada por:

$$\mathrm{K_k} = \mathrm{P_k^- H_k^T}\left[\mathrm{H_k P_k^- H_k^T} + \mathrm{R_k}\right]^{-1} \tag{3.31}$$

Um algoritmo esquemático do filtro pode ser observado a seguir:

Ciclo de Atualização

Ganho de Kalman: $\mathrm{K_k} = \mathrm{P_k^- H_k^T}\left[\mathrm{H_k P_k^- H_k^T} + \mathrm{R_k}\right]^{-1}$

Média: $\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k\left[z_k - h\left(\hat{x}_k^-\right)\right]$

Covariância: $\hat{P}_k = \left(I - K_k H_k\right)P_k^-$

↓

Ciclo de Propagação

Média: $x_{k+1}^- = \hat{x}_k + f\left(\hat{x}_k, a, \omega\right)\cdot \Delta T$

Covariância: $P_{k+1}^- = A_k \hat{P}_k A_k^T + Q_k$

Figura 3.3 – Algoritmo esquemático do EKF

3.3.3 MODELAGEM DA EXPRESSÃO CINEMÁTICA DA POSIÇÃO DA PLATAFORMA

A aceleração da plataforma no sistema NED (NORTH, EAST, DOWN) pode ser representada pelas equações (3.32) e (3.33) (TITTERTON; WESTON, 2004). Utilizam-se os índices: "n" para coordenadas de navegação, "e" para coordenadas da Terra, "i" para coordenadas inerciais e "p" para coordenadas da plataforma, e "b^a" para erro de deriva no sistema de coordenadas da plataforma.

$$a_e^n = C_p^n(a^p - b^a) + g - \left[2\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n\right] \otimes v_e^n \tag{3.32}$$

$$a_e^n = a^n - b^n + g - 2\omega_{ie}^n \otimes v_e^n - \omega_{en}^n \otimes v_e^n \tag{3.33}$$

$$C_p^n = \begin{bmatrix} (a^2 + b^2 - c^2 - d^2) & 2(bc - ad) & 2(bd + ac) \\ 2(bc + ad) & (a^2 - b^2 + c^2 - d^2) & 2(cd - ab) \\ 2(bd - ac) & 2(cd + ab) & (a^2 - b^2 - c^2 + d^2) \end{bmatrix} \tag{3.34}$$

Onde a_e^n é o vetor aceleração a ser utilizado para determinar a posição da plataforma no sistema NED, C_p^n é a matriz representada em quaternions para realizar a mudança de base das coordenada da plataforma para a coordenada no sistema NED, a^n é o vetor aceleração mensurado pelos acelerômetros no sistema NED, b^n é o vetor erro de viés (bias) dos acelerômetros, g é o vetor aceleração da gravidade, ω_{ie}^n o vetor rotação da Terra projetado no sistema NED, ω_{en}^n o vetor de velocidade angular do sistema NED em relação ao sistema ECEF, [a, b, c, d] são parâmetros dos quaternions, o quarto termo da equação (3.33) é a aceleração de Coriolis e o quinto termo é a aceleração centrípeta.

Deste modo, pode-se perceber a necessidade de realizar correções nas acelerações medidas pelos acelerômetros, que se encontram no sistema de coordenadas da plataforma.

3.3.4 DETERMINAÇÃO DA ACELERAÇÃO DE CORIOLIS

A aceleração de Coriolis representa a aceleração imposta à plataforma quando esta se desloca sobre um referencial girante. Seu equacionamento é dado por:

$$a^{coriolis} = -2\omega_{ie}^{n} \otimes v_{e}^{n} \tag{3.35}$$

A rotação da Terra no sistema de coordenada ECEF, é:

$$\omega_{ie}^{e} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \Omega \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0.00007292 \end{bmatrix} rad/s \tag{3.36}$$

Realizando a mudança de coordenadas para o sistema NED, tem-se:

$$\omega_{ie}^{n} = C_{e}^{n}\omega_{ie}^{e} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} cos\lambda & 0 & \sin\lambda \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\lambda & 0 & \cos\lambda \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos\phi & \sin\phi & 0 \\ -\sin\phi & \cos\phi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \Omega \end{bmatrix}$$

$$\omega_{ie}^{n} = C_{e}^{n}\omega_{ie}^{e} = \begin{bmatrix} -\sin(\lambda)\cos(\phi) & -\sin(\lambda)\sin(\phi) & \cos(\lambda) \\ -\sin(\phi) & \cos(\phi) & 0 \\ -\cos(\lambda)\cos(\phi) & -\cos(\lambda)\sin(\phi) & -\sin(\lambda) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \Omega \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Omega\cos(\lambda) \\ 0 \\ -\Omega\sin(\lambda) \end{bmatrix} \tag{3.37}$$

onde λ é a Latitude e ϕ é a Longitude.

A velocidade da plataforma (v_{e}^{p}) pode ser projetada para o sistema NED, através de:

$$v_{e}^{n} = C_{p}^{n}v_{e}^{p} = C_{p}^{n}\begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ v_z \end{bmatrix}_p = \begin{bmatrix} V_N \\ V_E \\ V_D \end{bmatrix}_n \tag{3.38}$$

Assim, a aceleração de Coriolis pode ser expressa por:

$$a^{coriolis} = -2\omega_{ie}^{n} \otimes v_{e}^{n} = -2\begin{bmatrix} \Omega\cos(\lambda) \\ 0 \\ -\Omega\sin(\lambda) \end{bmatrix} \otimes \begin{bmatrix} V_N \\ V_E \\ V_D \end{bmatrix} = -2\begin{bmatrix} V_D\Omega\sin(\lambda) \\ -\Omega\left(V_N \sin(\lambda) + V_D \cos(\lambda)\right) \\ V_E\Omega\cos(\lambda) \end{bmatrix} \quad (3.39)$$

Não se utilizam quaternions neste caso, devido à facilidade deste cálculo.

3.3.5 DETERMINAÇÃO DA ACELERAÇÃO CENTRÍPETA

A aceleração centrípeta representa a aceleração imposta à plataforma para que esta se desloque sobre uma superfície curva. Seu equacionamento é dado por:

$$a_{centripeta} = -\omega_{en}^{n} \otimes v_{e}^{n} \quad (3.40)$$

onde v_e^n e ω_{en}^n são a velocidade linear e a velocidade angular da plataforma no sistema de coordenadas NED, respectivamente.

A velocidade angular ω_{en}^n é calculada multiplicando-se a velocidade angular da plataforma no sistema ECEF $\left(\omega_{en}^e\right)$ pela matriz de rotação que realiza a mudança de base do sistema ECEF para o NED.

A velocidade angular da plataforma no sistema ECEF $\left(\omega_{en}^e\right)$ pode ser calculada ao se observar a figura 3.4.

$$\omega_{en}^{e} = \begin{bmatrix} \dot{\lambda}\cos(\phi) \\ -\dot{\lambda}\sin(\phi) \\ \dot{\phi} \end{bmatrix} \quad (3.41)$$

Realizando a mudança de coordenadas para o sistema NED, obtém-se:

$$\omega_{en}^{n} = C_{e}^{n}\omega_{en}^{e} = \begin{bmatrix} -\sin(\lambda)\cos(\phi) & -\sin(\lambda)\sin(\phi) & \cos(\lambda) \\ -\sin(\phi) & \cos(\phi) & 0 \\ -\cos(\lambda)\cos(\phi) & -\cos(\lambda)\sin(\phi) & -\sin(\lambda) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{\lambda}\sin(\phi) \\ -\dot{\lambda}\cos(\phi) \\ \dot{\phi} \end{bmatrix} \quad (3.42)$$

$$\omega_{en}^{n} = \begin{bmatrix} \dot{\phi}\cos(\lambda) \\ -\dot{\lambda} \\ -\dot{\phi}\sin(\lambda) \end{bmatrix} \quad (3.43)$$

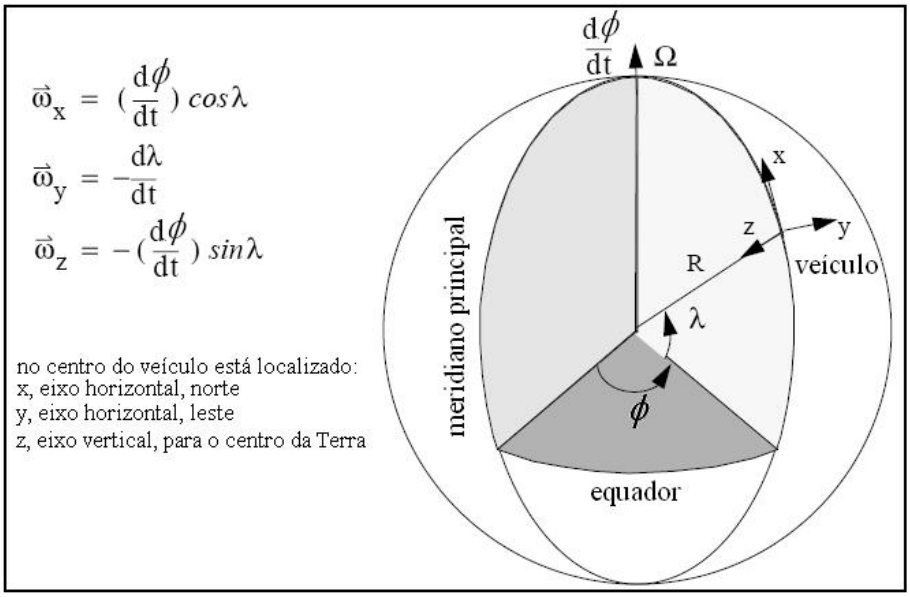


Figura 3.4 – Representação das coordenadas NED e ECEF, baseada em Kelly,1996.

Sabe-se que as velocidades no sistema LLA (mais detalhes estão presentes no Apêndice F), $\dot{\lambda}$ e $\dot{\phi}$, são iguais a:

$$\begin{bmatrix} \dot{\lambda} \\ \dot{\phi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dfrac{V_N}{(R_\lambda + h)} \\ \dfrac{V_E}{(R_\phi + h)\cos(\lambda)} \end{bmatrix} \quad (3.44)$$

e substituindo esta equação na equação (3.43), obtém-se:

$$\omega_{en}^{n} = \begin{bmatrix} \dfrac{V_E}{\left(R_\phi + h\right)} & \dfrac{-V_N}{\left(R_\lambda + h\right)} & \dfrac{-V_E Tan\left(\lambda\right)}{\left(R_\phi + h\right)} \end{bmatrix}^T \tag{3.45}$$

Deste modo, para corrigir a aceleração centrípeta faz-se:

$$a_{centripeta} = -\omega_{en}^{n} \otimes v_e^n = \begin{bmatrix} \dfrac{V_E}{\left(R_\phi + h\right)} \\ \dfrac{-V_N}{\left(R_\lambda + h\right)} \\ \dfrac{-V_E Tan\left(\lambda\right)}{\left(R_\phi + h\right)} \end{bmatrix} \otimes \begin{bmatrix} V_N \\ V_E \\ V_D \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dfrac{-V_E{}^2 \sin\left(\lambda\right)}{\left(R_\phi + h\right)\cos\left(\lambda\right)} + \dfrac{V_N V_D}{(R_\lambda + h)} \\ \dfrac{V_E V_N \sin\left(\lambda\right)}{\left(R_\phi + h\right)\cos\left(\lambda\right)} + \dfrac{V_E V_D}{\left(R_\lambda + h\right)} \\ \dfrac{-V_E{}^2}{\left(R_\phi + h\right)} - \dfrac{V_N{}^2}{\left(R_\lambda + h\right)} \end{bmatrix} \tag{3.46}$$

3.3.6 CÁLCULO DA VELOCIDADE NO SISTEMA DE COORDENADAS NED

A velocidade da plataforma no sistema de coordenadas NED pode ser representada pela equação (3.47).

$$\begin{bmatrix} \dot{p}_N \\ \dot{p}_E \\ \dot{p}_D \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} V_N \\ V_E \\ V_D \end{bmatrix} \tag{3.47}$$

3.3.7 MODELAGEM DA ATITUDE DA PLATAFORMA

Para resolver o problema da estimação da atitude da plataforma, optou-se em realizar a propagação por quaternions, para isto, utilizaram-se os dados das velocidades angulares amostrados da unidade de medição inercial (IMU),

corrigindo-os dos erros de viés dos giroscópios. Assim, a propagação é dada por (TITTERTON; WESTON, 2004):

$$\dot{q} = 0.5 \begin{bmatrix} -b & -c & -d \\ a & -d & c \\ d & a & -b \\ -c & b & a \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p - b_{g_p} \\ q - b_{g_q} \\ r - b_{g_r} \end{bmatrix} \tag{3.48}$$

onde $[p, \ q, \ r]$ são velocidades angulares da plataforma no sistema de coordenadas dela e $[b_{g_p}, \ b_{g_q}, \ b_{g_r}]$ são erros de viés dos giroscópios no sistema de coordenadas da plataforma. Maiores detalhes sobre quaternions e sua utilização na transformação de coordenadas são apresentados no Apêndice A.

3.3.8 MODELO PROPOSTO PARA ESTIMAR OS ESTADOS DA PLATAFORMA.

Para realizar a estimativa dos estados da plataforma, utiliza-se do Filtro de Kalman Estendido, pois, o modelo equacionado para os estados não é linear, deste modo, é necessário linearizá-lo.

Como se deseja determinar a posição e a atitude da plataforma no espaço, as variáveis de estados selecionadas foram: posição e velocidade da plataforma nos três eixos e no sistema de coordenadas NED; erros de viés dos acelerômetros e dos giroscópios nos três eixos e no sistema de coordenadas do corpo; a aceleração da gravidade no sistema de coordenadas NED; e os parâmetros de quaternions.

A importância de se adotar os erros de viés dos acelerômetros e dos giroscópios e a aceleração da gravidade como parâmetros dos estados, é poder computar os seus erros de medição na matriz de covariância do erro do EKF e assim, obter melhores estimações de podição, velocidade e atitude.

Neste trabalho, optou-se por desenvolver a navegação utilizando dois filtros de Kalman estendidos executados em paralelo, sendo um filtro para estimar a atitude e outro para estimar a posição e velocidade. Optou-se por esta divisão para reduzir o custo computacional ao se comparar com o caso em que se utiliza um único filtro para estimar a atitude e a posição (único vetor de estados contendo os parâmetros da atitude, posição e velocidade). Esta redução do custo computacional ocorre, pois ao fazer esta separação, as matrizes de transição de estados ficam com dimensões menores e mais simplificadas (menor número de operações matemáticas).

A fusão dos sensores (bússola, DVL, profundímetro, sensor acústico de posicionamento e AHRS ou IMU) foi realizada de forma indireta, de modo a tornar o filtro mais robusto a falhas tais como a ocorrência de divergência, falha temporária do software, perda de dados de algum sensor (IMU), etc. Neste filtro, os erros de medição, $[z_k - h(\hat{\bar{x}})]$, já ponderados pelo ganho de Kalman, corrigem os estados, que, posteriormente serão propagados. Deste modo, o filtro possibilita somente propagar os estados (integrar os dados da IMU), caso não se tenha disponível os dados dos sensores de atualização. Se a falha for identificada, o filtro pode ser reinicializado ou reconfigurado, o que aumenta a sua confiabilidade. Na figura 3.5, é representada a estrutura do filtro utilizado na forma indireta.

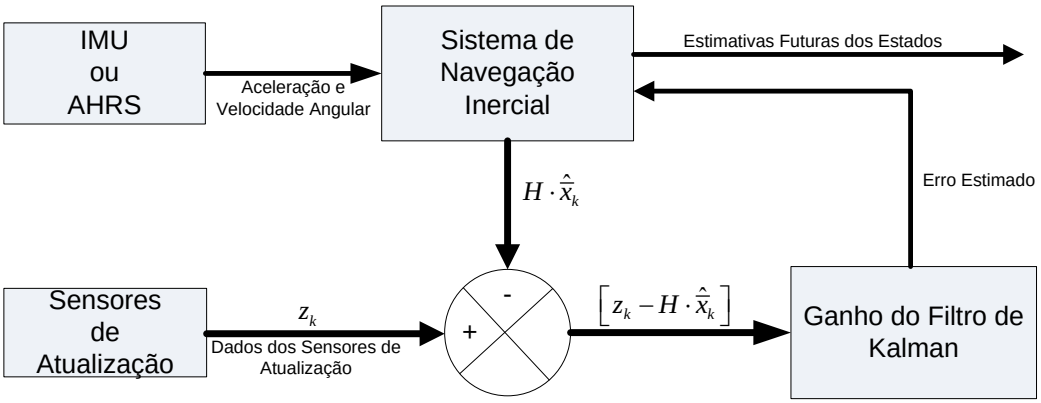


Figura 3.5 – Fusão sensorial indireta utilizando o filtro de Kalman

Pode-se observar que o filtro desacopla a malha principal e opera de forma complementar os dados fornecidos pela IMU ou AHRS.

Os dados referentes às características da AHRS utilizada neste trabalho se encontram no Anexo A.

3.3.8.1 ESTIMAÇÃO DA ATITUDE DO AUV

O modelo básico do EKF desenvolvido para a estimação dos parâmetros de estados de atitude pode ser representado pelo sistema dinâmico não linear abaixo:

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= f_1(x_1, \omega) + W_1 \\ y_1 &= h_1(x_1) + V_1 \end{aligned} \tag{3.49}$$

onde o vetor de estado é constituído pelos parâmetros de quaternion $q = \begin{bmatrix} a & b & c & d \end{bmatrix} \in \Re^{1x4}$ e pelos erros de viés da tríade de sensores giroscópios $b_\omega = \begin{bmatrix} b_{g_p} & b_{g_q} & b_{g_r} \end{bmatrix} \in \Re^{1x3}$, deste modo, o vetor de estado pode ser representado por $x_1 = \begin{bmatrix} q & b_\omega \end{bmatrix}^T \in \Re^{7x1}$. As medidas fornecidas pelos sensores que são utilizados para observar os parâmetros do vetor de estado podem ser representadas pelo seguinte vetor $y_1 = \begin{bmatrix} a & \psi_{yaw} \end{bmatrix}^T \in \Re^{4x1}$, onde $a = \begin{bmatrix} a_x & a_y & a_z \end{bmatrix}^T \in \Re^{1x3}$, representa as acelerações medidas pela IMU ou AHRS e $\psi_{yaw} \in \Re$ compreende o ângulo de rumo obtido da bússola. Outros parâmetros do EKF são: o vetor velocidade angular $\omega = \begin{bmatrix} p & q & r \end{bmatrix} \in \Re^{1x3}$, o ruído do processo $W_1 \in \Re^{7x1}$, o ruído de leitura dos sensores $V_1 \in \Re^{4x1}$ e por fim as funções não lineares $f_1(x_1, \omega)$ e $h_1(x_1)$ utilizadas para a propagação e correção dos estados respectivamente.

Para realizar o ciclo de propagação e atualização do EKF foram utilizadas as seguintes funções não lineares:

$$f_1\left(x_1,\omega\right)=\begin{bmatrix} 0.5\begin{bmatrix} -b & -c & -d \\ a & -d & c \\ d & a & -b \\ -c & b & a \end{bmatrix}\begin{bmatrix} p-b_{g_p} \\ q-b_{g_q} \\ r-b_{g_r} \end{bmatrix} \\ 0^{3x1} \end{bmatrix} \tag{3.50}$$

$$h_1\left(x_1\right)=\begin{bmatrix} 2g\left(ac-bd\right) \\ -2g\left(ab+cd\right) \\ -g\left(a^2-b^2-c^2+d^2\right) \\ \tan^{-1}\left(\dfrac{2\left(ad+bc\right)}{a^2+b^2-c^2-d^2}\right) \end{bmatrix} \tag{3.51}$$

A equação (3.50) é obtida a partir da equação (3.48), que representa a propagação dos parâmetros de quaternions, e das derivadas dos erros de viés da tríade de giroscópios, que são aproximadamente iguais a zero, visto que os erros de viés são considerados constantes durante o ciclo de propagação.

Para se obter a função de observação, equação (3.51), faz-se a projeção da aceleração da gravidade nos três eixos de coordenadas preso ao corpo, com a finalidade de comparação com as acelerações mensuradas dos acelerômetros, neste caso, as acelerações não foram corrigidas dos seus erros de viés, pois suas influências são pequenas para a atitude podendo gerar erros máximo de 0.2°, nos ângulos de roll e pitch. Com relação ao ângulo de yaw, há a necessidade de converter os parâmetros de quaternions em ângulo de yaw, para posterior comparação com o ângulo aquisitado da bússola da AHRS.

Com a finalidade de manter a norma unitária dos parâmetros de quaternions, é realizada a normalização destes parâmetros a cada ciclo de propagação.

3.3.8.2 ESTIMAÇÃO DA POSIÇÃO E DA VELOCIDADE DO AUV

A dinâmica não linear do EKF para a estimativa do sistema de navegação inercial pode ser observada abaixo:

$$\begin{aligned} \dot{x}_2 &= f_2(x_2, a_e^n) + W_2 \\ y_2 &= h_2(x_2) + V_2 \\ y_3 &= h_3(x_2) + V_3 \\ y_4 &= h_4(x_2) + V_4 \end{aligned} \tag{3.52}$$

onde o vetor de estado é composto pelos seguintes parâmetros, posição $p = \begin{bmatrix} p_N & p_E & p_D \end{bmatrix} \in \Re^{1x3}$, velocidade $v = \begin{bmatrix} v_N & v_E & v_D \end{bmatrix} \in \Re^{1x3}$, aceleração da gravidade g e pelos erros de viés da tríade de acelerômetros $b_a = \begin{bmatrix} b_{a_x} & b_{a_y} & b_{a_z} \end{bmatrix} \in \Re^{1x3}$, deste modo, o vetor de estados pode ser expresso por $x_2 = \begin{bmatrix} p & v & g & b_a \end{bmatrix}^T \in \Re^{10x1}$, o sistema de coordenadas adotado para este trabalho é o NED (em inglês, North, East, Down), somente os erros de viés estão no sistema de coordenadas do corpo. Os sensores que são utilizados para observar os parâmetros de estado podem ser representados pelos seguintes vetores $y_2 = \begin{bmatrix} p_{N_{USBL}} & p_{E_{USBL}} & p_{D_{USBL}} \end{bmatrix}^T \in \Re^{3x1}$, $y_3 = \begin{bmatrix} v_x & v_y & v_z \end{bmatrix}^T \in \Re^{3x1}$ e $y_4 = \begin{bmatrix} p_{D_{profundímetro}} \end{bmatrix}$ sendo que eles representam os sinais aquisitados do sensor acústico de posição, do DVL (tríade de velocidade) e do profundímetro respectivamente. Outros parâmetros do EKF são: as acelerações $a = \begin{bmatrix} a_N & a_E & a_D \end{bmatrix}^T \in \Re^{3x1}$, o ruído do processo $W_2 \in \Re^{10x1}$, o ruído de leitura dos três sensores $V_2 \in \Re^{3x1}$, $V_3 \in \Re^{3x1}$ e $V_4 \in \Re$. As funções não lineares $f_2(x_2, a)$,

$h_2(x_2)$, $h_3(x_2)$, $h_4(x_2)$ são utilizadas para a propagação e correção dos estados respectivamente.

A aceleração da plataforma no sistema NED pode ser representada pela equação (3.53). Utilizam-se os índices: "n" para coordenadas de navegação, "e" para coordenadas da Terra, "i" para coordenadas inerciais e "p" para coordenadas da plataforma, e "b_a" para o vetor erro de viés dos acelerômetros, no sistema de coordenadas da plataforma.

$$a_e^n = C_p^n(a^p - b_a) + g - [2\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n] \otimes v_e^n \tag{3.53}$$

Como a dinâmica do veículo AUV é lenta e sua velocidade de cruzeiro é baixa, cerca de 1Hz e 1m/s, respectivamente, pode-se desconsiderar as acelerações de Coriolis e Centrípeta, que implicaria erros de aproximadamente $7 \cdot 10^{-5}$ e $10^{-7} m/s^2$ respectivamente, ou seja menohres que o ruído do sensor . Deste modo, a aceleração do AUV pode ser simplificada para a expressão (3.54),

$$a_e^n = C_p^n(a^p - b_a) + g \tag{3.54}$$

onde $\mathrm{a}_\mathrm{e}^\mathrm{n} = \begin{bmatrix} a_N & a_E & a_D \end{bmatrix}^T$ é o vetor aceleração a ser utilizado para determinar a posição da plataforma no sistema NED, C_p^n é a matriz representada em quaternions para realizar a mudança de base das coordenada da plataforma para a coordenada no sistema NED, a^p é o vetor da aceleração medida pelos acelerômetros no sistema de coordenadas da plataforma, g é o vetor aceleração da gravidade.

Deste modo, a função de propagação e de atualização pode ser representada por:

$$f_2\left(x_2, a_e^n\right) = \begin{bmatrix} v_N \\ v_E \\ v_D \\ a_N - b_{a_N} \\ a_E - b_{a_E} \\ a_D - b_{a_D} \\ 0^{4x1} \end{bmatrix} \tag{3.55}$$

$$h_2\left(x_2\right) = \begin{bmatrix} p_N \\ p_E \\ p_D \end{bmatrix} \tag{3.56}$$

$$h_3\left(x_2\right) = \begin{bmatrix} C_n^p \cdot \begin{bmatrix} v_N \\ v_E \\ v_D \end{bmatrix} - \left(\omega \otimes R\right)^T \end{bmatrix} \tag{3.57}$$

$$h_4 = \left[p_D\right] \tag{3.58}$$

onde C_n^p é a matriz mudança de coordenadas do sistema NED para a plataforma, ω é a velocidade angular do veículo e $R \in \Re^{1x3}$ é à distância entre o DVL e sensor inercial/CG.

3.3.9 IMPLEMENTAÇÃO DO EKF UTILIZANDO O MODELO DE ESTADOS PROPOSTO

Para implementar o modelo proposto utilizando o EKF, há a necessidade de obter as matrizes de transição de estados A e as matrizes de medição H, pois o EKF é empregado em tempo discreto. Para isto, há a necessidade de se linearizar as funções $f\left(x,t\right)$ e $h(x)$. Ou seja, a matriz transição de estados

para o sistema discretizado é obtida através da linearização do sistema dinâmico original conforme a expressão (3.59):

$$A_k = e^{\left.\frac{\partial f(x,u)}{\partial x}\right|_k \Delta T} \tag{3.59}$$

e ao considerar que as componentes mais importantes são de primeira ordem, obtém-se:

$$A_k = \left[I + \frac{\partial f(x,t)}{\partial x} \Delta t \right] \tag{3.60}$$

onde Δt é o intervalo de tempo no sistema discreto e I uma matriz identidade. Para mostrar que está aproximação é plausível, serão apresentadas a seguir as matrizes de transição de estados dos dois filtros desenvolvidos, sendo estas calculadas pela aproximação descrita acima e pela função expm() do Matlab, tendo em consideração um certo instante de tempo. A função expm() do Matlab calcula a exponencial da matriz utilizando a aproximação de Padé, além disto, ele utiliza técnicas de escalonamento e algoritmo de quadratura, este método do calculo da exponencial pode ser visto em mais detalhes em Higham (2005).

Para o EKF que estima a atitude, a matriz de transição de estados calculada pela equação (3.60) é:

$$A_{1,aproximado_k} = \begin{bmatrix} 1.0000 & 0.0001 & -0.0000 & 0.0004 & 0.0003 & 0.0004 & 0.0028 \\ -0.0001 & 1 & -0.0004 & -0.0000 & 0.0041 & 0.0028 & -0.0004 \\ 0.0000 & 0.0004 & 1.0000 & -0.0001 & -0.0028 & 0.0041 & 0.0003 \\ -0.0004 & 0.0000 & 0.0001 & 1.0000 & 0.0004 & -0.0003 & 0.0041 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1.0000 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1.0000 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1.0000 \end{bmatrix} \tag{3.61}$$

Realizando o calculo desta matriz de transição pela função do Matlab, obtêm-se:

$$A_{1,caculado_k} = \begin{bmatrix} 1.0000 & 0.0001 & -0.0000 & 0.0004 & 0.0003 & 0.0004 & 0.0028 \\ -0.0001 & 1 & -0.0004 & -0.0000 & 0.0041 & 0.0028 & -0.0004 \\ 0.0000 & 0.0004 & 1.0000 & -0.0001 & -0.0028 & 0.0041 & 0.0003 \\ -0.0004 & 0.0000 & 0.0001 & 1.0000 & 0.0004 & -0.0003 & 0.0041 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1.0000 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1.0000 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1.0000 \end{bmatrix} \quad (3.62)$$

Subtraindo-se a equação (3.62) da equação (3.61) tem-se que o erro de aproximação é dado por:

$$Erro_{1_k} = (1 \cdot 10^{-6}) \cdot \begin{bmatrix} -0.0781 & -0.0000 & 0.0000 & -0.0000 & 0.2379 & 0.0045 & 0.7804 \\ 0.0000 & -0.0781 & 0.0000 & 0.0000 & 0.5363 & -0.8092 & -0.1825 \\ -0.0000 & -0.0000 & -0.0781 & 0.0000 & 0.7847 & 0.5631 & -0.2013 \\ 0.0000 & -0.0000 & -0.0000 & -0.0781 & -0.1294 & 0.0697 & -0.5421 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.63)$$

Observando o erro de aproximação, equação (3.63), pode-se perceber que este possui ordem de grandeza de 10^{-7}. Sendo assim, é possível admitir a aproximação desta matriz de transição de estado, pela equação (3.60).

Analisando agora a matriz de transição de estado para o EKF que estima a posição e a velocidade, tem-se que esta matriz calculada pela equação (3.60) é dada por:

$$A_{2,aproximado_k} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0.01 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0.01 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0.01 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & -0.0035 & -0.0094 & 0.0007 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0.0091 & -0.0035 & -0.002 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0.01 & -0.0021 & 0.0001 & -0.0098 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.64)$$

Calculando-se esta matriz pela função expm() do Matlab, tem-se:

$$A_{2,calculado_k} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0.01 & 0 & 0 & 0 & -0.00002 & -0.00005 & 0.00000 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0.01 & 0 & 0 & 0.00005 & -0.00002 & -0.00001 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0.01 & 0.00005 & -0.00001 & 0.00000 & -0.00005 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & -0.0035 & -0.0094 & 0.0007 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0.0091 & -0.0035 & -0.002 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0.01 & -0.0021 & 0.0001 & -0.0098 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{3.65}$$

Agora, subtraindo-se a equação (3.65) da equação (3.64), tem-se que o erro de aproximação é dado por:

$$Erro_{2_k} = (1 \cdot 10^{-4}) \cdot \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -0.1738 & -0.4676 & 0.0344 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.4565 & -0.1771 & -0.1012 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.5 & -0.1069 & 0.0037 & -0.4884 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{3.66}$$

Ao observar o erro de aproximação, equação (3.66), nota-se que este possui ordem de grandeza de 10^{-5}. Deste modo, há a possibilidade de se realizar a aproximação desta matriz de transição, utilizando a equação (3.60).

Já para obter a matriz de medição linearizada, utilizou-se a seguinte expressão:

$$H_k = \left. \frac{\partial h(x)}{\partial x} \right|_k \tag{3.67}$$

3.3.9.1 SISTEMA DE ESTIMAÇÃO DA ATITUDE

Para se obter a matriz transição de estado para o sistema de estimação da atitude do AUV aplica-se a equação (3.60) na equação (3.50), que resulta em:

$$A_1 = \begin{pmatrix} 1 & \Delta T\left(\frac{b_{g_x}}{2}-\frac{p}{2}\right) & \Delta T\left(\frac{b_{g_y}}{2}-\frac{q}{2}\right) & \Delta T\left(\frac{b_{g_z}}{2}-\frac{r}{2}\right) & \frac{\Delta T b}{2} & \frac{\Delta T c}{2} & \frac{\Delta T d}{2} \\ -\Delta T\left(\frac{b_{g_x}}{2}-\frac{p}{2}\right) & 1 & -\Delta T\left(\frac{b_{g_z}}{2}-\frac{r}{2}\right) & \Delta T\left(\frac{b_{g_y}}{2}-\frac{q}{2}\right) & -\frac{\Delta T a}{2} & \frac{\Delta T d}{2} & -\frac{\Delta T c}{2} \\ -\Delta T\left(\frac{b_{g_y}}{2}-\frac{q}{2}\right) & \Delta T\left(\frac{b_{g_z}}{2}-\frac{r}{2}\right) & 1 & -\Delta T\left(\frac{b_{g_x}}{2}-\frac{p}{2}\right) & -\frac{\Delta T d}{2} & -\frac{\Delta T a}{2} & \frac{\Delta T b}{2} \\ -\Delta T\left(\frac{b_{g_z}}{2}-\frac{r}{2}\right) & -\Delta T\left(\frac{b_{g_y}}{2}-\frac{q}{2}\right) & \Delta T\left(\frac{b_{g_x}}{2}-\frac{p}{2}\right) & 1 & \frac{\Delta T c}{2} & -\frac{\Delta T b}{2} & -\frac{\Delta T a}{2} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \tag{3.68}$$

Para se obter a matriz de medição do sistema de estimação da atitude deve se aplicar a equação (3.67) na equação (3.51), produzindo:

$$H_1 = \begin{bmatrix} R_1 & R_2 \end{bmatrix}$$

$$R_1 = \begin{pmatrix} 2cg & -2dg \\ -2bg & -2ag \\ -2ag & 2bg \\ \dfrac{\dfrac{2d}{a^2+b^2-c^2-d^2}-\dfrac{2a(2ad+2bc)}{\left(a^2+b^2-c^2-d^2\right)^2}}{\dfrac{(2ad+2bc)^2}{\left(a^2+b^2-c^2-d^2\right)^2}+1} & \dfrac{\dfrac{2c}{a^2+b^2-c^2-d^2}-\dfrac{2b(2ad+2bc)}{\left(a^2+b^2-c^2-d^2\right)^2}}{\dfrac{(2ad+2bc)^2}{\left(a^2+b^2-c^2-d^2\right)^2}+1} \end{pmatrix}$$

$$R_2 = \begin{pmatrix} 2ag & -2bg & 0 & 0 & 0 \\ -2dg & -2cg & 0 & 0 & 0 \\ 2cg & -2dg & 0 & 0 & 0 \\ \dfrac{\dfrac{2b}{a^2+b^2-c^2-d^2}+\dfrac{2c(2ad+2bc)}{\left(a^2+b^2-c^2-d^2\right)^2}}{\dfrac{(2ad+2bc)^2}{\left(a^2+b^2-c^2-d^2\right)^2}+1} & \dfrac{\dfrac{2a}{a^2+b^2-c^2-d^2}+\dfrac{2d(2ad+2bc)}{\left(a^2+b^2-c^2-d^2\right)^2}}{\dfrac{(2ad+2bc)^2}{\left(a^2+b^2-c^2-d^2\right)^2}+1} & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \tag{3.69}$$

3.3.9.2 SISTEMA DE ESTIMAÇÃO DA POSIÇÃO E DA VELOCIDADE

Para se obter a matriz transição de estados para o sistema de estimação da posição e da velocidade do AUV, será aplicada a equação (3.60) na equação (3.55), resultando na equação (3.70).

$$A_2 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & \Delta T & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta T & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & -\Delta T\left(a^2+b^2-c^2-d^2\right) & \Delta T\left(2ad-2bc\right) & -\Delta T\left(2ac+2bd\right) \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & -\Delta T\left(2ad+2bc\right) & -\Delta T\left(a^2-b^2+c^2-d^2\right) & \Delta T\left(2ab-2cd\right) \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \Delta T & \Delta T\left(2ac-2bd\right) & -\Delta T\left(2ab+2cd\right) & -\Delta T\left(a^2-b^2-c^2+d^2\right) \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (3.70)$$

A matriz de medição do sistema de estimação da posição é obtida pela aplicação da equação (3.67) na equação (3.56):

$$H_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.71)$$

Para se obter a matriz de medição do sistema de estimação da velocidade deve se aplicar a equação (3.67) na equação (3.57). Assim, obtém-se:

$$H_3 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & a^2+b^2-c^2-d^2 & 2ad+2bc & 2bd-2ac & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2bc-2ad & a^2-b^2+c^2-d^2 & 2ab+2cd & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2ac+2bd & 2cd-2ab & a^2-b^2-c^2+d^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (3.72)$$

Finalmente, a matriz de medição do sistema de estimação da profundidade é obtida pela aplicação da equação (3.67) na equação (3.58):

$$H_4 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{3.73}$$

3.3.9.3 MATRIZ DE COVARIÂNCIA DO RUÍDO DE MEDIÇÃO

A matriz covariância do ruído de medição depende essencialmente dos ruídos sensores que estão sendo utilizados para realizar o ciclo de atualização. Deste modo, ela será uma matriz diagonal, onde o elemento a_{MxM} corresponde o valor do ruído do sensor.

A matriz de covariância do ruído dos sensores utilizados para a atitude é dada por:

$$R_{atitude} = \begin{bmatrix} \delta^2_{a_x} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \delta^2_{a_y} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \delta^2_{a_z} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \delta^2_{\psi} \end{bmatrix} \tag{3.74}$$

A matriz de covariância do ruído para o sensor acústico de posicionamento é dada por:

$$R_{USBL} = \begin{bmatrix} \delta^2_{p_{N_{USBL}}} & 0 & 0 \\ 0 & \delta^2_{p_{E_{USBL}}} & 0 \\ 0 & 0 & \delta^2_{p_{D_{USBL}}} \end{bmatrix} \tag{3.75}$$

A matriz de covariância do ruído para o sensor velocidade (DVL) é dada por:

$$R_{DVL} = \begin{bmatrix} \delta^2_{V_x} & 0 & 0 \\ 0 & \delta^2_{V_y} & 0 \\ 0 & 0 & \delta^2_{V_z} \end{bmatrix} \tag{3.76}$$

A matriz de covariância do ruído para o sensor profundidade é dada por:

$$R_{profundímetro} = \left[\delta^2_{p_{D_{profundímetro}}} \right] \tag{3.77}$$

3.3.9.4 MATRIZ DE COVARIÂNCIA DO RUÍDO DE PROCESSO

Em geral, a matriz de covariância do ruído de processo Q é de difícil caracterização, demanda um grande esforço experimental e de modelagem. Por este motivo, existem algumas técnicas para se chegar a uma estimativa inicial passível ainda de ajustes por tentativa e erro.

Neste trabalho, emprega-se um modelo parecido com uma técnica numérica extraída de Brown e Hwang (1997) e Van Loan (1978) para a estimação de Q. Deste modo, apresenta-se primeiramente a técnica numérica extraída de (BROWN; HWANG, 1997).

Primeiramente, constrói-se uma matriz bloco, tal que:

$$M_k = \begin{bmatrix} -F_k & | & \left(C_k \cdot W_u \cdot C_k^{\,T}\right) \\ ---- & | & ---------- \\ 0 & | & F_k^T \end{bmatrix} \cdot \Delta T = \begin{bmatrix} -F_k \cdot \Delta T & | & D_k \cdot \Delta T \\ ---- & | & ---------- \\ 0 & | & F_k^T \cdot \Delta T \end{bmatrix} \tag{3.78}$$

onde F_k é o jacobiano de $f(x,u,t)$ em relação ao vetor de estado x, equação (3.22), W_u é a densidade espectral de potência do ruído associado ao vetor de entrada de controle u (matriz simétrica semi-definida positiva), no caso as

leituras dos acelerômetros e giroscópio da IMU ou AHRS, C_k é o jacobiano de $f(x,u,t)$ em relação ao vetor associada a entrada de controle (dados dos sensores inerciais, sendo $u_2 = a = [a_x \ a_y \ a_z]$, vetor aceleração no sistema de coordenadas da plataforma e $u_1 = \omega = [p \ q \ r]$, vetor velocidade angular no sistema de coordenadas da plataforma).

De Acordo com Brown e Hwang (1997) e Van Loan (1978), a operação e^{M_k} produz uma nova matriz bloco, cujos elementos são:

$$e^{M_k} = \begin{bmatrix} \ldots & | & \left(A_k^{-1} \cdot Q_k\right) \\ -- & | & ---- \\ 0 & | & A_k^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \ldots & | & G_k \\ -- & | & ---- \\ 0 & | & A_k^T \end{bmatrix} \tag{3.79}$$

onde: $G_k = \int_0^t e^{-F_k \cdot (t-s)} D_k e^{F_k^T \cdot s} ds$ (VAN LOAN, 1978).

Portanto, Q_k é obtido transpondo-se A_k^T para obter A_k, matriz de transição de estados, para em seguida multiplicar-se este resultado pela parte superior direita da matriz resultante do calculo e^{M_k}, ou seja, $Q_k = A_k \cdot G_k$.

Neste trabalho, para se determinar essa matriz correspondente a G_k, assume-se que a dinâmica do veículo é lenta, ou seja, $A_k \cong I_{nxn} \Rightarrow F_k \cong 0_{nxn}$, assim, o bloco e^{M_k} é dado por:

$$M_k = \begin{bmatrix} -0_{nxn} & | & \left(C_k \cdot W_u \cdot C_k^T\right) \cdot \Delta T \\ ---- & | & --------- \\ 0_{nxn} & | & 0_{nxn} \end{bmatrix}$$

$$e^{M_k} = \begin{bmatrix} \ldots & | & G_k \\ -- & | & ---- \\ 0_{nxn} & | & I_{nxn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \ldots & | & D_k \cdot \Delta T \\ -- & | & ---- \\ 0_{nxn} & | & I_{nxn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \ldots & | & I_{nxn} \cdot Q_k \\ -- & | & ---- \\ 0_{nxn} & | & I_{nxn} \end{bmatrix} \tag{3.80}$$

Portanto, considera-se que a matriz de covariância do ruído de processo pode ser estimada por:

$$Q_k = \left(C_k \cdot W_u \cdot C_k^{\ T} \right) \cdot \Delta T \tag{3.81}$$

Para mostrar que a aproximação da matriz de transição de estados por uma matriz identidade de mesma dimensão é plausível para executar o cálculo da matriz de covariância do ruído de processo, Q_k, serão apresentadas a seguir as matrizes Q_k dos dois filtros desenvolvidos, sendo estas calculadas pela aproximação descrita acima e pela função expm() do Matlab (sem considerar que $A_k \cong I_{nxn} \Rightarrow F_k \cong 0_{nxn}$) para um certo instante de tempo de uma simulação executada. A função expm() do Matlab calcula a exponencial da matriz utilizando a aproximação de Padé, além disto, ele utiliza técnicas de escalonamento e algoritmo de quadratura, este método do calculo da exponencial pode ser visto em mais detalhes em Higham (2005).

Para o EKF que estima a atitude, a sua matriz de covariância do ruído de processo calculada pela equação (3.81) é:

$$Q_{1,aproximado_k} = (1 \cdot 10^{-6}) \cdot \begin{bmatrix} 0.0270 & 0.0090 & 0.0526 & 0.1087 & 0 & 0 & 0 \\ 0.0090 & 0.5710 & -0.0009 & -0.00018 & 0 & 0 & 0 \\ 0.0526 & -0.0009 & 0.5661 & -0.0105 & 0 & 0 & 0 \\ 0.1087 & -0.0018 & -0.0105 & 0.5494 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{3.82}$$

Realizando o calculo desta matriz de covariância utilizando a função do Matlab, obtêm-se:

$$Q_{1,caculado_k} = (1\cdot 10^{-6})\cdot \begin{bmatrix} 0.0270 & 0.0090 & 0.0526 & 0.1089 & 0 & 0 & 0 \\ 0.0090 & 0.5710 & -0.0009 & -0.00018 & 0 & 0 & 0 \\ 0.0526 & -0.0009 & 0.5661 & -0.0105 & 0 & 0 & 0 \\ 0.1089 & -0.0018 & -0.0105 & 0.5494 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.83)$$

Subtraindo-se a equação (3.83) da equação (3.82) tem-se que o erro de aproximação é dado por:

$$Erro_{1_k} = (1\cdot 10^{-9})\cdot \begin{bmatrix} 0.0511 & 0.0105 & 0.0037 & 0.1187 & 0 & 0 & 0 \\ 0.0105 & -0.0004 & -0.0012 & -0.0042 & 0 & 0 & 0 \\ 0.0037 & -0.0012 & -0.0012 & -0.0132 & 0 & 0 & 0 \\ 0.1187 & -0.0042 & -0.0132 & -0.0495 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.84)$$

Observando o erro de aproximação, equação (3.84), nota-se que a ordem de grandeza é de 10^{-10}. Sendo assim, é possível admitir a aproximação desta matriz de covariância do ruído de processo, pela equação (3.81).

Analisando agora a matriz de covariância do ruído de processo para o EKF que estima a posição e a velocidade, tem-se que esta matriz calculada pela equação (3.81) é dada por:

$$Q_{2,aproximado_k} = (1\cdot 10^{-3})\cdot \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.1921 & -0.0000 & -0.0000 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -0.0000 & 0.1921 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -0.0000 & 0 & 0.1921 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.85)$$

Calculando-se esta matriz pela função expm() do Matlab, obtém-se:

$$Q_{2,calculado_k} = (1\cdot 10^{-3})\cdot \begin{bmatrix} 0.0000 & -0.0000 & 0 & 0.0010 & -0.0000 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -0.0000 & 0.0000 & 0 & -0.0000 & 0.0010 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.0000 & 0 & 0 & 0.0010 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0.0010 & -0.0000 & 0 & 0.1921 & -0.0000 & -0.0000 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -0.0000 & 0.0010 & 0 & -0.0000 & 0.1921 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.0010 & -0.0000 & 0 & 0.1921 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.86)$$

Agora, subtraindo-se a equação (3.86) da equação (3.85), tem-se que o erro de aproximação é:

$$Erro_{2_k} = (1\cdot 10^{-6})\cdot \begin{bmatrix} 0.0064 & -0.0000 & 0 & 0.9604 & -0.0000 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -0.0000 & 0.0064 & 0 & -0.0000 & 0.9604 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.0064 & 0 & 0 & 0.9604 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0.9604 & -0.0000 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -0.0000 & 0.9604 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.9604 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.87)$$

Ao observar o erro de aproximação, equação (3.87), nota-se que este possui ordem de grandeza de 10^{-6}. Deste modo, há a possibilidade de se realizar esta aproximação, utilizando a equação (3.81).

A partir do resultado anterior, um aperfeiçoamento adicional é proposto no cálculo de Q_k. Como W_u, matriz de densidade espectral de potência do ruído associado ao vetor de entrada de controle, é de difícil caracterização, neste trabalho, adotou-se que ela seria substituída por uma $W_u^{'}$, onde sua diagonal é obtida a partir da multiplicação de constantes de proporcionalidades pela variância dos sensores, referentes às entradas de controles. Além desta modificação, foi adicionado à matriz Q_k um ruído estimado dos estados, W_x, equação (3.90).

Este ruído estimado dos estados, W_x, é obtido a partir da média dos erros estimados dos estados pela matriz de covariância dos erros nos estados, após a convergência do EKF, por exemplo, da figura 5.9a, tem-se que $\delta_{x_1} = 0.31$ e $N_j = 100$, mas, inicialmente não se conhece para qual valor a

matriz de covariância dos erros nos estados irá convergir. Desta forma, pode-se inicializar δ_{x_j} com valor igual ao ruído do sensor que observa o estado em questão (considera-se este procedimento como uma aproximação satisfatória), posteriormente, refinar-se este parâmetro realizando algumas simulações. Assim, a equação para estimar a matriz de covariância do ruído de processo é calculada por:

$$Q_k^{'} = \left(C_k \cdot W_u^{'} \cdot C_u^T \right) \cdot \Delta T + W_x \tag{3.88}$$

sendo $W_u^{'}$ e W_x iguais a:

$$W_u^{'} = \begin{bmatrix} \mathrm{k}_1 \cdot \delta_{u_1}^2 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \mathrm{k}_m \cdot \delta_{u_m}^2 \end{bmatrix} \tag{3.89}$$

$$W_x = \begin{bmatrix} \frac{1}{N_1} \cdot \delta_{x_1}^2 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \frac{1}{N_n} \cdot \delta_{x_n}^2 \end{bmatrix} \tag{3.90}$$

onde k_i são constantes de proporcionalidades (estimadas através de interações sucessivas) e N_j o número de interações, do ciclo de propagação, que ocorrem entre dois ciclos de atualização, para o estado observado.

3.3.10 CRITÉRIO DE CONVERGÊNCIA DO FILTRO DE KALMAN

De acordo com Fleury (1985), Trigo (2005) e Kuga (1981), pode-se verificar a convergência do filtro de Kalman observando o resíduo normalizado das observações que, para a k - ésima interação, é dado por

$$r_v = \left\{ \frac{1}{l} \sum_{j=1}^{l} \left[\left(z_k - h_k\left(\hat{x}_k\right) \right) / \sigma_j \right]_j \right\}, \qquad k = 1, 2, ..., \tag{3.91}$$

onde l representa o número de medidas, σ_j é o desvio-padrão da observação, z_k é o valor da observação fornecida pelo sensor j no instante t_k e $h_k\left(\hat{x}_k\right)$ é o valor estimado para a mesma observação.

Se

$$\mathrm{E}\left[r_v\right] = 0 \tag{3.92}$$

e

$$\left(\mathrm{E}\left[r_v^2\right] - \mathrm{E}^2\left[r_v\right]\right)^{1/2} \leq 3 \tag{3.93}$$

durante o processo de estimação, a convergência é satisfatória. Como este método depende da aquisição dos sensores de observação dos estados, é importante salientar que os resíduos normalizados são avaliados somente quando as observações estão disponíveis.

Este critério será empregado para fins de análise dos resultados obtidos no capítulo 5, onde será apresentado na forma gráfica e em tabelas o comportamento das estimativas de posição, velocidade e atitude ao longo do tempo, para diversas condições de ensaios.

3.3.11 DIAGRAMAS DOS FILTROS DE KALMAN ESTENDIDOS E SUAS IMPLEMENTAÇÕES NO MATLAB

Os algoritmos propostos para os EKFs podem ser observados nas figuras 3.6 (a) e (b). Nestes algoritmos as frequências dos ciclos de atualizações podem ser diferentes das frequências dos ciclos de propagação, para ambos os filtros de atitude e de trajetória e velocidade.

Além disto, no filtro de Kalman proposto para estimar a trajetória e a velocidade, os sensores utilizados nos ciclos de atualizações são aquisitados em instantes distintos de tempo, pois eles são independentes entre si. Devido a este fato, há a necessidade de se realizar um ciclo de atualização para cada tipo de sensor, obtendo três ciclos de atualização, um para o sensor acústico de posição, outro para o DVL e outro para o profundímetro. Para que se possa adotar este procedimento, é necessário admitir que estes sensores sejam não correlacionados (YAAKOV; LI, 2008; KUGA, 1981), o que não é problemático, pois cada um tem princípios diferentes de funcionamento. O nome dado para este tratamento é: processamento seqüencial.

Observando a figura 3.6, pode-se dizer que a fusão sensorial deste trabalho ocorre nos dois ciclos dos EKFs, atualização e propagação. Durante o ciclo de atualização, tem-se a atualização dos estados e da covariância a partir dos dados fornecidos pelos sensores. Durante o ciclo de propagação, tem-se a propagação das estimativas da atitude e das posições futuras através das estimativas atuais; e a propagação no tempo da matriz de covariância dos estados através da utilização da matriz de transição de estados.

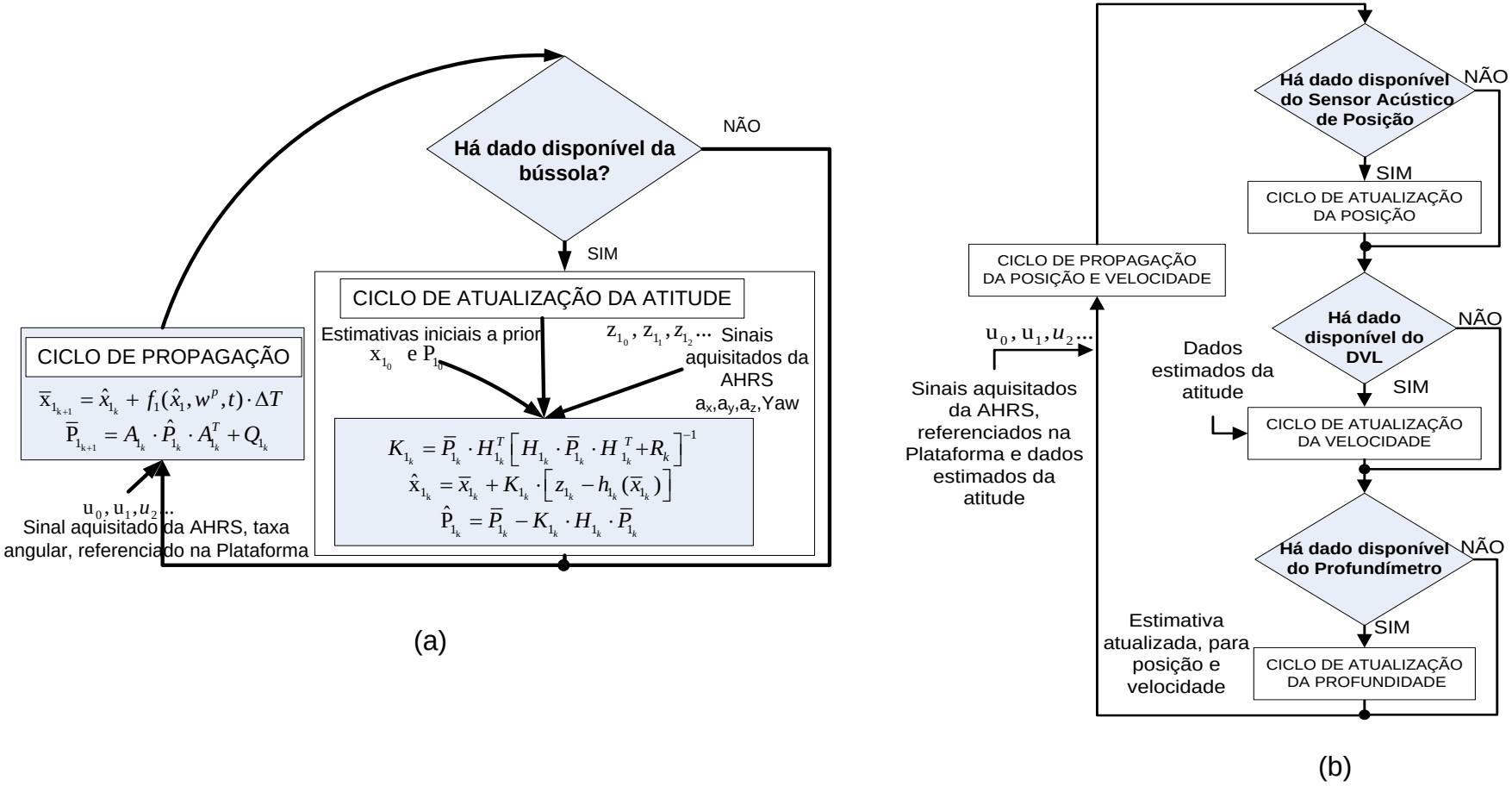


Figura 3.6 – Diagrama esquemático do simulador implementado, (a) EKF da estimação da atitude e (b) EKF da estimação da posição e velocidade

Para se realizar a implementação do filtro de Kalman estendido no Matlab/Simulink, houve a necessidade de se estudar o seu toolbox, com a finalidade de se verificar a existência de algum conjunto de funções ou algum diagrama de blocos prontos para serem utilizados automaticamente sem a necessidade de se implementar o algoritmo do filtro. Com isto, poder-se-ia considerar a existência de uma solução já otimizada e confiável do simulador do algoritmo do filtro de Kalman estendido, isto porque, esta teria sido desenvolvida pelo fabricante do software, Matlab/Simulink.

Após este estudo, observou-se que o Matlab/Simulink possui uma função que somente implementa o filtro de Kalman linear, não realizando assim, a fusão sensorial desejada, já que, neste trabalho se utiliza o filtro de Kalman estendido com diversos sensores sendo amostrados em instantes diferentes de tempo.

Desta forma, não foi possível encontrar nenhum conjunto de funções prontas que realizasse esta fusão sensorial. Conseqüentemente houve a necessidade de se implementar os algoritmos dos EKFs utilizando as técnicas apresentadas nos itens 3.3.2 e 3.3.9.

Neste trabalho, inicialmente verificou-se a possibilidade de utilização do Real-Time Workshop do Simulink para gerar código em C ou C++ do algoritmo do EKF. Em caso positivo, seria possível utilizar funções já otimizadas como a inversão e transposição de matrizes, ou seja, funções que realizam operações matemáticas com matrizes. No entanto, constatou-se que, neste caso, não haveria a possibilidade de se atualizar diretamente o código em C/C++, devido à inacessibilidade de todas as bibliotecas que o programa inclui no código principal das funções criadas (somente se tem acesso às chamadas de funções pelos arquivos do tipo “.h”). Isto dificulta ou até mesmo impossibilita alterações futuras diretamente no código em C/C++, caso seja necessário.

Devido ao problema de acesso às funções e à dificuldade de se utilizar o Real Time Workshop para um microprocessador da arquitetura ARM, na qual possui baixo custo e baixo consumo energético características essenciais para um AUV, optou-se em desenvolver o EKF em tempo-real utilizando a

linguagem C e a função “ccode” do Matlab para gerar as matrizes necessárias para o filtro, maiores detalhes desta implementação em tempo-real são apresentados no capítulo 4.

Apesar da desvantagem apontada, utilizou-se o Simulink, pela facilidade de implementação do simulador e também pela possibilidade de realizar simulações com a tentativa otimizar os filtros e suas matrizes de erros.

Para verificação do pleno funcionamento dos EKFs foi construído um simulador completo onde se trata o sinal que vem da bússola, do DVL, do sensor acústico de posição e do profundímetro no “ciclo de atualização” e o sinal da AHRS ou IMU no “ciclo de propagação”. Para a obtenção dos dados de entrada do filtro, utilizou-se também do simulador da dinâmica do AUV Pirajuba desenvolvido no Laboratório de Veículos Não Tripulados da USP (DANTAS; BARROS, 2009).

Além disso, para aumentar a facilidade de entendimento, implementação, visualização e manutenção dos EKFs modelados no Simulink, optou-se pela divisão do simulador em subsistemas. A representação do simulador implementado é apresentada no Apêndice B.

No simulador, os sensores utilizados nos ciclos de atualizações do filtro de estimação da posição e velocidade (sensor acústico de posição, DVL e profundímetro) não são aquisitados simultaneamente, sendo suas frequências de aquisição iguais a 1Hz. Isto ocorre, pois, no momento de inicialização destes sensores, há um atraso entre eles (delays). Já a AHRS, utilizada no ciclo de propagação, será aquisitada a uma frequência de 100Hz conforme o permitido pela especificação do fabricante.

No simulador, utilizaram as freqüências de aquisição mencionadas para os ciclos de atualização e propagação, considerando-se a dinâmica lenta do veículo e as freqüências de aquisição dos sensores pertencentes ao LVNT. Esta escolha é corroborada pela consulta a trabalhos de outros pesquisadores. Em Morgado et al (2006), o USBL é aquisitado a 1Hz e a IMU a 100Hz, sendo o ciclo de propagação do EKF realizado a 50 Hz. Em Jouffroy e Opderbecke (2007), o USBL é aquisitado a 1Hz. Oh et al (2005), onde executam-se os

ciclos de propagação e atualização (posição, velocidade e atitude) a 100Hz e 1Hz, respectivamente. Yun et al (1998) executam os ciclos de propagação e atualização (posição) 100Hz e 1Hz, respectivamente.

3.4 CONCLUSÕES PRELIMINARES

A partir dos itens estudados, conclui-se que, na navegação inercial, há a necessidade de se realizar uma série de correções e transformações de coordenadas antes de estimarmos a posição do veículo. Deste modo, a modelagem adequada do problema no espaço de estados pode levar o EKF ao desempenho desejado.

Outro fator de extrema importância para a convergência do filtro é o desenvolvimento da matriz de covariância do ruído de processo, matriz Q, pois esta é de difícil caracterização. Levando-se isto em consideração, neste trabalho, utilizou-se da técnica extraída de Brown e Hwang (1997) com pequenas modificações. Com ela, obteve-se uma estimativa inicial passível ainda de ajustes por tentativa e erro.

4 DESENVOLVIMENTO DO PROGRAMA EM TEMPO REAL

4.1 METODOLOGIA

Para conferir maior versatilidade ao projeto do AUV Pirajuba, está sendo utilizada uma arquitetura de hardware e software descentralizada, proposta por L.O. Freire (DE BARROS et. al, 2011), onde vários nós, cada um com um microprocessador ARM7, fazem a leitura de sensores e controlam os atuadores, comunicando-se entre si por meio de uma rede CAN. As funções que requeiram um poder de processamento maior serão implementadas em processadores ARM9, que terão um acesso restrito ao conteúdo dos sensores e atuadores de interesse por meio de uma porta serial RS232, figura 4.1.

Cada nó tem várias atribuições em paralelo e sua arquitetura de software é modular, orientada a objetos e desenvolvido em camadas, figura 4.2. Isso significa que os objetos foram divididos de acordo com uma classificação funcional. Assim, uma determinada camada pode ser trocada por outro conjunto de objetos que desempenha a mesma função sem afetar a arquitetura como um todo.

Para facilitar a evolução do sistema, foi definido que cada camada pode utilizar os objetos das camadas inferiores, mas nunca de uma camada superior, o que confere muita flexibilidade para alterar objetos de alto nível. A arquitetura de software também prevê que cada objeto seja independente do nó onde ele é processado, o que possibilita o balanço de carga de processamento entre os diversos nós.

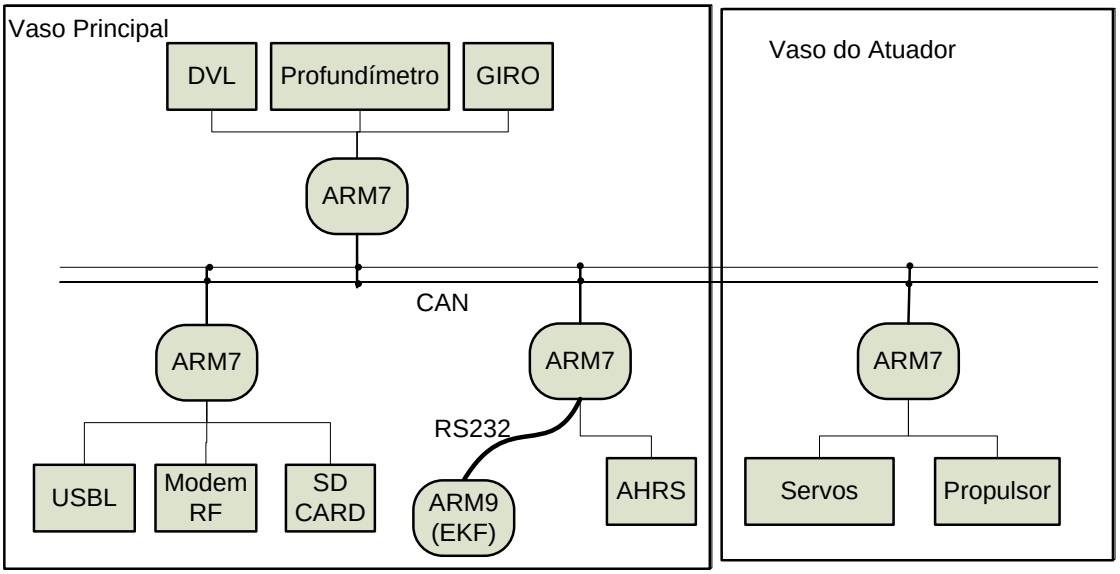


Figura 4.1 – Representação de alguns dos módulos do veículo e sua integração pela rede CAN

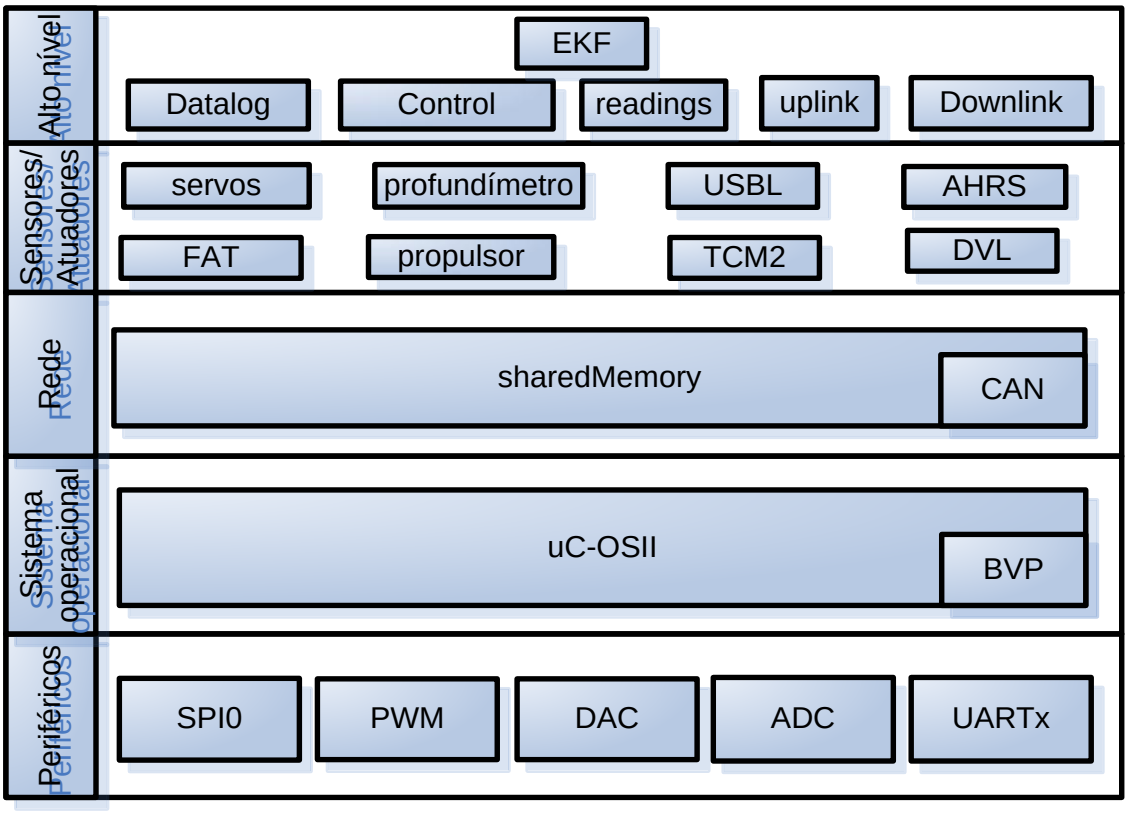


Figura 4.2 – Arquitetura de software orientada a objetos e em camadas

A primeira camada possui o código de controle dos periféricos internos ao microprocessador. A segunda camada, utilizando os recursos da primeira, estabelece a modularidade de código e provê serviços, tais como semáforos e contagem de tempo. A terceira camada é uma tarefa que estabelece a comunicação entre os diversos nós da rede e provê serviços de transmissão, recepção, sincronia e diagnóstico. A quarta camada faz a leitura dos diversos sensores do AUV e comanda os atuadores, usando os recursos de hardware (disponibilizados pela primeira camada), de temporização (disponibilizados pela segunda camada) e de comunicação (terceira camada). A quinta camada é composta pelos objetos que implementam as funções a ser desempenhadas pelo AUV, tais como manobras pré-programadas, armazenamento de dados e envio de informações.

Além disso, a arquitetura de controle pode ser representada em dois níveis de qualidade de software: um nível normal, cujo processamento será feito em processadores ARM9, com acesso limitado e controlado aos dados dos sensores, e um nível de segurança, que implementa as funções de baixo nível e que impõe um nível mais alto de qualidade de software, pois afeta diretamente a segurança do veículo e será reutilizado em diversas versões do veículo.

Integrado a esta concepção de arquitetura, o software que vem sendo desenvolvido é orientado de acordo com alguns aspéctos, dentre eles: processo de desenvolvimento, normas de software, ferramentas matemáticas e de programação e sistema operacional de tempo real.

4.2 PROCESSO DE DESENVOLVIMENTO

O processo de desenvolvimento pode ser definido como uma divisão em etapas do trabalho. Douglass (2007) e Amianti (2008) propõem o processo de desenvolvimento Harmony, que foi adotado neste trabalho. Este processo é

dividido em duas etapas principais: engenharia de sistemas e engenharia de software.

Na etapa de engenharia de sistemas, modela-se os requisitos do sistema. Em seguida, modela-se e analisa-se a arquitetura do sistema no nível de hardware e software. Com esta modelagem do sistema, é possível definir os requisitos do software.

Na fase de engenharia de software, modelam-se os requisitos funcionais e temporais do software (“fase de análise”), projeta-se a arquitetura do software (“fase de concepção”), geração do código a partir do modelo (“fase de execução”) e, por fim, testa-se o sistema, primeiro cada modulo separadamente e posteriormente é realizado o teste de integração do sistema (“fase de teste”).

4.3 NORMA DE DESENVOLVIMENTO DE SOFTWARE ADOTADA

As normas possuem a finalidade de atestar o funcionamento correto e seguro do sistema quando este é operado de acordo com o sistema proposto inicialmente. Isto significa que os riscos de acidentes são reduzidos o suficiente para serem aceitáveis.

Para desenvolver o sistema de navegação, levaram-se em consideração as normas da indústria automobilística MISRA C (“The Motor Industry Software Reliability Association – Guidelines For The Use of The C Language In Vehicle Based Software”). Este padrão tem foco em sistemas embarcados automotivos, mas suas utilizações podem ser estendidas também para outras áreas, como a aeroespacial e de equipamentos médico.

A norma MISRA C (1998), tem por objetivo facilitar a portabilidade do código entre diferentes arquiteturas de hardware, melhorar a confiabilidade do código no contexto de sistemas embarcados e padronizar o código de forma a facilitar a sua compreensão.

4.4 ESTUDO DE SISTEMA DE TEMPO REAL (STR)

Como se pretende implementar o EKF em tempo real, há a necessidade de adquirir conhecimentos básicos e uma certa experiência em sistemas de tempo real.

Sistemas de tempo real caracterizam-se pela necessidade fundamental de manter um sincronismo constante com o processo, isto é, o sistema deve atuar de acordo com a dinâmica de estados do processo. A chave do sucesso em sistemas de tempo real é a oportunidade de execução de tarefas de processamento de dados que se comunicam para realizar um objetivo em comum (MALCOLM; ZHAO, 1994).

Sistemas de tempo real não dependem somente do resultado lógico de computação, mas também do tempo em que os resultados são produzidos, onde diversas tarefas são executadas e o escalonamento em função das restrições temporais é um grande problema. Tarefas recebem dados de entrada, executam um algoritmo e geram saídas. A tarefa está logicamente correta se gerar uma saída correta em função dos dados de entrada em um prazo temporal satisfatório, (RAMAMRITHAM; STANKOVIC, 1994).

Devido a isso, pode-se afirmar que: o tempo é o recurso mais precioso utilizado por sistemas de tempo real, pois as tarefas executadas pelo processador devem ser concluídas antes de seu limite temporal (deadline), (SHIN; RAMANATHAN, 1994).

Assim, conclui-se que, há varias definições existentes para definir um Sistema de Tempo Real (STR), neste trabalho utilizará a seguinte idéia: um STR é qualquer sistema de processamento de informação que possui a necessidade de responder a estímulos externos gerados dentro de um período finito e especifico, onde processos podem ser entendidos por programas completos em execução.

Para atender a todas as tarefas solicitadas, dentro das suas respectivas restrições de tempo, os STR necessitam invariavelmente de alguns mecanismos de gerência de atividades, classificando-as (ordenando) segundo

algum critério de prioridade de atendimento. A associação entre Sistemas de Tempo Real e Programação Concorrente é inevitável. Por Programação Concorrente entenda-se que é um tipo particular de programação que processa várias atividades de forma paralela.

Um fator que se deve levar em consideração para STR é a carga computacional utilizada onde ela é dada pelo somatório dos tempos de computação das tarefas. A carga pode ser estática ou dinâmica, a carga estática ou limitada ocorre quando os valores de temporização são conhecidos em tempo de projeto, deixando o sistema previsível, caso contrário estará trabalhando com carga dinâmica ou ilimitada onde não se podem determinar os valores de temporização em tempo de execução.

Para a melhor utilização destes recursos pode-se utilizar sistema de escalonamento que é a criação de uma escala de execução (schedule), uma lista ordenada que indique como as tarefas terão acesso aos recursos, onde os critérios de temporização são fundamentais. Os escalonadores devem implementar políticas que garantam que todas as tarefas sejam realizáveis.

O escalonamento pode ser classificado em:

- Quanto à preempção:
  - Preemptivas – podem ser interrompidas por outras mais prioritárias
  - Não-preemptivas – não podem ser interrompidas por outras mais prioritárias

- Quanto ao instante de utilização dos valores dos critérios:
  - Estática – utiliza valores determinados em tempo de projeto
  - Dinâmica – utiliza valores determinados em tempo de execução

- Quanto ao instante da produção da escala
  - Off-line – produzida em tempo de projeto
  - On-line – produzida em tempo de execução

Há também três tipos de abordagem do escalonamento são elas:

- Com garantia em tempo de projeto (Periódicos)
  - Previsibilidade determinista e carga computacional estática

- Com garantia em tempo de execução (esporádicos)
  - Carga computacional não previsível.
  - Escala e testes de escalonabilidade são determinados em tempo de execução.

- Melhor esforço (prazos limites suaves)
  - Carga computacional não previsível.
  - Aplicação de regras de despacho.
  - Não são realizados testes.
  - São aplicadas para STR brandos.

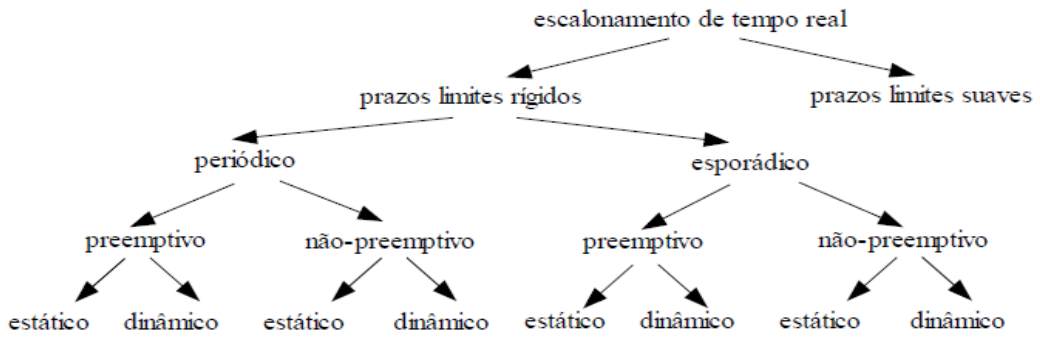


Figura 4.3 – Classes de algoritmos de escalonamento (MARWEDEL, 2006)

Com estas classificações, é possível desenvolver diversas estruturas mais complexas como evento-dirigido ao escalonamento e multiprocessamento.

Evento-dirigido ao escalonamento é a possibilidade de uma tarefa ser adicionada ou removida de uma lista de tarefas, baseando-se em circunstâncias. Juntamente com escalonamento preemptivo, é o método mais

utilizado em muitos RTOS (Real-Time Operating System ou Sistema Operacional de Tempo Real).

O escalonamento preemptivo representa um modelo mais próximo do mundo real, pois em inúmeros casos podemos citar exemplos em que determinadas tarefas deixam de ser momentaneamente atendidas para dar lugar a outras de maior prioridade (LABROSSE, 2002).

Em sistemas de evento-dirigido com preempção, um evento como o de interrupção ou uma tarefa podem determinar que alguma outra tarefa necessite ser ativada. Uma tarefa pode fazer isto, por exemplo, configurando um semáforo ou colocando dados em uma mensagem. A tarefa, que estava previamente na lista de tarefas para ser ativada pelo RTOS quando este evento acontecer, é ativada se possui uma prioridade mais alta que a tarefa corrente.

O multiprocessamento é o processo de escalonar tarefas que pareçam operar simultaneamente. Todas as funções das tarefas ativação/desativação, escalonamento e prioridades são parte da função multiprocessamento. Nenhuma destas operações exigidas para multiprocessamento são implementadas em um simples programa de código seqüencial (BERGER, 2002).

O multiprocessamento tem a capacidade de maximizar a utilização da CPU e também promover a construção modular das aplicações. Um dos aspectos mais importantes de multitarefa é permitir ao programador administrar complexidades inerentes em aplicativos de tempo real. Geralmente é mais fácil de projetar e manter aplicações de programas ao se utilizar o multiprocessamento (LABROSSE, 2002).

Para aplicar o STR foi utilizado um RTOS. O sistema operacional de tempo real é responsável pela execução de aplicativos e gestão dos recursos de hardware. Para dar-lhe suporte, as ferramentas, tais como, pacotes de suporte a placa (BSP) e os drivers, foram desenvolvidos respeitando as normas da MISRA C.

Um RTOS deve proporcionar uma série de serviços, tais como, semáforos, mensagens de inicio ou fim de tarefas e tempo de espera. Além

dessas características, ele auxilia na portabilidade do código, dividindo o software de acordo com as diversas tarefas. Desta maneira, a alteração de uma parte do software pode não afetar a funcionalidade de outra, possibilitando o desenvolvimento isolado de vários módulos e dificultado a troca de informações entre eles, além do que era prevista pelo programador.

Utilizou-se o RTOS µC/OS-II, pois, ele pode ser embarcado e é portável para muitos microprocessadores de pequeno porte. Além disto, ele possui certificação aeronáutica e é gratuito para universidades instituições sem fins lucrativos (Labrosse, 2002).

4.5 DESCRIÇÃO DAS FERRAMENTAS UTILIZADAS NO PROJETO

Para selecionar as ferramentas de software utilizadas no desenvolvimento dos softwares de aquisição de dados dos sensores e do filtro de Kalman estendido foram impostos alguns critérios, sendo eles: disponibilidade ao grande público, evitando ferramentas proprietárias; difusão no mercado, optando por ferramentas consolidadas e amplamente conhecidas, evitando problemas de obsolescência; e segurança, mantendo preferência por ferramentas amplamente testadas, ou homologadas e que possam ser verificadas.

Já os critérios utilizados para selecionar o hardware foram: robustez mecânica, baixo consumo energético, baixo aquecimento, tamanho reduzido, expansibilidade e utilização mínima de fios.

Assim, as ferramentas utilizadas para desenvolver este projeto foram: Matlab/Simulink, Eclipse, Hitop53-LPC-Stick, Compiler GNU/ARM, µC/OS-II Kernel (sistema operacional de tempo real, RTOS, da Micriµm), hardware LPC3250-Stick da Hitex, que possui uma unidade de VFP (Vector Floating Point, vetor de pontos flutuantes) para facilitar cálculos com números reais, além de possuir clock de 266Mhz, e o microcontrolador ARM7, modelo LPC2148 de 66Mhz.

No Simulink, foi desenvolvido um modelo do filtro de Kalman estendido em diagramas de blocos, com a finalidade de realizar testes preliminares, na tentativa de redução da possibilidade de erros de manipulação matemática e de modelagem do filtro. Após isto, pretendeu-se utilizar este modelo desenvolvido no Simulink para gerar o código em C ou em C++ que seria executado em tempo real. No entanto este procedimento não foi bem sucedido, como mencionado no item 3.3.11.

Sendo assim, o software do filtro foi desenvolvido manualmente em linguagem C no ambiente de desenvolvimento Hitop53 da Hitex, com o compilador GNU/ARM e utilizando o sistema operacional µC/OS-II. O motivo da utilização do ambiente de desenvolvimento Hitop53 ao invés do Eclipse é devido à compatibilidade do JTAG do ARM9, que foi desenvolvido pela mesma empresa do Hitop53, a Hitex.

O ambiente de desenvolvimento, Eclipse, em conjunto com o compilador GNU/ARM foi utilizado para desenvolver os softwares de aquisição de sensores, de armazenamento de dados e de envio e recebimento de dados. Todos estes programas são executados de maneira descentralizada em vários módulos.

4.6 DEFINIÇÃO DE REQUISITOS DOS SOFTWARES

Os requisitos de software foram definidos em três etapas. Na primeira, definiram-se os requisitos do sistema (plataforma, hardware e software). Na etapa seguinte, modelaram-se os sistemas embarcados. Estas duas primeiras etapas correspondem à fase de engenharia de sistemas. Na terceira, requisitos do software de navegação são definidos.

4.6.1 DEFINIÇÃO DE REQUISITOS DO SISTEMA EMBARCADO

Para definir os requisitos do sistema embarcado, levaram-se em consideração os elementos externos que interagem com o mesmo. Para o AUV Pirajuba, estes elementos são compostos por: sensor acústico de posição, DVL, profundímetro, AHRS, piloto e plataforma do AUV. Considerando estes elementos foram definidos os seguintes requisitos:

- Na superfície da água, o piloto deverá ser capaz de controlar remotamente a plataforma;
- O sistema embarcado deve estimar os estados da plataforma (posição, velocidade, atitude);
- Na superfície da água, os estados da plataforma devem ser enviados para a estação base;
- Utilizar sistema de processamento distribuído, com a finalidade de reduzir falhas e impactos das mesmas na totalidade do sistema, a partir da ocorrência em um dos seus módulos.

4.6.2 DEFINIÇÃO DOS REQUISITOS DO SOFTWARE DE NAVEGAÇÃO

Considera-se indispensável que o software atenda as seguintes características: preemptividade, extensibilidade, segurança e confiabilidade. Os requisitos principais, atribuídos ao software de navegação, são:

- Os ARMs7 deverão aquisitar os sensores e enviar seus dados pelo barramento CAN;
- O módulo ARM7 que fará a aquisição da AHRS deve selecionar os dados pertinentes ao EKF e enviá-los para o ARM9 via porta serial RS232, a uma frequência síncrona condizente com o ciclo de propagação dos EKFs;
- No ARM9, será realizada a fusão da informação dos sensores para gerar as estimativas de posição, velocidade e atitude;

Após simulações e testes de campo, definiu-se que os requisitos temporais para o software do EKF serão:

- A freqüência do ciclo de propagação e do ciclo de atualização da atitude do EKF deve ser de 25Hz;

- As freqüências dos ciclos de atualizações da velocidade, posição e profundidade devem ser próximas de 1Hz.

4.6.3 ESTRUTURA DO MÓDULO DE NAVEGAÇÃO

No AUV, há vários nós com diferentes tarefas. Cada um desses nós terá as cinco camadas, porém, não terá todos os objetos. A arquitetura do software de navegação adotada será a mesma apresentada na figura 4.2, mas com algumas simplificações, a figura 4.4 apresenta a arquitetura do módulo de navegação implementado.

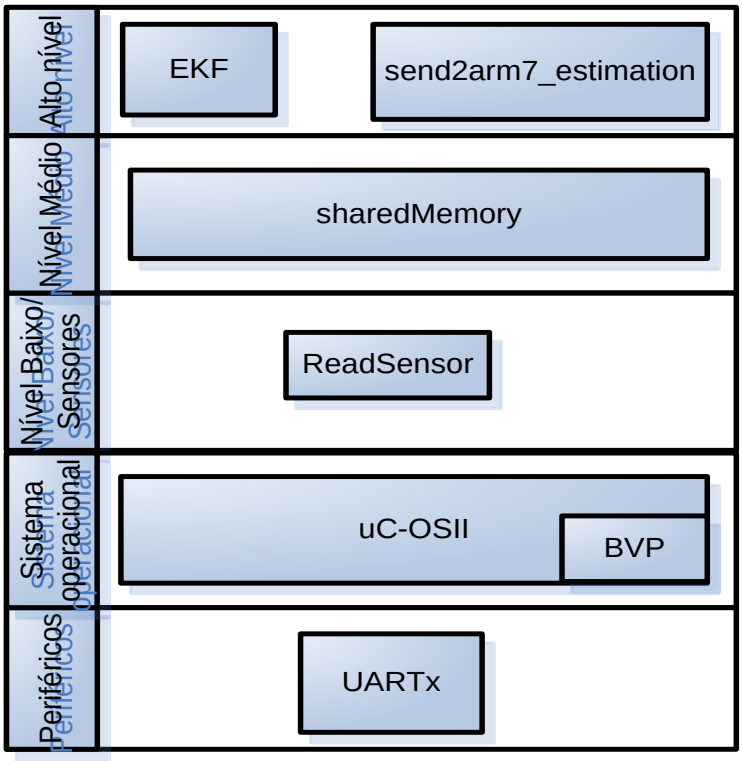


Figura 4.4 – Estrutura do módulo de navegação

Como o módulo ARM9 não está conectado diretamente na rede CAN, a camada de memória compartilhada (“SharedMemory”) não tem vinculo direto com o CAN. Assim, inverte-se a posição das camadas Sensores e SharedMemory, para que esta ultima seja comum a todos os nós de alto nível e baixo nível, pois todos os dados atuais, gerados ou recebidos, de cada nó são transmitidos à ela e posteriormente são transmitidos aos objetos, os dados necessários.

O ARM9 não realiza a aquisição dos sensores, mas recebe estes dados via RS232. Assim, o objeto da camada sensores restringe se somente a aquisição destes dados e a interpretação deles. No ARM9, não foram instanciados os objetos datalog, control, downlink e readings.

4.6.4 IMPLEMENTAÇÃO

Como foi apresentado no item 4.5, para desenvolver o programa em tempo real está sendo utilizado à linguagem C, o Matlab/Simulink, o HiTOP53LPC-STICK e o sistema operacional µC/OS-II.

Assim, inicialmente, foi necessário implementar as inicializações das interrupções e os drives de comunicação serial para o LPC3250-Stick. Em seguida, iniciou-se o processo de integração do sistema operacional µC/OS-II com o código já desenvolvido anteriormente. Deste modo, necessitou-se criar um timer de um milissegundo com a finalidade deste servir como “Tick” do sistema operacional. Além disto, é necessário fazer a integração das interrupções do ARM com as requeridas pelo sistema operacional. Para tal, foi necessário desenvolver alguns trechos de código em Assembly.

O desenvolvimento do EKF, propriamente dito, foi executado através da determinação de matrizes que definem os parâmetros do filtro. Os recursos do Matlab foram novamente utilizados para a geração automática da representação das matrizes em código C (através da função

“ccode(nome_da_matriz)”), reduzindo-se consideravelmente o risco de erros nesta implementação, visto que as matrizes são de grande dimensão.

Assim, para implementar o EKF em tempo real, bastou-se desenvolver algoritmos de manipulação matemática de matrizes e vetores.

Dentre os algoritmos de manipulação de matrizes implementados, o mais crítico foi relativo à inversão de matrizes utilizada durante o cilco de atualização para os tipos distintos de sensores. Dependendo da forma de implementação, pode-se gerar grandes distúrbios no EKF, devido a existência de erros de precisão numérica, truncamento e inversão de matrizes com determinantes nulos. O algoritmo escolhido para esta tarefa foi o Gauss-Jordan, devido à sua facilidade de implementação (com relação aos outros métodos) e também pela possibilidade de realizar a inversão de matrizes de qualquer tamanho com uma boa precisão e com um custo computacional tolerável para o modelo de navegação desenvolvido.

Após a implementação das operações de manipulação vetorial e matricial, passou-se à estruturação das etapas de atualização e propagação do algoritmo do filtro em C.

Para a operação do filtro em tempo-real, no sistema embarcado no AUV, faz-se necessário a sua comunicação com rotinas de aquisição dos sinais dos sensores relativos à tarefa de navegação (bússola, sensor acústico de posição, DVL, profundímetro, IMU/AHRS). A integração destas rotinas entre si e com o algoritmo do filtro ocorre no âmbito da arquitetura de controle desenvolvida no LVNT (de Barros et al. 2010), utilizando ferramentas de desenvolvimento de software estruturado (“Eclipse” em conjunto com o compilador GNU). O software de leitura dos sensores tem a função de fornecer ao filtro os seguintes parâmetros: valor da variável de entrada do filtro (ex: acelerações, taxa de rotação, atitude do veículo fornecida pela bússola, e a posição fornecida pelo USBL, velocidades) e uma referência desta variável para indicar se ela foi atualizada ou não.

A frequência do ciclo de propagação é determinada pela freqüência de aquisição da AHRS, pelos dados a serem comunicados entre ARM7 e ARM9 e

pela máxima velocidade de transmissão de dados via RS232 do ARM7, 115200bps. Levando-se em considerações estas restrições, determinou-se a freqüência de propagação em 25Hz.

Como os dados necessários ao ciclo de atualização da atitude são aquisitados na AHRS, a freqüência deste ciclo resulta em 25Hz. Para o ciclo de atualização da velocidade, a freqüência selecionada é de 1Hz, levando-se em consideração a velocidade de propagação do som na água e as distâncias típicas entre o DVL e o fundo, além de uma taxa de transmissão de 9600bps.

Já a frequência do ciclo de atualização da posição selecionada inicialmente é de 1Hz com base em alguns artigos já mencionados e levando-se em consideração a velocidade de propagação do som na água e as distâncias típicas entre o receptor acústico na superfície e o transmissor, no veículo, além de uma taxa de transmissão de 9600bps, mas o sensor USBL adquirido pelo laboratório no final deste trabalho inseriu uma limitação neste quesito, pois este pode ser aquisitado no máximo a 0.8333Hz, detalhes do USBL são apresentados no Anexo C. Desta forma, a frequência utilizada para este ciclo durante as simulações e ensaios de campo com o GPS se diferenciam do ensaio estático realizado com o USBL.

4.6.5 RESULTADOS TEMPORAIS

Para a verificação de requisitos temporais foi realizado ensaios na qual se verificou o tempo de execução de ambos os filtros, sendo estes, executados em paralelo. Primeiramente foi realizado um ensaio com o software compilado em modo Debug e depois com o software compilado em modo otimizado.

Para calcular o tempo de execução requerido pelo EKF foi utilizado a freqüência do sistema operacional (tick) que é de 1kHz, com isto, a resolução máxima obtida é de 1ms.

Para obter os tempos de execução de cada ciclo, com o software complicado em modo Debug, utilizou-se de um contador que era acrescentado

a cada tick, assim, este contador era iniciado com valor zero no início do ciclo e posteriormente à sua execução, o software era interrompido por um breakpoint inserido no código. Assim, observando o valor deste contador obteve-se o tempo de execução do ciclo.

A tabela 4.1 apresenta os tempos requeridos em cada etapa do filtro. Esses valores foram obtidos com a compilação em modo DEBUG, e podem ser utilizados para propiciar como referência de quanto cada etapa do filtro utiliza de processamento, auxiliando no processo de possíveis otimizações futuras.

Tabela 4.1 – Tempo de processamento no ARM em modo debug

Etapa do EKF	Tempo (ms)
Predição da Atitude	4
Predição da Posição	9
Atualização da Atitude	8
Atualização da Posição	3
Atualização da Profundidade	<1
Atualização do DVL	6
Tempo Total Requerido	31

Deste modo, considerando o tempo máximo de processamento exigido pelo filtro em modo Debug, 31ms, a freqüência máxima que os EKFs podem operar é de 32Hz, desconsiderando o tempo de processamento de envio e recebimento de dados.

Em seguida, iniciou-se o teste do software compilado em modo otimizado. Para este ensaio, utilizou-se do mesmo contador discutido no ensaio em modo debug, com resolução máxima de 1ms, mas ao invés de inserir um breakpoint no código foi inserido um comando de envio deste dado pela porta RS232 do ARM9. Desta forma, é possível monitorar o tempo de execução do software, a partir de um computador desktop comum com porta de comunicação serial.

Para este ensaio, utilizou-se o pior caso, onde os ciclos de atualizações da posição e da velocidade são executados simultaneamentes e a 1Hz. Além disto, o filtro de posição e velocidade foi executado em paralelo com o de atitude.

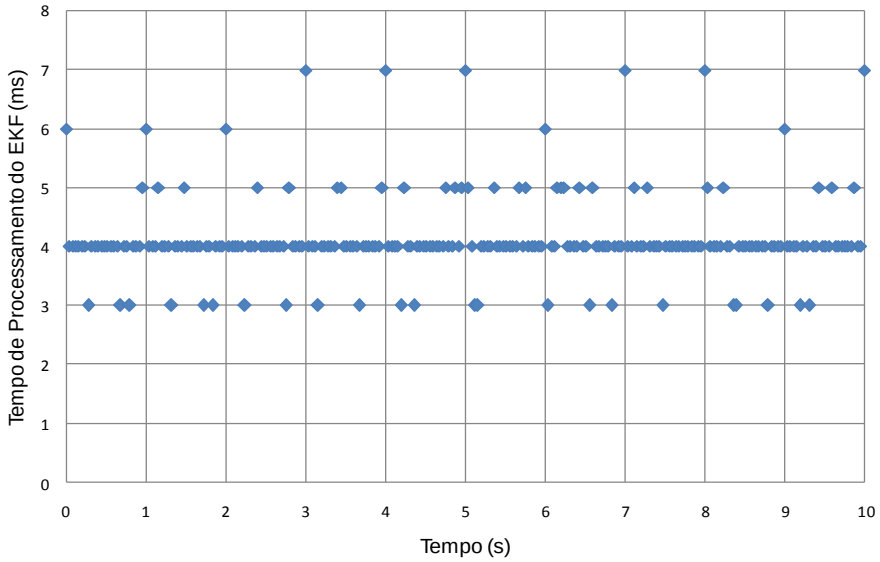


Figura 4.5 – Tempo de processamento do filtro

Ao analisar a figura 4.5, é possível afirmar que o ciclo de propagação dos filtros em paralelo com o ciclo de atualização da atitude possui um tempo médio de processamento igual a 4ms. Já o tempo de processamento para a execução do ciclo de atualização da posição e velocidade em conjunto com os outros ciclos mencionados acima está entre 6 e 7ms. Deste modo, considerando o tempo máximo de processamento exigido pelo filtro, 7ms, a freqüência máxima que os EKFs podem operar é de 142Hz, desconsiderando o tempo de processamento de envio e recebimento de dados.

Pode-se concluir ainda que, não houve atrasos nos ciclos de atualização da posição e da velocidade, pois estes são executados a cada período exato de um segundo, sem falhas ou perda de sincronismo, sendo assim, neste quesito, pode-se dizer, em linguagem de engenharia de software, que o sistema está determinístico.

Em seguida, fez se um estudo do custo computacional para cada operação matricial e vetorial desenvolvida em linguagem C. Como resultado deste estudo, percebeu-se que a operação de multiplicação matricial apresenta um custo computacional elevado em comparação com as outras operações.

Após este breve estudo, houve a necessidade de fazer a validação matemática dos ciclos, para saber se está implementado de acordo com o simulado. Para isto, inseriu-se uma entrada inicial para cada etapa do filtro e posteriormente compararam-se as respostas obtidas pelo software implementado no ARM9 com as respostas obtidas no simulador. Com este teste constatou-se que ambos obtiveram a mesma resposta, validando assim a implementação matemática do filtro.

Por fim, com a finalidade de verificar o comportamento temporal do software dos EKFs em conjunto com a arquitetura de controle do AUV Pirajuba e seus principais sensores USBL, DVL e AHRS foi realizado um ensaio, figura 4.6, com este compilado em modo otimizado, comentando-se todas as regiões desnecessárias do código e utilizando-se das mesmas características de aquisição dos sensores apresentados no item 5.4. Além disto, o software utilizado foi retrabalhado de forma a respeitar a norma MISRAC, pois no primeiro ensaio, figura 4.5, este ainda não respeitava esta norma.

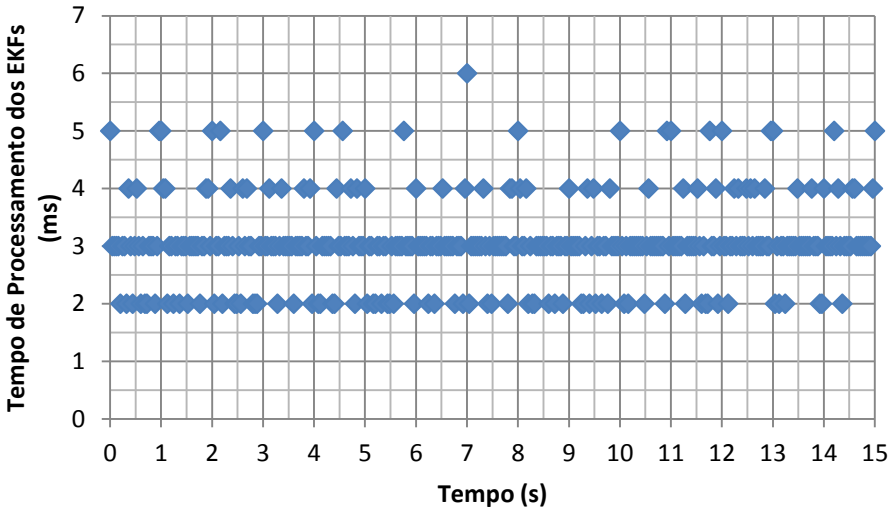


Figura 4.6 – Tempo de processamento dos EKFs, utilizando a arquitetura de controle do AUV

Ao analisar a figura 4.6, é possível afirmar que o ciclo de propagação dos filtros em paralelo com o ciclo de atualização da atitude possui um tempo médio de processamento igual a 3ms apresentando um melhora em seu desempenho em comparação ao ensaio anterior. Já o tempo máximo de processamento exigido neste ensaio foi de 6ms. Nota-se ainda que a cada período de 1s e 1.2s, há picos de processamentos que representam as execuções dos ciclos de atualização da velocidade e da posição, que neste caso são executados separadamente.

4.7 CONCLUSÕES PRELIMINARES

Os estudos dos sistemas de tempo real e a identificação de suas principais características são apresentados neste capítulo, sendo a idéia principal e essencial deste sistema dada por: o processamento de informação deve responder aos estímulos externos assíncronos e síncronos, em um tempo finito bem determinado e especificado durante o projeto.

A partir das avaliações das implementações dos EKFs em tempo real, pode se afirmar que é possível utilizar os filtros modelados no capitulo 3 em um ARM9 do modelo LPC3250, apesar do tempo de execução em modo debug ficar em torno de 31ms, pois, ao se re-compilar o código em modo otimizado, este tempo foi amplamente reduzido, próximo de 7ms.

Embora este resultado proporcione executar os EKFs em aproximadamente 142 Hz, a comunicação serial entre o ARM7 e ARM9, para a aquisição dos dados dos sensores e envio dos dados estimados, limitou esta freqüência. Sendo assim, determinou-se que a frequência de propagação dos EKFs será de 25Hz, considerando as possíveis frequências de aquisição da AHRS. Verifica-se pelos ensaios realizados no item 5, que esta alteração não afetou significativamente os EKFs, pois a dinâmica do sistema é lenta o suficiente para não prejudicar o processo de navegação.

5 RESULTADOS OBTIDOS COM O EKF

5.1 RESULTADOS DAS SIMULAÇÕES REALIZADAS PARA O EKF

Para realizar a simulação, utilizou-se o sistema de navegação desenvolvido no item 3, que tem como base a teoria do filtro de Kalman estendido, e o simulador da dinâmica do AUV Pirajuba desenvolvido no Laboratório de Veículos Não Tripulados da USP (DANTAS e De BARROS, 2009).

Este simulador contém os dados dos sensores necessários para o modelo do EKF, como o DVL, sensor acústico de posição, profundímetro, bússola e IMU/AHRS, ambos simulados. As características de cada sensor podem ser observadas na tabela 5.1.

Tabela 5.1 – Características dos sensores utilizados para o simulador

Sensor	Desvio Padrão	Deriva	Freq. de aquisição (Hz)
Bússola	1.5 (°)	----------	1
USBL	0.5 (m)	----------	1* ou 0.833**
Profundímetro	0.1 (m)	----------	1
DVL	0.0206 (m/s)	----------	1
AHRS-Giroscópio	$0.05°/s/\sqrt{Hz}$	0.5°/s	100
AHRS-Acelerômetro	0.022 (m/s²)	0.0390 (m/s²)	100

* frequência utilizada na simulação; ** frequência máxima real do sensor USBL da LinkQuest.

A simulação de uma trajetória espiral foi implementada ao se impor ângulos de leme e profundor iguais a 10°. No período compreendido entre 200 e 800 segundos, executou-se a simulação como se o sensor acústico de posição deixasse de funcionar e, posteriormente, voltasse a operar normalmente, ou seja, a atualização da posição do veículo não foi realizada

para as direções norte e leste, neste intervalo de tempo. A seguir, serão apresentados e analisados os resultados obtidos com esta simulação.

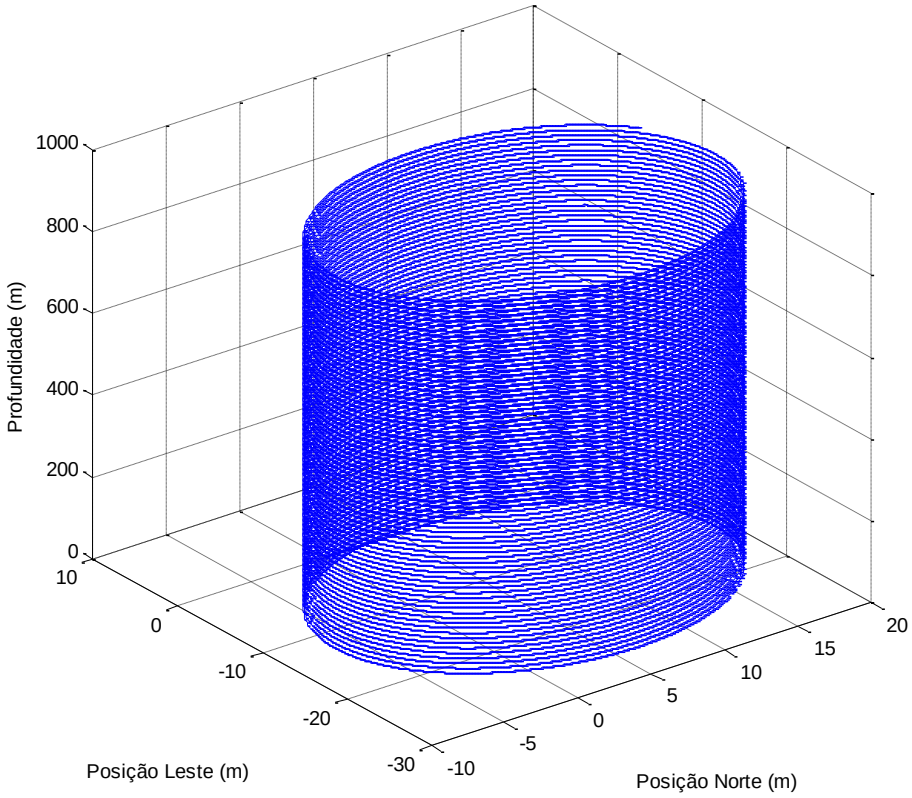


Figura 5.1 - Trajetória descrita pelo veículo na simulação

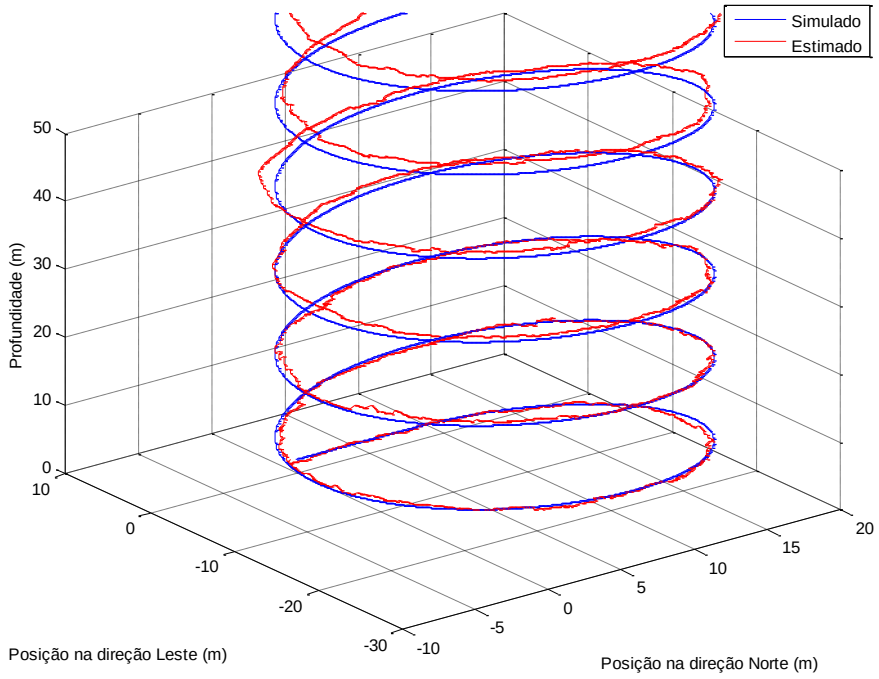


Figura 5.2 – Trajetória ampliada no intervalo entre 0 e 50 metros de profundidade

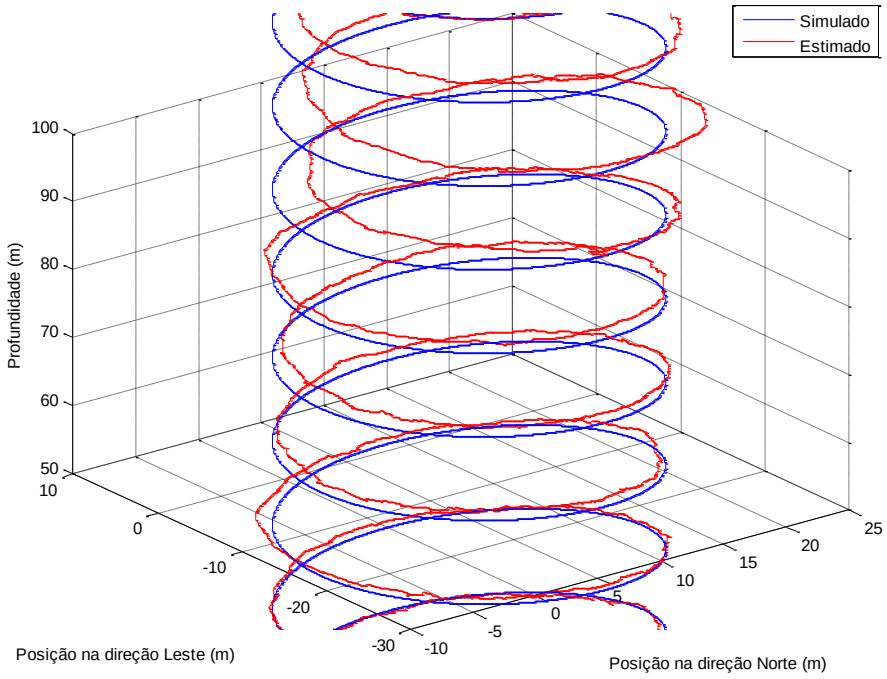


Figura 5.3 – Trajetória ampliada no intervalo entre 50 e 100 metros de profundidade

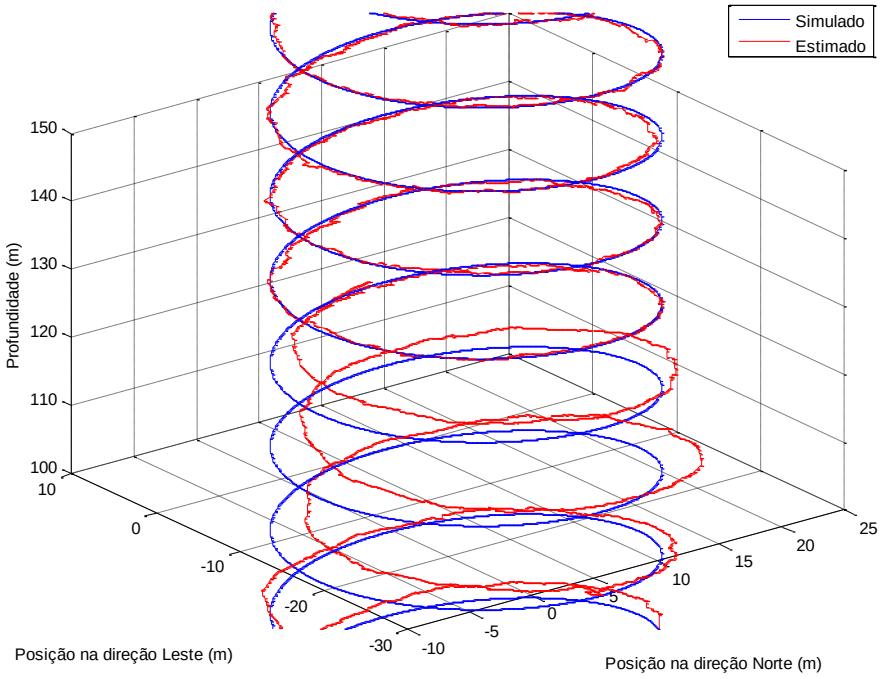


Figura 5.4 – Trajetória ampliada no intervalo entre 100 e 150 metros de profundidade

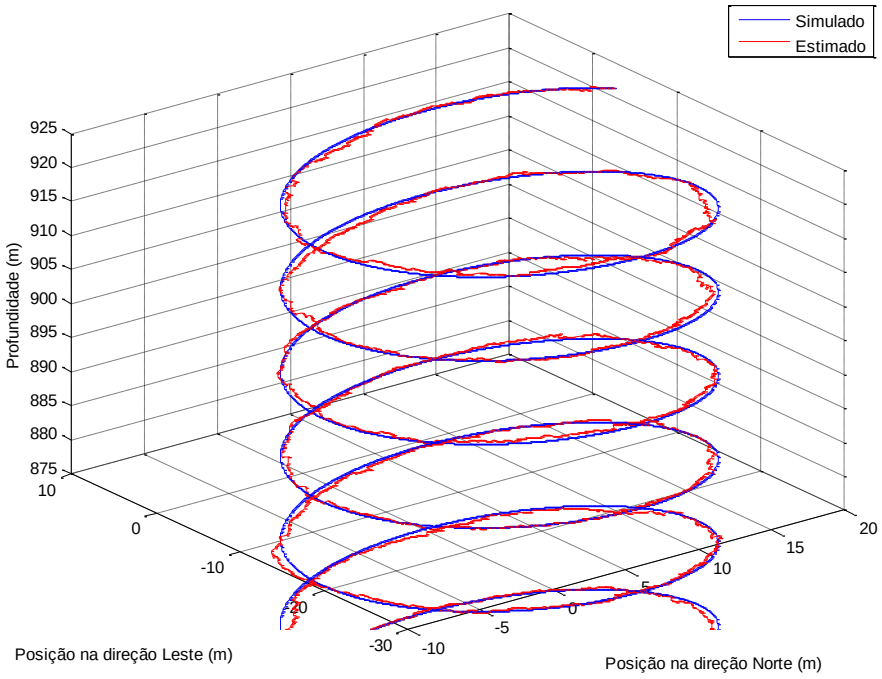


Figura 5.5 – Trajetória ampliada no intervalo entre 875 e 925 metros de profundidade

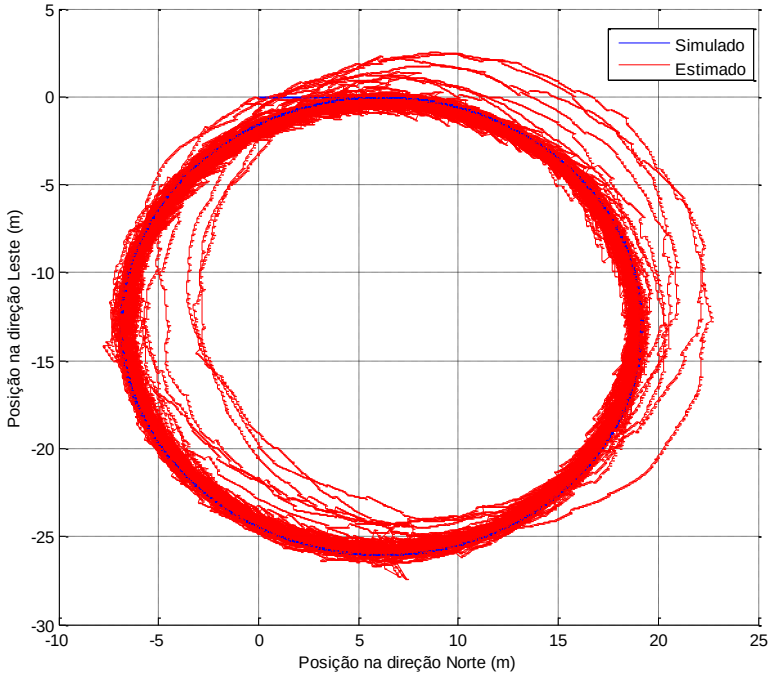


Figura 5.6 – Trajetória descrita pelo veículo, direções Norte e Leste

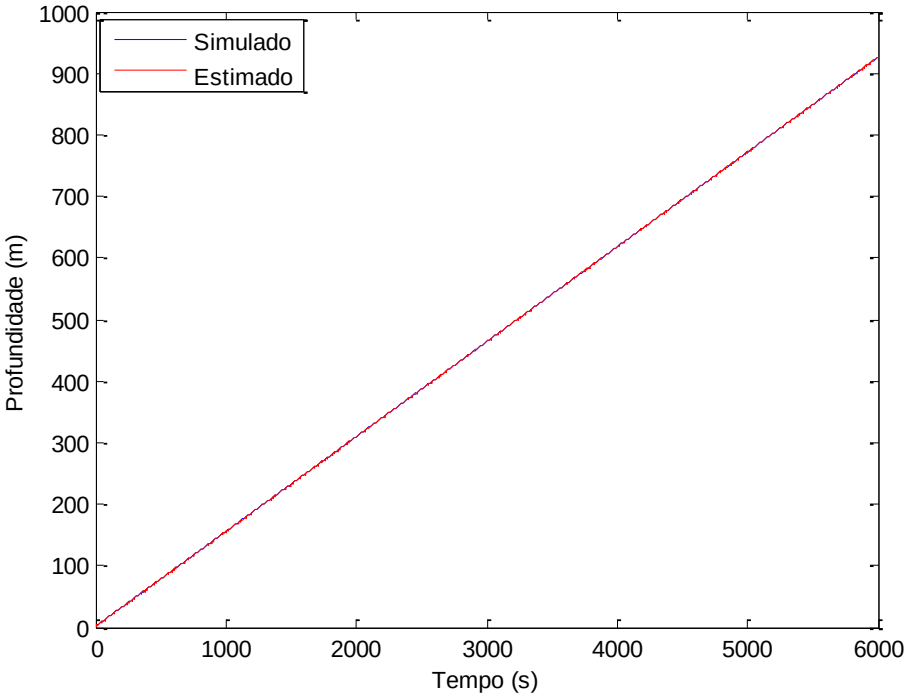


Figura 5.7 – Profundidade versos Tempo

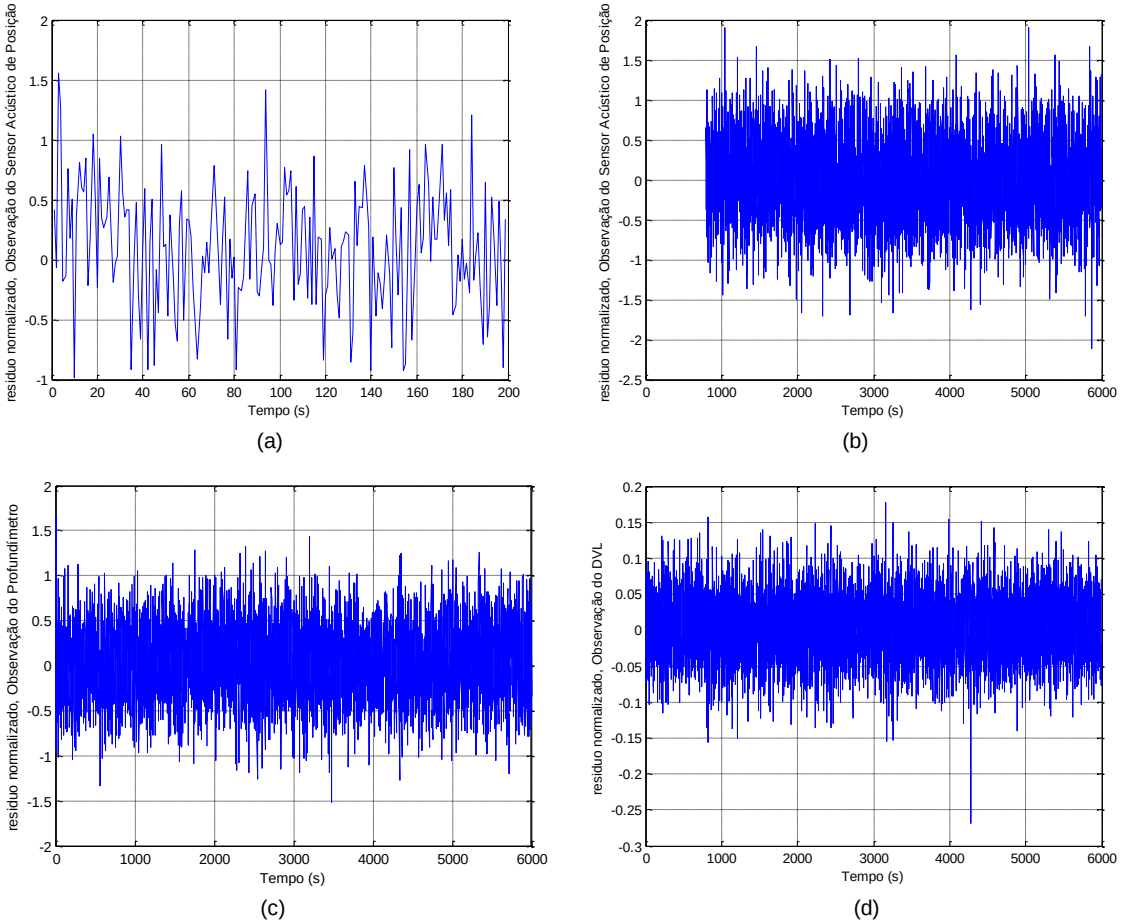


Figura 5.8 – Resíduos normalizados: (a) Observação das posições NED pelo sensor acústico de posição, intervalo 0 a 200s; (b) Observação das posições NED pelo sensor acústico de posição, intervalo 800 a 6000s; (c) Observação da profundidade; (d) Observação da velocidade

Tabela 5.2 – Análise do resíduo normalizado, verificação da convergência do EKF de posição e velocidade

Resíduo Normalizado, Observação do:	$\mathrm{E}(r_v)$	$\left(\mathrm{E}(r_v^2)-\mathrm{E}(r_v)^2\right)^{1/2}$
Sensor acústico de posição, intervalo entre 0 e 200s	0.05321	0.4842
Sensor acústico de posição, intervalo entre 800 e 6000s	0.006444	0.5103
Profundímetro	0.03279	0.3904
DVL	0.003988	0.04446

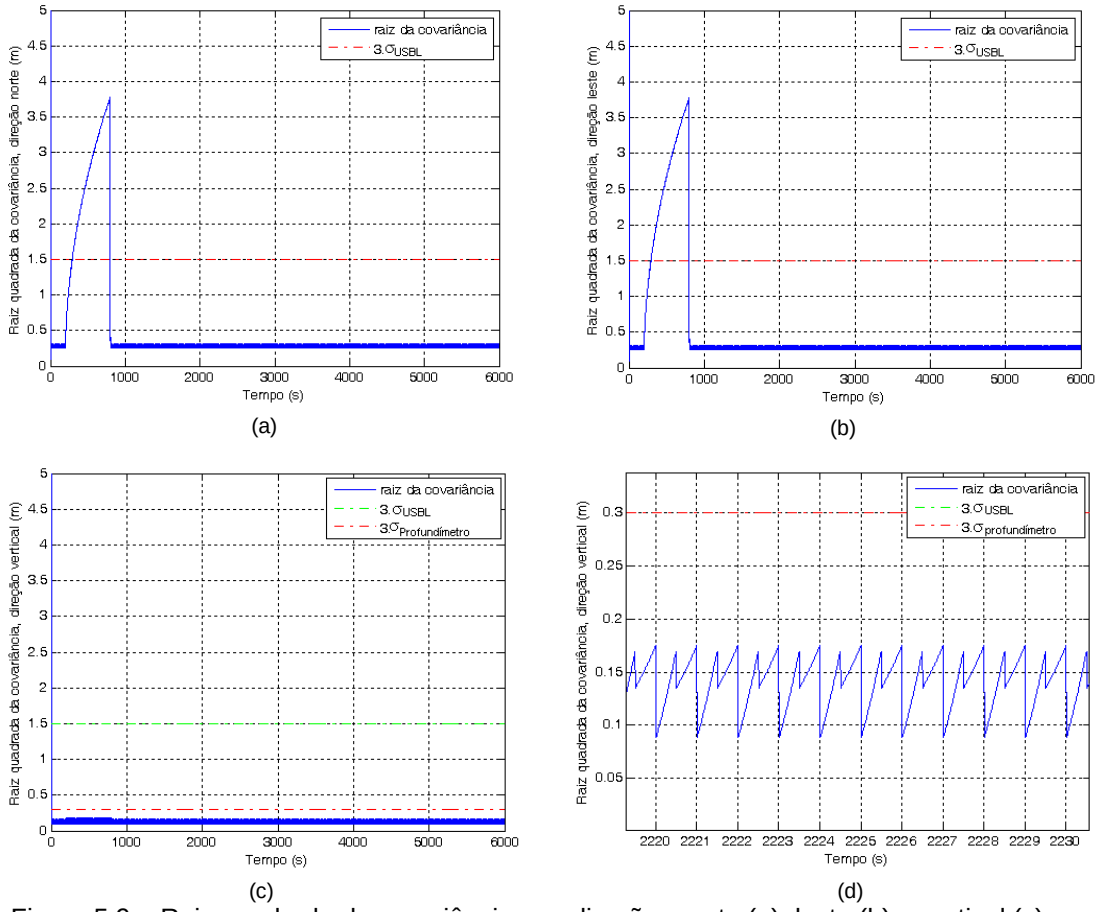


Figura 5.9 – Raiz quadrada da covariância nas direções norte (a), leste (b) e vertical (c) e detalhamento da direção vertical (d)

A partir das figuras 5.1 a 5.7, pode-se afirmar que o filtro de Kalman estendido foi implementado corretamente, realizando uma boa estimativa da trajetória do veículo.

Para a verificação da convergência do EKF que estima a posição e a velocidade, será utilizado o critério apresentado no item 3.3.10, que se baseia na análise do ruído normalizado, onde se $\mathrm{E}(r_v)=0$ e $\left(\mathrm{E}\left[r_v^2\right]-\mathrm{E}^2\left[r_v\right]\right)^{1/2}\leq 3$, pode-se afirmar que o filtro de Kalman convergiu satisfatoriamente. Assim, considerando a figura 5.8 e a tabela 5.2, pode-se afirmar que houve a convergência do EKF, pois, para todas as observações, as médias dos resíduos normalizados tendem a zero e os parâmetros $\left(\mathrm{E}\left[r_v^2\right]-\mathrm{E}^2\left[r_v\right]\right)^{1/2}$ estão dentro da faixa esperada.

Observando as figuras 5.8(b) e 5.9 e considerando os períodos nos quais se simulou a falha do sensor acústico de posição e o instante seguinte a esta, pode-se concluir que os parâmetros referentes às posições norte e leste da matriz de covariância do erro do EKF cresceu. No entanto, assim que a falha cessou, o filtro voltou a convergir. Nos gráficos das figuras 5.1 a 5.3, este intervalo está compreendido entre 31 e 124 metros de profundidade aproximadamente.

Ao observar a figura 5.4, nota-se que, a partir da profundidade de 124 metros, as estimativas das posições norte e leste, que estavam ruins devido à falha da aquisição do sensor de posição (o EKF, neste caso, não fez a atualização destas posições, só realizou o ciclo de predição), voltaram a melhorar assim que este sensor voltou a funcionar corretamente.

De acordo com a figura 5.7, pode-se afirmar que obteve-se uma boa estimativa da profundidade, mesmo quando não houve a atualização dela pelo sensor acústico de posição, pois, neste caso, há um sensor redundante, o profundímetro. Nota-se também, na figura 5.9(d), que o ciclo de atualização do sensor acústico de posição e do profundímetro ocorrem em instantes diferentes, mas sempre na mesma frequência.

Portanto, pode-se afirmar que o EKF proposto foi robusto a esta falha do sensor de posicionamento. Caso seja necessária uma precisão maior que a apresentada durante os 10 minutos da falha do sensor de posição, deve-se adquirir uma central inercial de melhor exatidão ou ainda pode-se utilizar algum outro tipo de sensor de posição, para que haja uma redundância deste tipo de sensoriamento no ciclo de atualização.

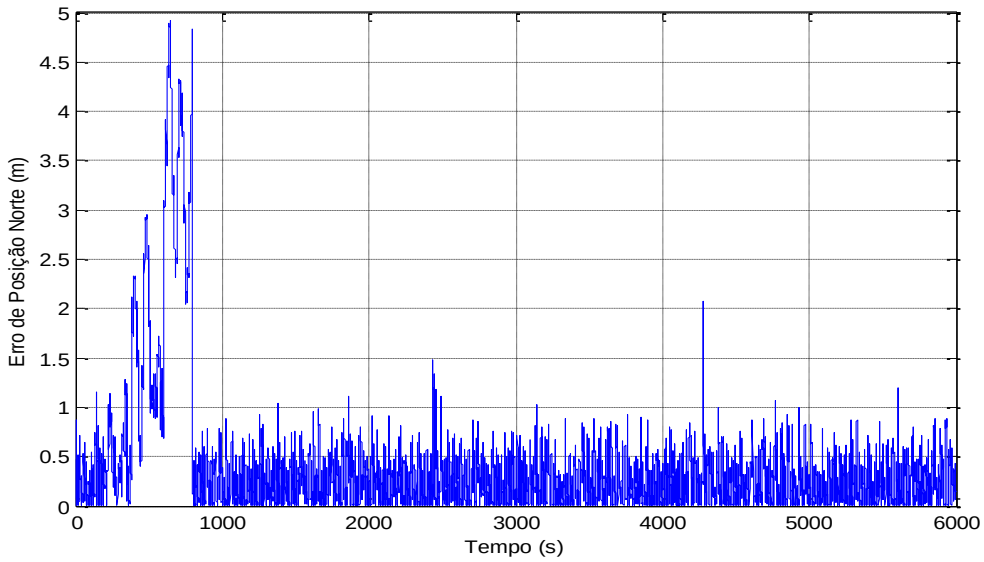


Figura 5.10 – Erro da posição na direção norte

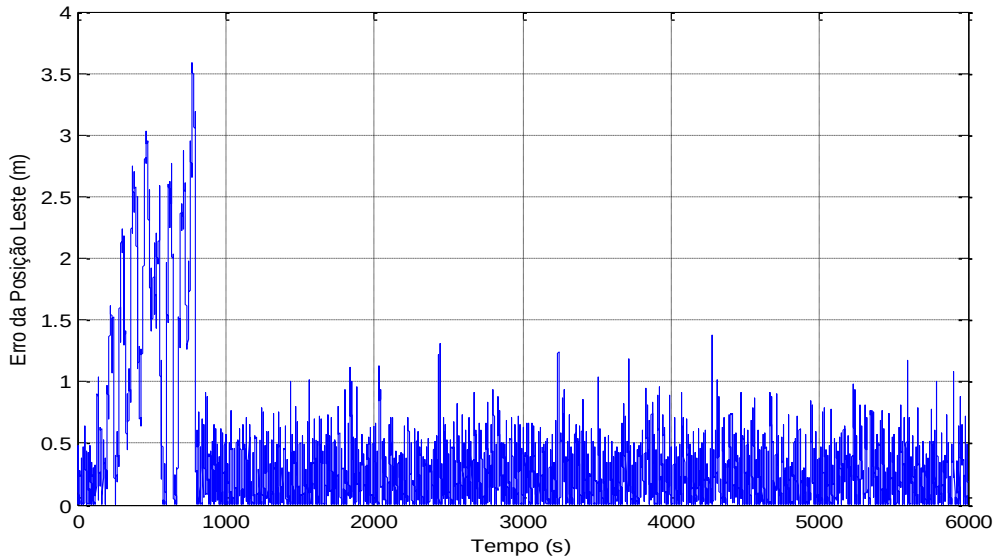


Figura 5.11 – Erro da posição na direção leste

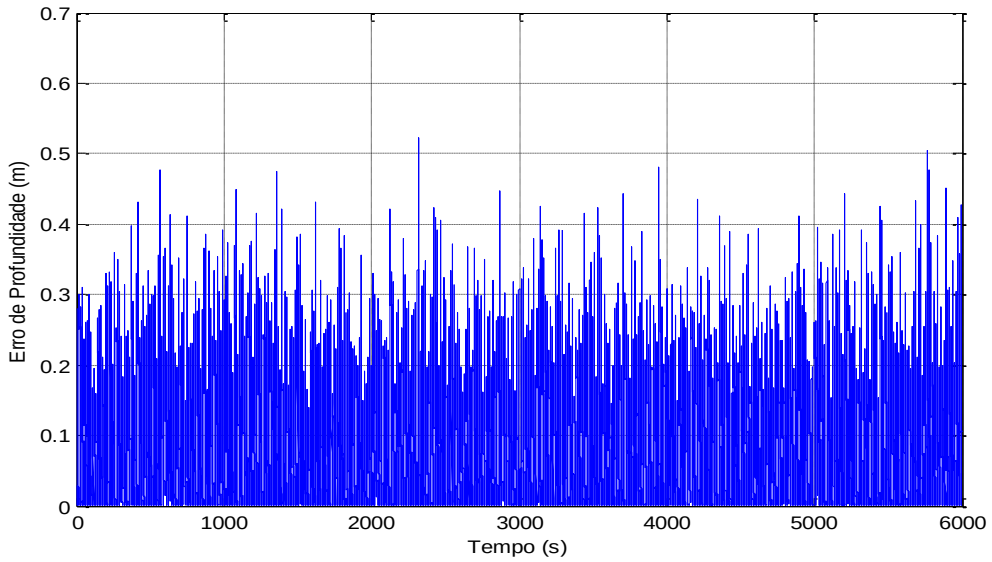


Figura 5.12 – Erro da profundidade

Observando-se, nas figuras 5.10 e 5.11, os módulos dos erros de posição norte e leste, pode-se perceber nitidamente uma degradação nas estimativas das posições na direção norte e leste entre o intervalo de 200 a 800 segundos, devido à ausência da aquisição do sensor acústico de posição. No entanto, o erro durante este período é compatível ao erro estimado pelo filtro. Verifica-se este fato, comparando-se as figuras 5.10 e 5.11 com os gráficos da raiz quadrada da covariância do filtro nas suas respectivas direções presentes na figura 5.9. Além disto, observa-se que, quando o sensor de posição retorna ao seu funcionamento normal, há uma rápida melhora na estimativa destas posições.

Outra informação importante que se pode extrair destas figuras, é a melhora na exatidão do posicionamento do AUV. Ao se comparar com a exatidão do sensor de posição, sendo que a partir das figuras obteve-se um desvio padrão da ordem de 0,3 metros, desconsiderando o intervalo entre 200 a 800s.

Ao analisar a figura 5.12, percebe-se que não houve uma melhora significativa na exatidão da profundidade, se comparada com a exatidão do profundímetro, pois o desvio padrão desta estimativa foi de 0.0965 metros.

Observa-se ainda, que não houve interferência na estimativa da profundidade devido à ausência da aquisição do sensor de posição.

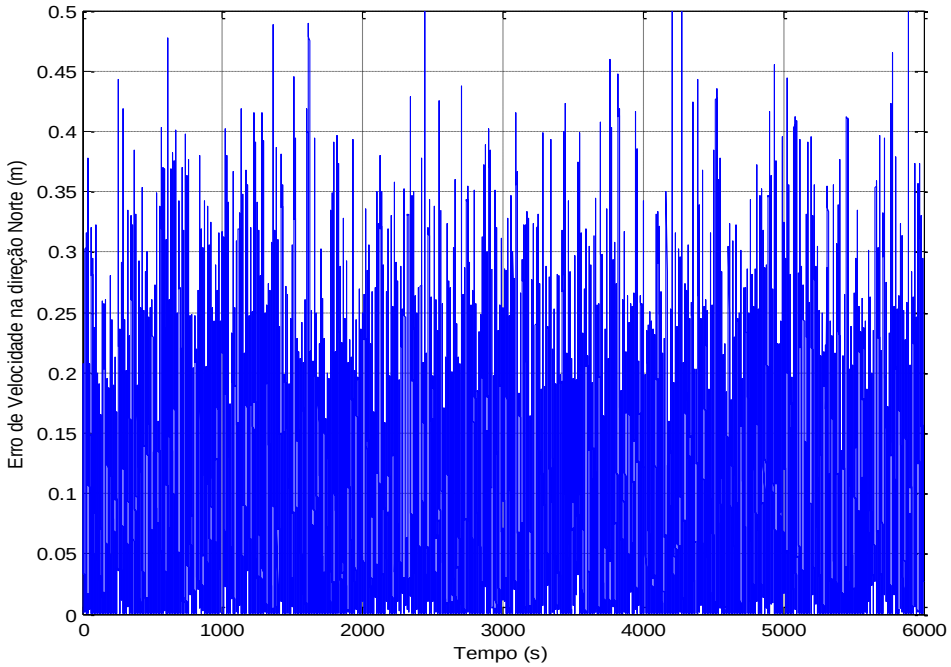


Figura 5.13 – Erro da velocidade na direção norte

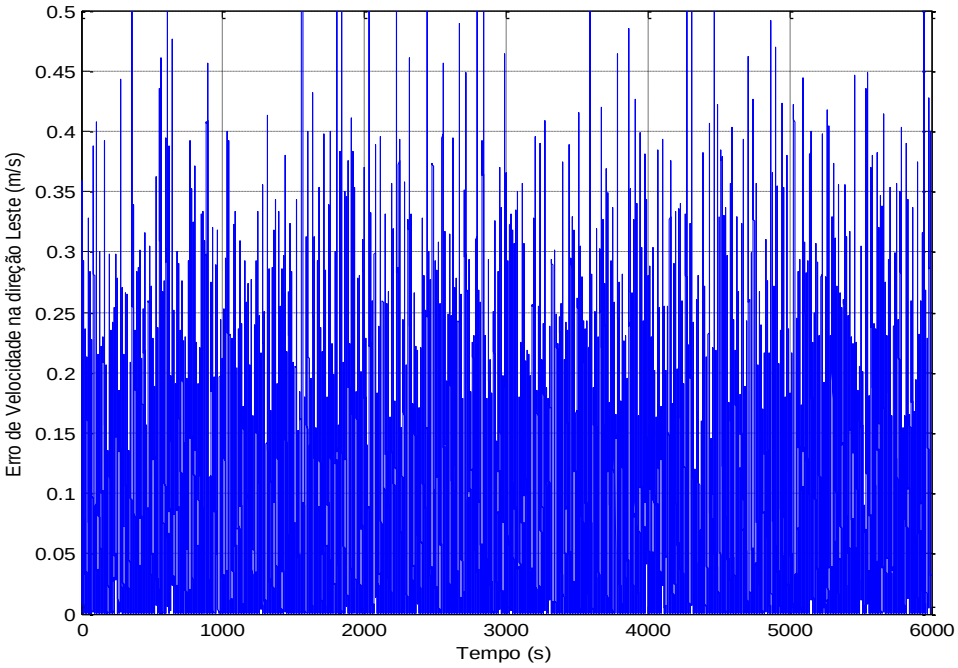


Figura 5.14 – Erro da velocidade na direção leste

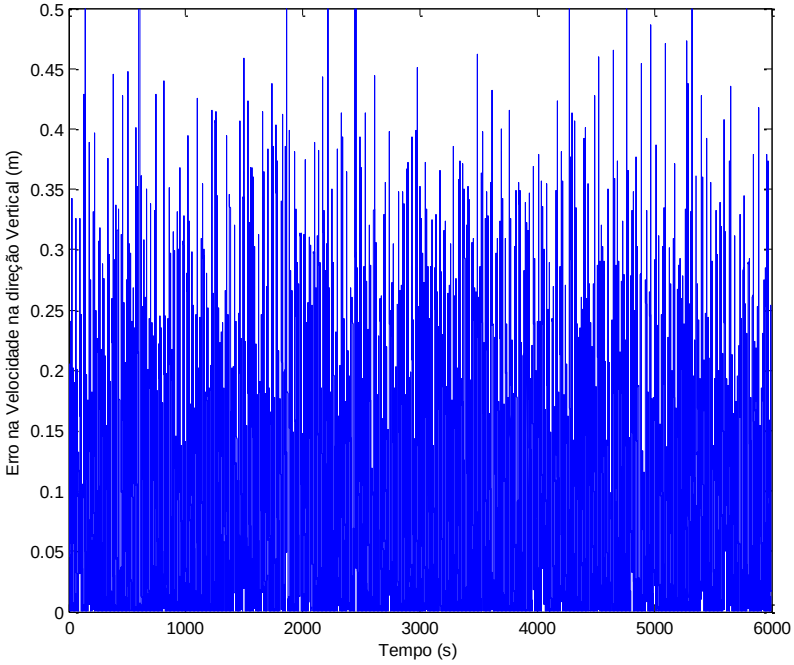


Figura 5.15 – Erro da velocidade na direção vertical

Ao analisar, nas figuras 5.13, 5.14 e 5.15, os módulos dos erros das velocidades, percebe-se que suas estimativas foram piores do que se esperava, tendo os erros médios (RMS) próximos de 0.09 m/s. Uma possível explicação deste aumento de ruído com relação ao do sensor DVL (desvio padrão igual 0.0206 m/s) é a necessidade de realizar a mudança de coordenadas, coordenadas do veículo para coordenadas NED, neste caso há a inclusão de ruídos da estimativa da atitude. Outro fator de acréscimo de ruído é a necessidade de transladar o eixo de coordenadas para o eixo da AHRS.

Analisar-se-á, a seguir, o filtro referente à atitude do veículo. Para esta análise, será considerado o módulo do erro entre os ângulos estimados e o real fornecido pelo simulador da dinâmica do veículo. Este parâmetro será denominado somente de “erro” nas figuras 5.16 a 5.18. Além desta análise, será feita a análise de convergência deste EKF, observando os resíduos normalizados.

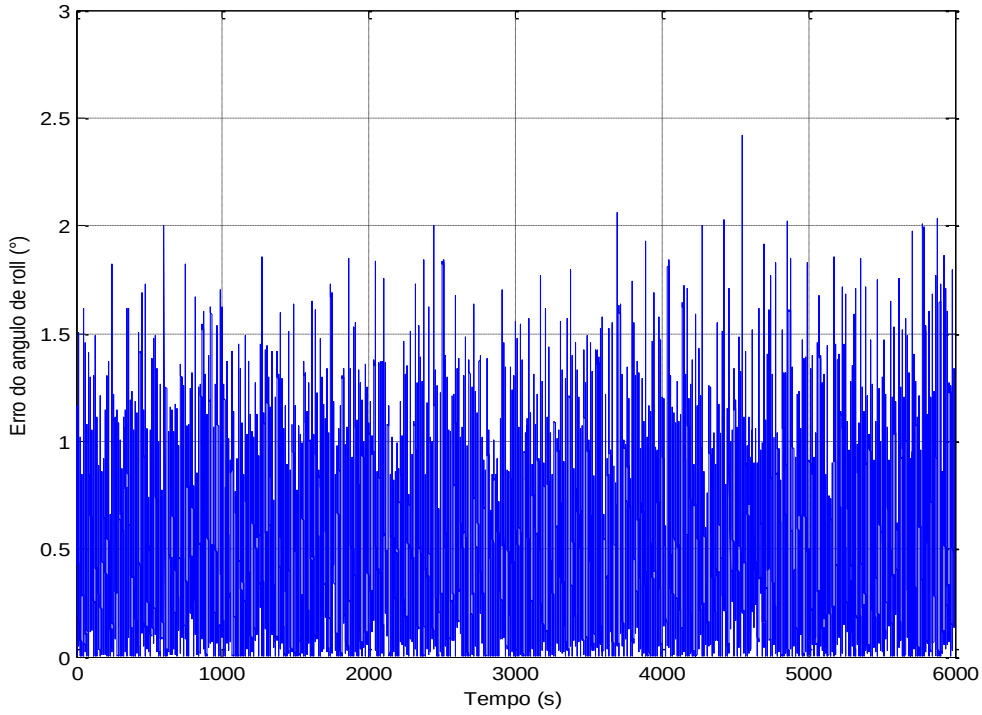


Figura 5.16 – Erro do ângulo de roll

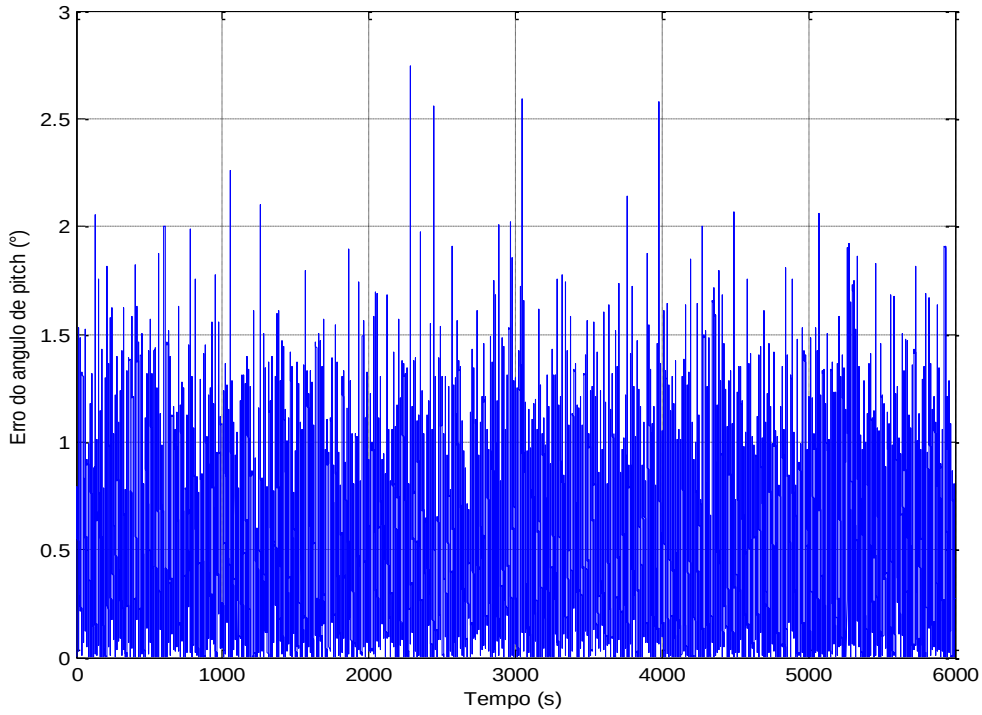


Figura 5.17 – Erro do ângulo de pitch

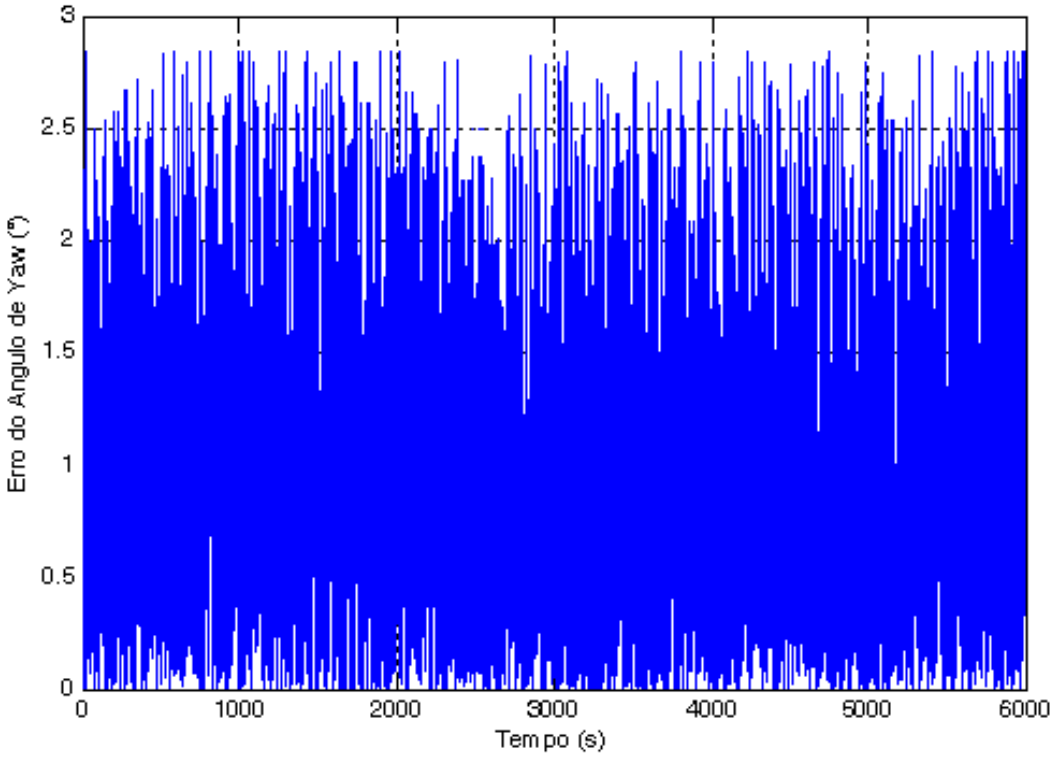
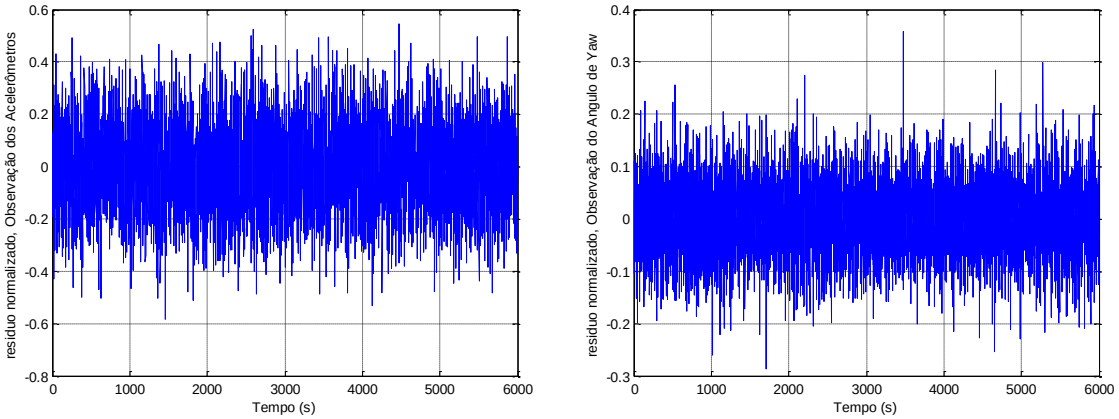


Figura 5.18 – Erro do ângulo de yaw

Para gerar os gráficos das figuras 5.16, 5.17 e 5.18, realizam-se as conversões dos parâmetros dos quaternions para os seus respectivos ângulos de Euler. Analisando-as, nota-se que o EKF fez uma boa estimativa dos parâmetros de atitude do veículo, obtendo uma melhora de sua qualidade se comparada com a exatidão dos sensores utilizados. A partir delas, obteve-se o erro de atitude (RMS), tendo como valor médio para os ângulos de roll, pitch e yaw aproximadamente 0.5°, 0.5° e 1°, respectivamente, sendo que a precisão do sensor era de 1.5º para todos os ângulos.

Por fim, serão apresentados abaixo os resíduos normalizados referentes às estimativas dos ângulos de roll, pitch e yaw. Como os ângulos de roll e pitch são calculados a partir das acelerações observadas da AHRS, seu resíduo normalizado é calculado a partir do desvio padrão dos acelerômetros e dos resíduos, referentes aos três eixos.



(a) (b)

Figura 5.19 - Resíduos normalizados: (a) Observação das acelerações, para estimar roll e pitch; (b) Observação do ângulo de yaw, para estimá-lo

Tabela 5.3 – Análise do resíduo normalizado, verificação da convergência do EKF da atitude

Resíduo Normalizado, Observação:	$\mathrm{E}(r_v)$	$\left(\mathrm{E}(r_v^2)-\mathrm{E}(r_v)^2\right)^{1/2}$
Acelerômetros	-0.005977	0.1612
Ângulo de Yaw	0.001255	0.07088

Considerando a figura 5.19 e a tabela 5.3, que representam os ruídos normalizados para suas respectivas observações e suas análises, pode-se afirmar que EKF que estima a atitude do veículo também convergiu, pois, para todas as observações, as médias dos resíduos normalizados tenderam a zero e os parâmetros $\left(\mathrm{E}\left[r_v^2\right]-\mathrm{E}^2\left[r_v\right]\right)^{1/2}$ estão dentro da faixa esperada, para o critério utilizado, que é de <3.

5.2 RESULTADOS DO ENSAIO DE BANCADA REALIZADO OFF-LINE PARA A ESTIMAÇÃO DA ATITUDE

Para este ensaio de bancada foi utilizado uma AHRS com frequência de aquisição de 100Hz para os acelerômetros e giroscópios. O filtro, neste caso,

foi testado off-line, ou seja, primeiramente amostrou-se os dados desta unidade inercial pelo Matlab e posteriormente estes dados foram utilizados no simulador do EKF desenvolvido no Simulink.

Os dados utilizados para o ciclo de atualização do filtro foram obtidos também da AHRS, pois ela possui um sensor de campo magnético, com o qual, pode-se aquisitar o ângulo de yaw. A freqüência utilizada para este ciclo foi de 1Hz.

Para este teste, inicialmente, deixou-se a unidade inercial estável para que o filtro possa calcular o erro de viés. Posteriormente colocou-se ela em movimento em um plano 2D, sujeita a acelerações, e por fim, fez-se movimentos com os três graus de liberdade para a atitude. Todos estes movimentos foram realizados manualmente, podendo-se assim, inserir variações bruscas de atitude e acelerações.

Os resultados obtidos são apresentados nas figuras 5.20 a 5.25. Nestas figuras, faz-se comparações entre os ângulos de roll, pitch e yaw estimados do filtro de Kalman da AHRS e os ângulos estimados pelo filtro deste trabalho, fornecendo o módulo da diferença entre eles (“erro”). Para o ciclo de atualização, foi utilizado somente o ângulo de yaw e os dados dos acelerômetros da AHRS.

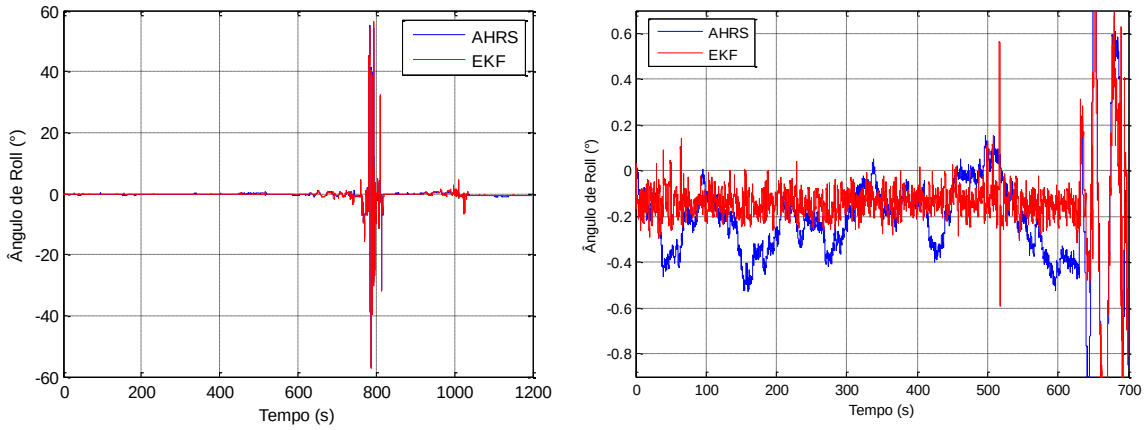


Figura 5.20 – Variação do ângulo de roll no teste de bancada

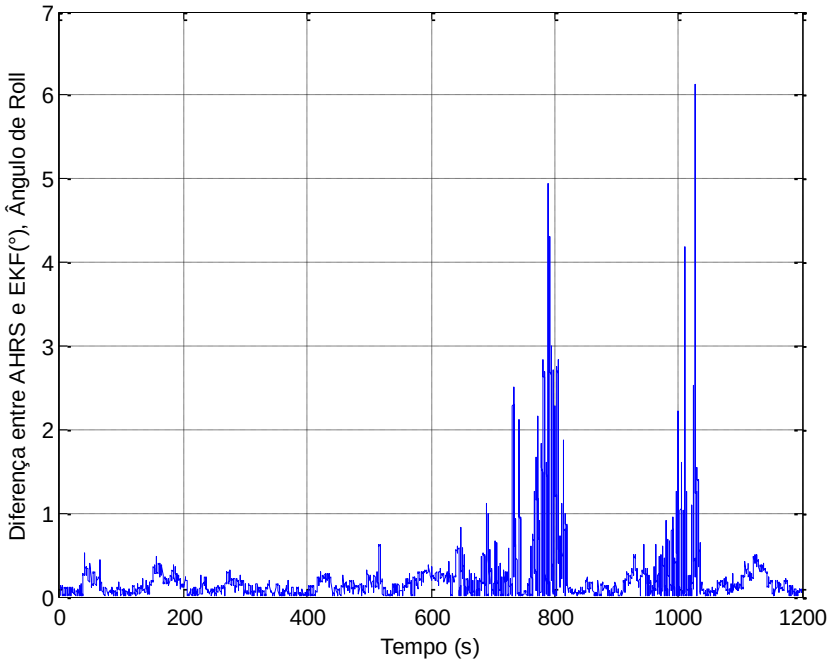


Figura 5.21 – “Erro” do ângulo de roll para o teste em bancada

Ao observar as figuras 5.20 e 5.21, pode-se concluir que o filtro está estimando corretamente o ângulo de roll, reduzindo o nível de ruído e melhorando a estabilidade do sensor.

Outra informação que pode se retirar destes gráficos é que a diferença entre os ângulos de roll estimado pelo filtro da AHRS e o estimado pelo filtro deste trabalho aumentou nos instantes próximos a 790 e 1010 segundos, possivelmente devido a alguma variação brusca das acelerações, pois só as estimativas que estão sujeitas a estes parâmetros se degradaram. No gráfico do ângulo de yaw, figura 5.24, observa-se que não há estas variações, pois ele que não está sujeito a acelerações, mas, ao campo magnético da terra.

Estas variações bruscas das acelerações foram geradas pela movimentação manual do sensor AHRS, como por exemplo: vibrações da mão; troca entre as mãos, direita e esquerda, (devido a restrições de movimento); e alguns pequenos choques ao colocar e tirar o sensor da superfície da bancada.

Apesar do aumento do erro em certos instantes específicos, nota-se também que o filtro voltou a funcionar corretamente após estes períodos, sem

apresentar divergência devido a distúrbios fora do padrão esperado (ruído Gaussiano).

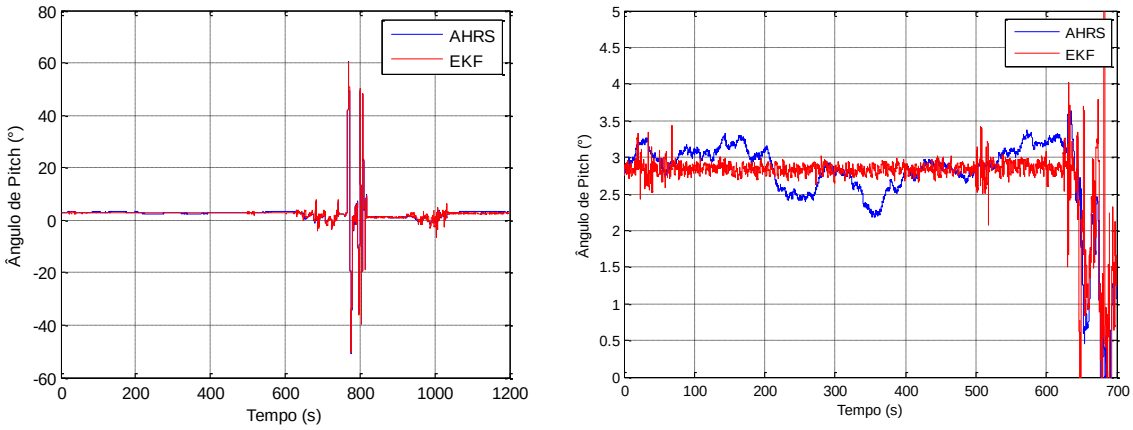


Figura 5.22 – Variação do ângulo de pitch no teste de bancada

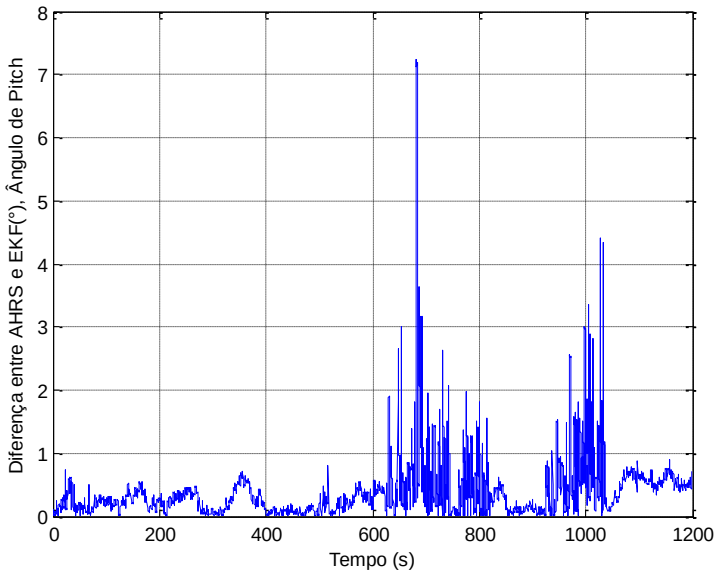


Figura 5.23 – “Erro” do ângulo de pitch para o teste em bancada

Ao observar os gráficos das figuras 5.22 e 5.23, conclui-se que o filtro está estimando corretamente o ângulo de pitch, reduzindo o nível de ruído e melhorando a estabilidade do sensor.

Outra informação que se pode extrair destes gráficos é que a diferença entre os ângulos de pitch mensurado pelo filtro da AHRS e o estimado pelo

filtro deste trabalho aumentou nos instantes próximos a 690 e 1020 segundos, possivelmente, devido a alguma variação brusca das acelerações, pois só as estimativas que estão sujeitas a estes dados tiveram uma degradação em suas estimativas.

Apesar do aumento do erro em certos instantes específicos, pode-se notar também que o filtro voltou a funcionar corretamente após estes períodos, sem ter problema de divergência devido a distúrbios fora do padrão esperado (ruído Gaussiano).

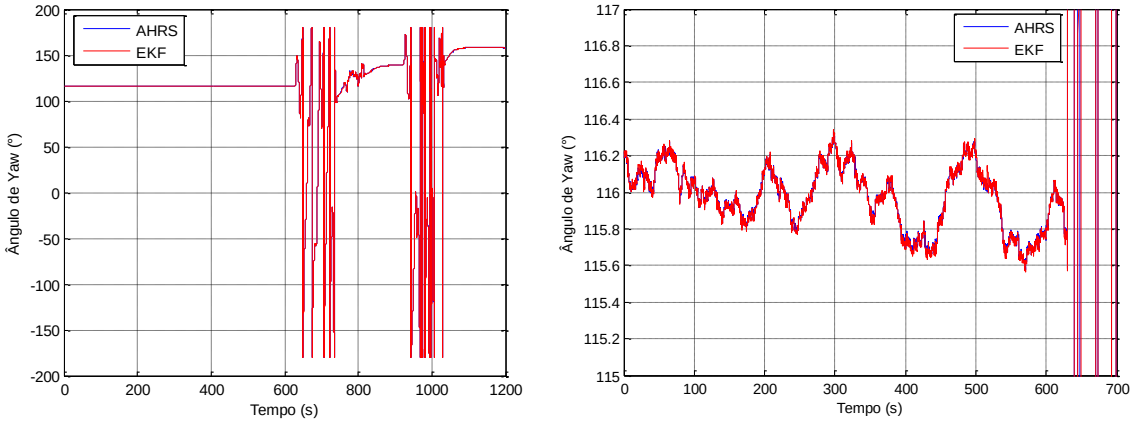


Figura 5.24 – Variação do ângulo de yaw no teste de bancada

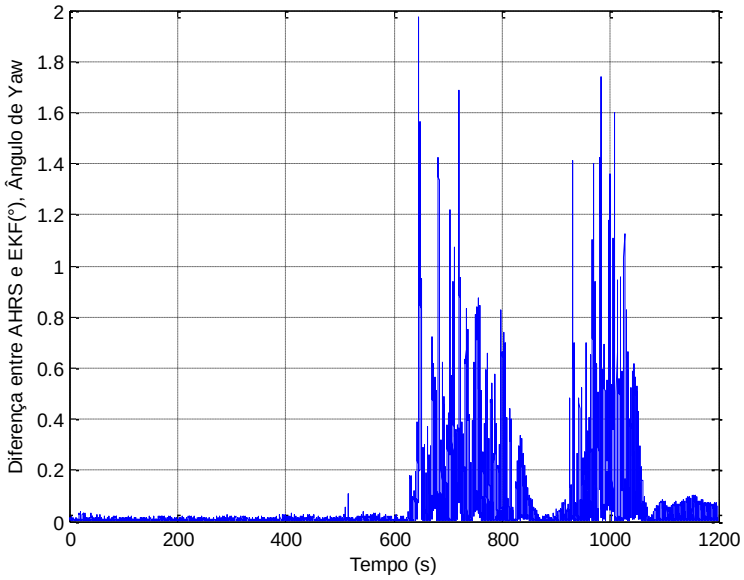


Figura 5.25 – “Erro” do ângulo de yaw para o teste em bancada

De acordo com os gráficos das figuras 5.24 e 5.25, conclui-se que o EKF realizou uma boa estimativa do ângulo de yaw, pois esta se aproxima da estimativa fornecida pelo do filtro da AHRS, sem apresentar uma divergência significativa.

Os desvios padrões e as médias dos ângulos estimados e aquisitados da AHRS, durante o período estático, podem ser observados na tabela 5.4:

Tabela 5.4 – Análise estática dos dados de atitude

Ângulo de roll	EKF (º)	AHRS (º)
Média	-0.1372	-0.2022
Desvio Padrão	0.04973	0.125

Ângulo de pitch	EKF (º)	AHRS (º)
Média	2.837	2.831
Desvio Padrão	0.06034	0.255

Ângulo de yaw	EKF (º)	AHRS (º)
Média	116	116
Desvio Padrão	0.1145	0.1486

A partir das figuras 5.20 a 5.25 e da tabela 5.4, nota-se que, para a região estática, o desempenho do filtro projetado foi bem superior ao do filtro da AHRS, para os ângulos de roll e pitch, mas, para o ângulo de yaw, o resultado foi um pouco melhor ou similar.

As médias dos “erros”, durante todo o ensaio, referentes aos gráficos das figuras 5.20 a 5.25, podem ser observadas na tabela 5.5.

Tabela 5.5 – “Erro” médio do EKF para o sistema de atitude

Ângulo	Erro médio do Ângulo em Graus
Roll	0.199
Pitch	0.3748
Yaw	0.06734

5.3 RESULTADOS DOS ENSAIOS ON-LINE

5.3.1 RESULTADOS DO ENSAIO REALIZANDO EM UM VEÍCULO AUTOMOTIVO, COM A UTILIZAÇÃO DE UM GPS E DA AHRS

Este ensaio foi realizado preliminarmente para avaliar o desempenho do filtro. O teste foi executado em tempo real e com o sistema em movimento no estacionamento da Escola Politécnica da USP utilizando um veículo automotivo (carro).

Este ensaio tem diferentes condições quando comparado com aqueles adotados para simular o AUV durante seu movimento no mar. No entanto, tentou-se executar manobras similares às executadas pelo AUV. A principal diferença refere-se à substituição dos sensores de posição (USBL) e de velocidade (DVL) pelo GPS. Outra mudança refere-se à frequência de propagação, que foi reduzida de 100Hz para 25Hz, devido à limitação da taxa de transmissão dos microcontroladores ARM7, adotado para a comunicação de dados. Esta última modificação supõe-se não ser significativa, uma vez que a dinâmica do sistema é bastante lenta.

A fim de simular uma falha, em tempo real, no sensor de atualização da posição, as informações de posição do GPS foram ignoradas pelo EKF durante 2 minutos. Neste caso, o sistema GPS forneceu somente a informação de velocidade, que foi utilizada pelo filtro no ciclo de atualização. Este intervalo pequeno de tempo foi proposto preliminarmente, devido a algumas perturbações que afetaram o acelerômetro, a bússola e o sinal de velocidade

do GPS. Essas foram produzidas pela vibração do automóvel, interferências eletromagnéticas na bússola e pelo mal tempo e as copas das arvores que atrapalharam a recepção do sinal do GPS.

Como mostrado na figura 5.26, o teste teve início com o veículo parado durante o primeiro minuto, mas o motor do automóvel já se encontrava ligado, e depois de 9.58 minutos do início da execução do filtro, as informações de posição do GPS foi interrompidas, retornando após 2 minutos.

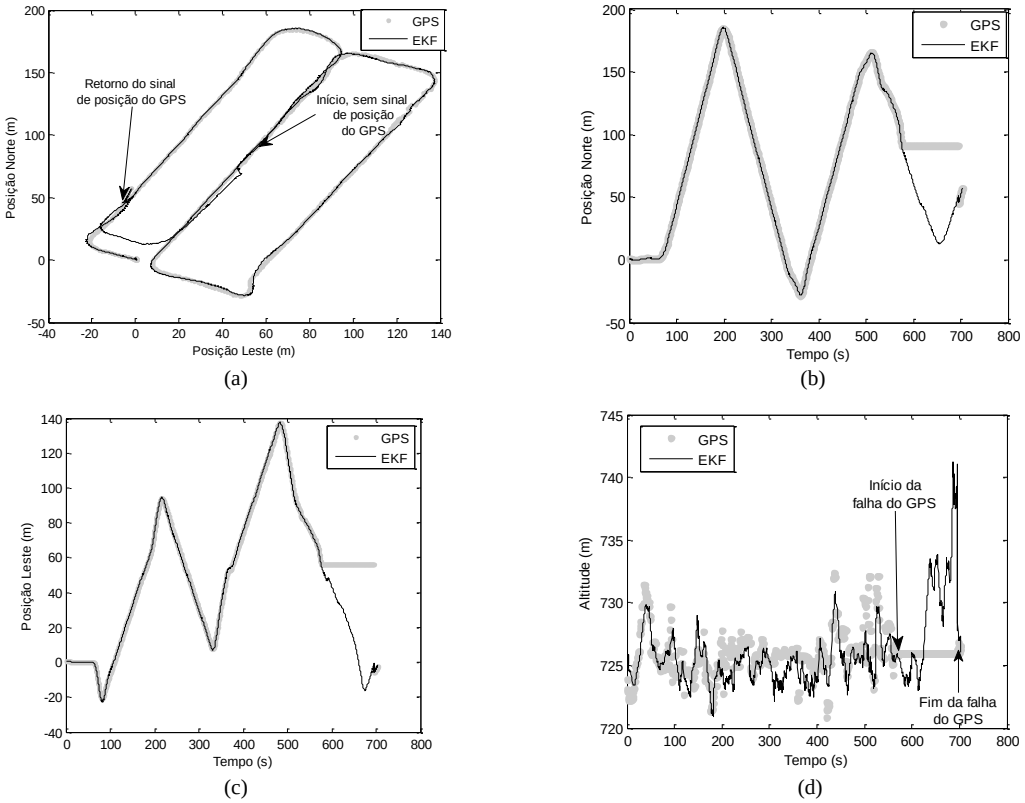


Figura 5.26 – Trajetória do veículo (a) e erros de estimações das posições nas direções norte (b) , leste (c) e vertical (d)

Através dos dados usados na figura 5.26, para o instante em que o automóvel se encontra em repouso, pode-se calcular que os desvios padrões dos módulos da diferença entre o posicionamento mensurado pelo GPS e estimado pelo filtro para as posições norte, leste e altitude foram 0.048m, 0.112m e 0.305m, respectivamente. Durante o período em que o automóvel se encontra em movimento, desconsiderando a faixa entre 575 e 695 na qual o

veículo está sem a referência de posicionamento do GPS, os desvios-padrão foram 0.693m, 0.868m e 2.319m, para as posições norte, leste e altitude, respectivamente.

Entre os instantes 575 e 695s, as informações de posição do GPS foram ignoradas, considerando somente as informações de velocidade fornecidas pelo GPS, simulando uma falha sensorial. O desempenho do filtro, para este intervalo, foi satisfatório, considerando tais limitações, proporcionando erros máximos nas posições norte, leste e altitude iguais a 9.538m, 6.141m e 15m, respectivamente. A altitude obteve o pior resultado, devido ao sinal de velocidade do GPS não ser muito bom, nesta direção, como pode ser analisado na figura 5.27(c), onde o gráfico tem muitos picos de velocidade que não correspondem à realidade.

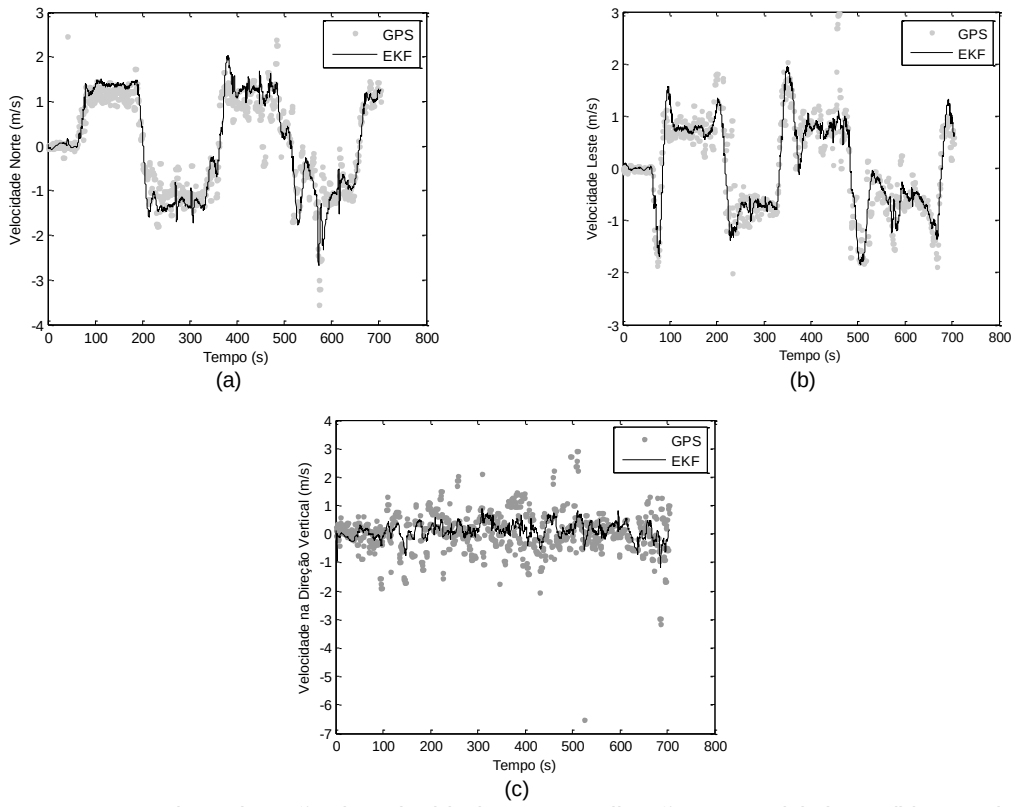


Figura 5.27 – Erro de estimação da velocidade para as direções norte (a), leste (b) e vertical (c)

Observando a figura 5.27, nota-se que o EKF forneceu bons resultados para a estimativa da velocidade, reduzindo sensivelmente o ruído do sensor e a amplitude dos picos espúrios de velocidade. Durante o primeiro minuto em que o automóvel estava parado, os desvios padrões dos módulos da diferença entre as medidas de velocidades do GPS e as estimadas pelo EKF foram 0.049 m/s, 0.018 m/s e 0.079 m/s para as direções norte, leste e down, respectivamente. Quando o veículo está em movimento, estes desvios-padrões aumentaram para 0.416 m/s, 0.411 m/s e 0.478 m/s, nas direções norte, leste e down, respectivamente.

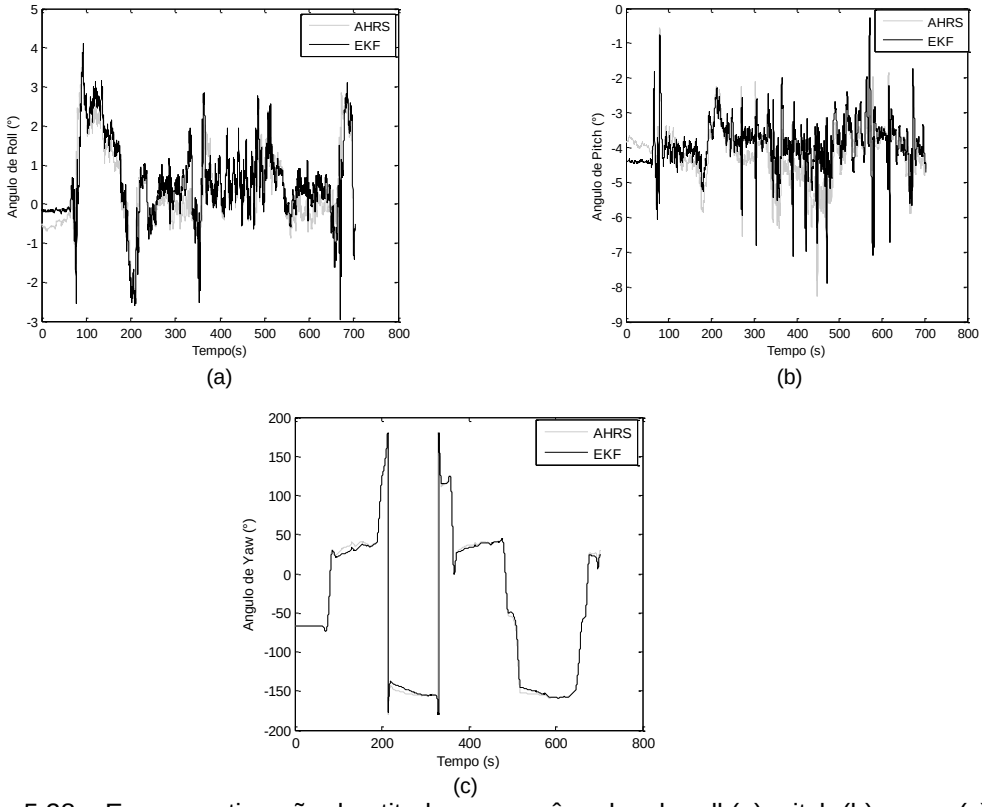


Figura 5.28 – Erro na estimação da atitude para os ângulos de roll (a), pitch (b) e yaw (c)

A figura 5.28 mostra o desempenho do EKF que estima a atitude. A partir dela pode-se calcular que, durante a condição estática, no primeiro minuto, obteve-se uma boa estimativa para os ângulos de roll e pitch e yaw, com desvio padrão igual a 0.025º, 0.027º e 0.036º, respectivamente.

Já, durante o período em que o automóvel está em movimento, à estimativa da atitude foi razoável, pois ao comparar com o resultado da estimativa feita pelo filtro de Kalman embutido no sensor IG500A/AHRS, percebe-se que estes foram semelhantes. Os desvios-padrões para os módulos das diferenças entre os ângulos de roll, pitch e yaw estimados pelo EKF desenvolvido e pelo filtro de Kalman do sensor foram: 0.478º, 0.577º e 2.765º, respectivamente.

5.3.2 RESULTADOS DO ENSAIO REALIZADO EM UM VEÍCULO AUTOMOTIVO, UTILIZANDO GPS, VELOCÍMETRO E AHRS

5.3.2.1 METODOLOGIA E ALGUMAS OBSERVAÇÕES SOBRE O ENSAIO

Neste ensaio, procurou-se reproduzir um cenário sensorial semelhante ao que seria encontrado no AUV. Com este intuito, o sistema acústico de posicionamento foi substituído pelo GPS, que produz a localização do veículo de acordo com o sistema NED. O velocímetro fornecerá os dados de velocidade no sistema de coordenadas da plataforma, substituindo o DVL. Já os dados referentes às acelerações, taxas angulares e atitude do automóvel serão aquisitados pelo mesmo sensor que será embarcado no AUV, IG500A. Observa-se nas figuras 5.29 a 5.33, a montagem do sistema de navegação no automóvel, maiores detalhes sobre esta montagem e o procedimento são apresentados no Apêndice G.1.

O sensor de velocidade utilizado é constituído por uma estrutura que inclui um encoder e uma roda de bicicleta apoiada no solo. Estes elementos são interligados por uma correia sincronizadora. A fixação deste velocímetro no veículo é feita através do mecanismo de engate do automóvel. Este velocímetro foi desenvolvido por Santana (2011) em seu trabalho de doutoramento.

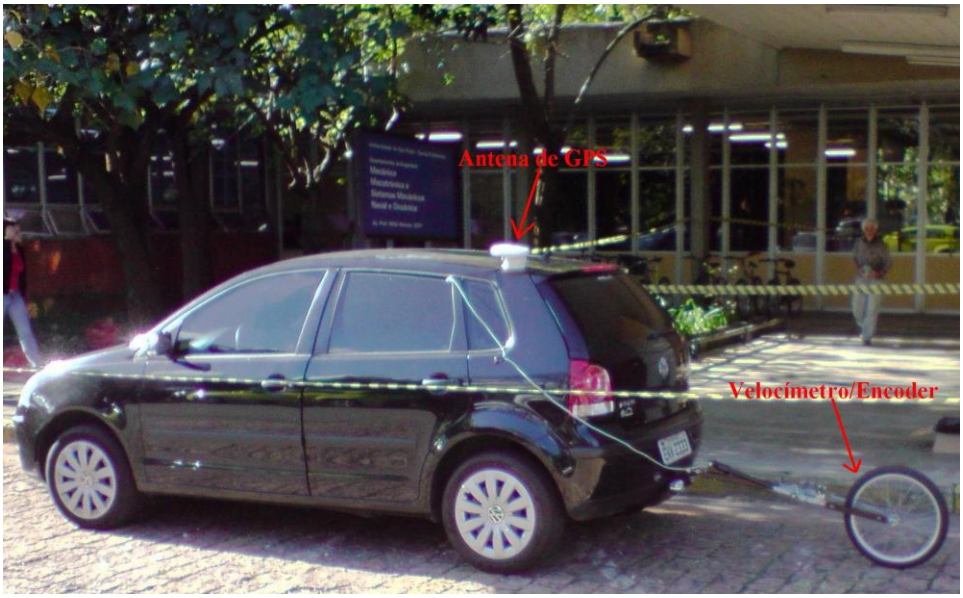


Figura 5.29 – Disposição dos sensores no veículo

Figura 5.30 – Fixação do velocímetro no automóvel

Figura 5.31 – Fixação da AHRS no automóvel

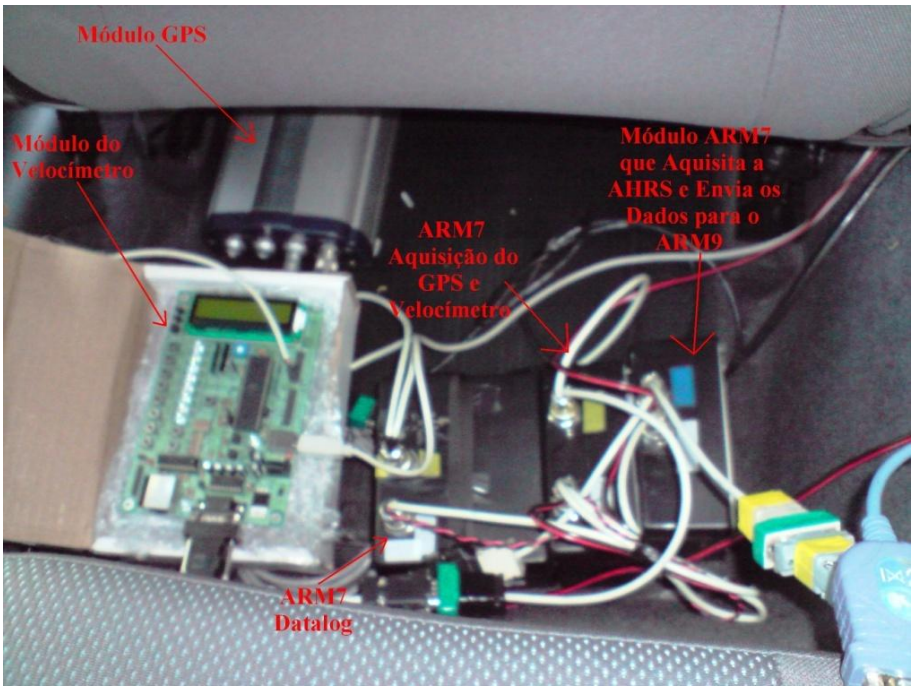


Figura 5.32 – Módulos ARM7

Figura 5.33 – Módulo do EKF e observação de dados on-line

Outra mudança importante refere-se à freqüência de propagação, que foi reduzida de 100Hz para 25Hz, devido à limitação da taxa de transmissão dos microcontroladores ARM7 (RS232), adotado para a comunicação de dados. Esta última modificação supõe-se não ser significativa, uma vez que a dinâmica do sistema é bastante lenta.

Este ensaio foi executado em tempo real e on-line, assim, os resultados apresentados pelos EKFs foram obtidos nestas condições. A trajetória escolhida foi um circuito fechado entre as Praças Ramos de Azevedo e Prof. Jorge Americano, na Av. Prof. Luciano Gualberto, localizada na Cidade Universitária da USP – São Paulo, conforme ilustra a figura 5.34 extraída do Google maps.

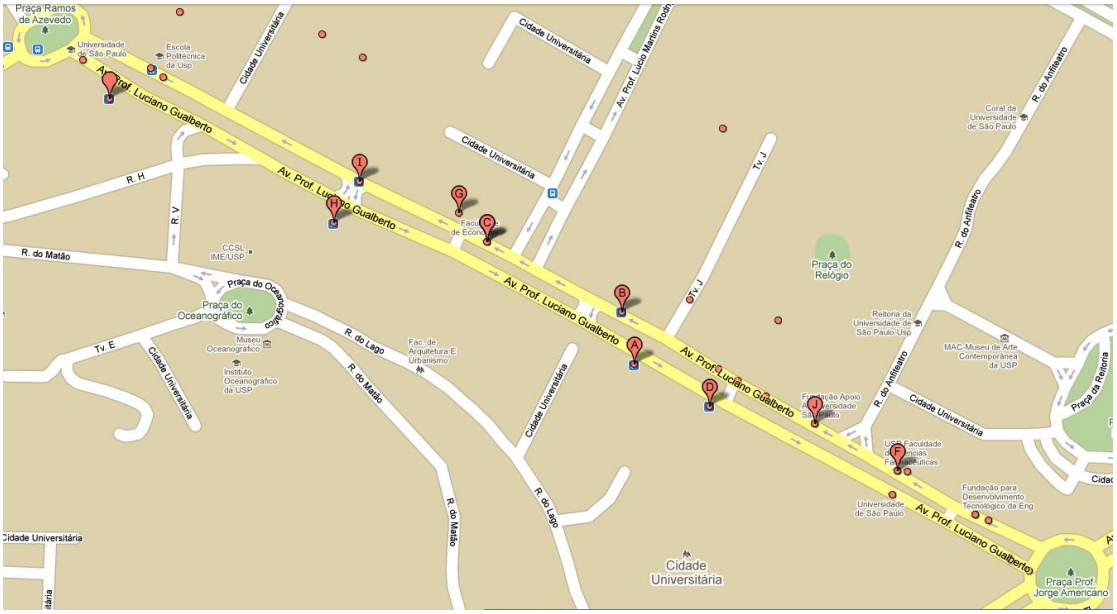


Figura 5.34 – Mapa do trecho onde foi realizado o ensaio

Embora a manobra simulada, bem como a dinâmica do veículo, os sensores de velocidade e de posição sejam diferentes em relação àqueles representados nos testes com o simulador, tentou-se executar uma manobra similar a um perfil de corte de relva que são comuns entre os AUVs, que se utilizam deste tipo de manobra para mapear e estudar áreas do fundo do mar ou ainda de rios, lagos. Para este ensaio, adotou-se uma velocidade mais próxima possível da velocidade de cruzeiro do veículo AUV, durante as simulações (1m/s). Ou seja, o valor atingido nos ensaios foi de 1.646m/s.

A fim de simular uma falha on-line no sensor de atualização da posição, as informações de posição do GPS foram ignoradas pelo EKF durante 10 minutos. Neste caso, somente a informação de velocidade fornecida pelo velocímetro foi utilizada pelo filtro durante o seu ciclo de atualização.

Os principais problemas encontrados na execução deste ensaio foram: vibração do automóvel imposta pelo motor e pelo pavimento, ondulações, buracos, lombadas, olhos de gato; interferências eletromagnéticas na bússola; má recepção do sinal do GPS em alguns trechos devido às copas de arvores. Mas, dentre todos os problemas, o principal foi o alinhamento da AHRS (bússola da AHRS) com o veículo, pois, durante a simulação da perda do sinal

do GPS, um pequeno desvio de 1º gerava grandes distorções na estimativa da posição do veículo. A figura 5.37 representa esse tipo de efeito, quando o erro de alinhamento foi de aproximadamente 1.5º.

Iniciou-se o teste com o veículo em repouso durante 2 minutos e cinqüenta e quatro segundos, mas com o motor do automóvel ligado. Após dez minutos do início da execução do filtro, as informações de posição do GPS foram negligenciadas pelo estimador de posição e velocidade, retornando seu funcionamento normal após 10 minutos do início desta falha. A duração total deste ensaio foi de aproximadamente 38 minutos e 32 segundos.

5.3.2.2 OUTROS MÉTODOS DE ESTIMAÇÃO DA TRAJETÓRIA

A seguir, serão apresentadas as trajetórias obtidas através do filtro de Kalman estendido e de equações cinemáticas calculadas apartir da dupla integração da aceleração, integração da velocidade do velocímetro e integração dupla da aceleração utilizando o sinal de velocidade do velocímetro como referência. Todas estas estimações foram realizadas no sistema de coordenadas NED.

A estimação da trajetória utilizando a integração dupla da aceleração é obtida pelas seguintes equações:

$$p_{k+1} = p_k + v_k \cdot \Delta T + 0.5 \cdot a_k \cdot (\Delta T)^2 \tag{5.1}$$

$$v_{k+1} = v_k + a_k \cdot \Delta T \tag{5.2}$$

onde a_k é o vetor aceleração aquisitado da AHRS, mas, já corrigido do erro de viés estático do sensor e realizada a mudança de coordenada para o sistema NED.

A estimação da trajetória a partir da integração do velocímetro (encoder) é obtida pelas seguintes equações:

$$p_{k+1} = p_k + v_{1_k} \cdot \Delta T \tag{5.3}$$

$$v_{1_{k+1}} = v_{1_k} \tag{5.4}$$

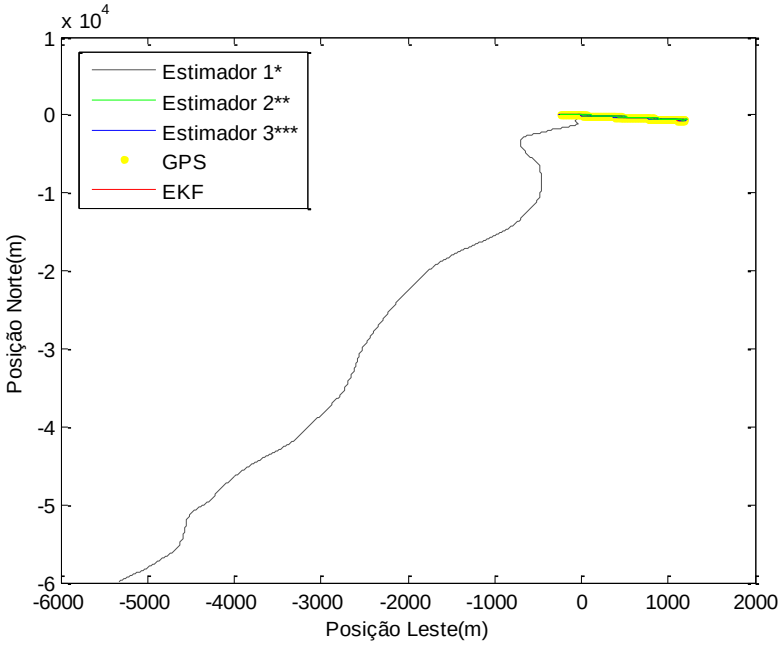
onde v_{1_k} é igual à última velocidade aquisitada do velocímetro, mas já realizada a mudança de coordenada do sistema da plataforma para o sistema NED.

A estimação da trajetória utilizando a integração dupla da aceleração e o velocímetro como sinal de referência é obtida pelas seguintes equações:

$$p_{k+1} = p_k + v_{1_k} \cdot \Delta T + 0.5 \cdot a_k \cdot (\Delta T)^2 \tag{5.5}$$

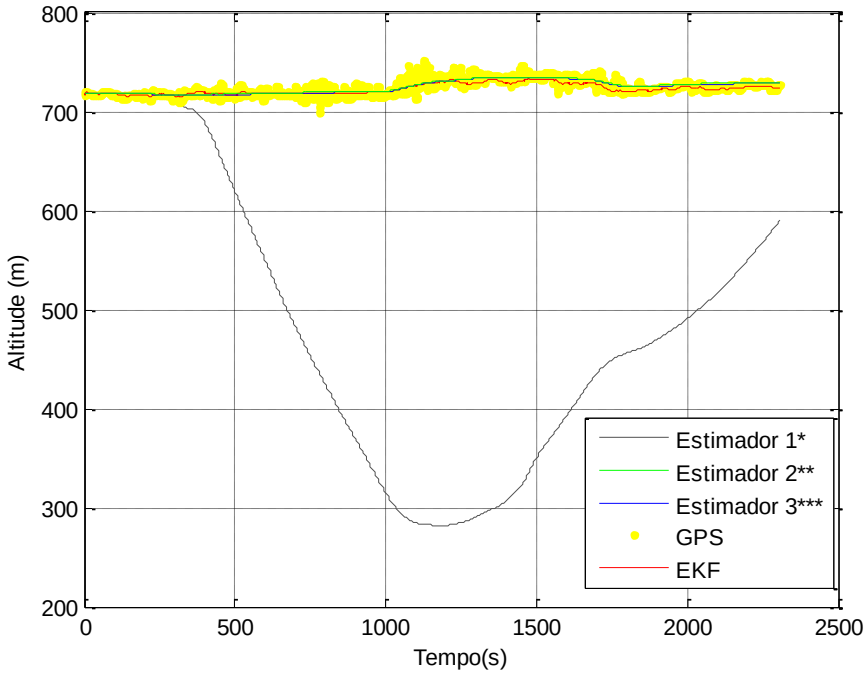
$$v_{1_{k+1}} = v_{at_k} + a_k \cdot \Delta T \tag{5.6}$$

onde v_{at_k} é igual a v_{1_k} se a velocidade aquisitada do velocímetro não é atual no instante k, caso contrário, será igual à velocidade fornecida pelo velocímetro, mas já realizada a mudança de coordenada para o sistema NED. As figuras 5.35 a 5.39 apresentam as trajetórias obtidas via GPS e as reproduzidas pelos estimadores.



*Estimador 1 – integração dupla da aceleração; **Estimador 2 – integração do velocímetro; ***Estimador 3 – integração dupla da aceleração como sinal de referência do velocímetro.

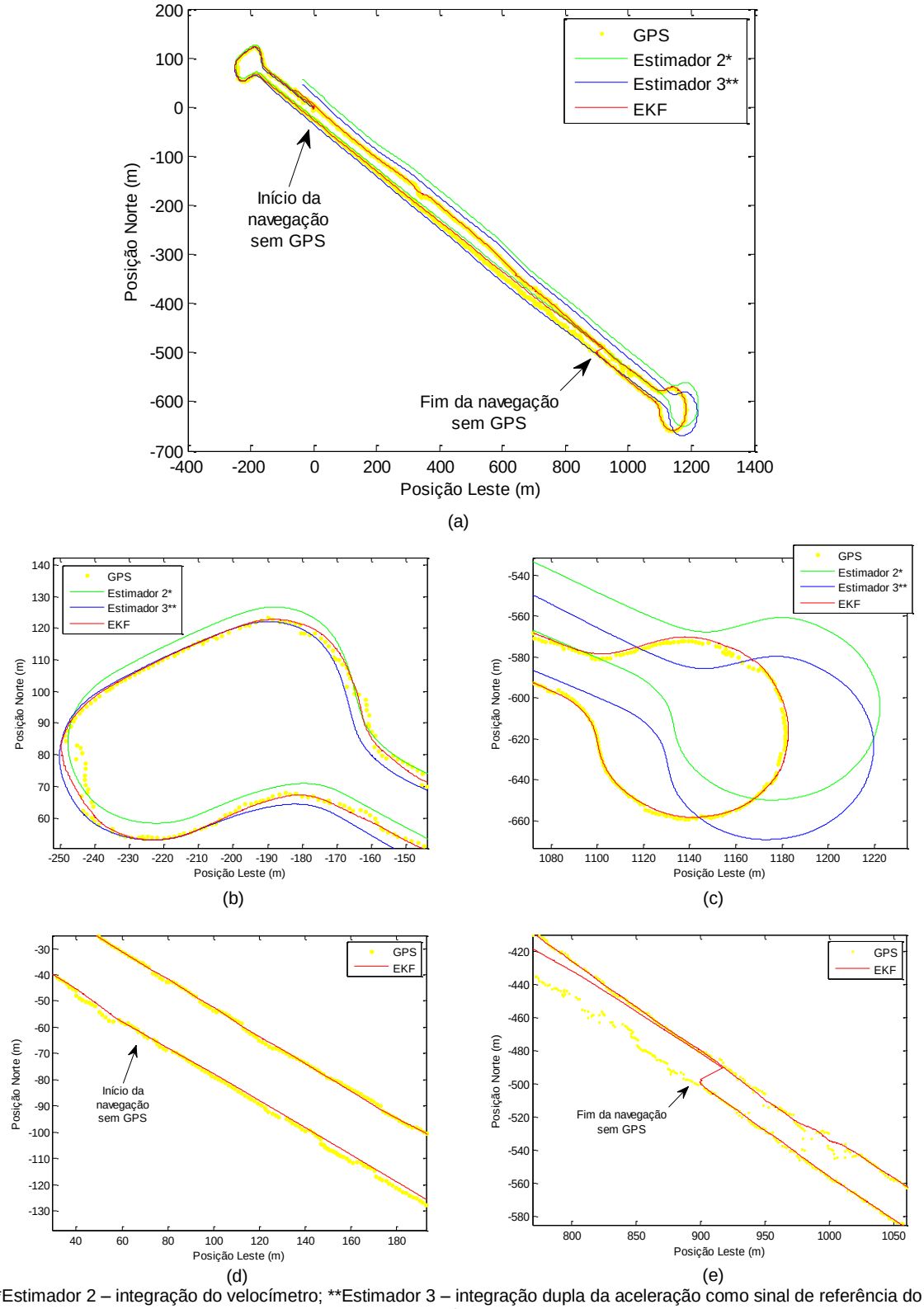
Figura 5.35– Trajetória estimada e amostrada do GPS



*Estimador 1 – integração dupla da aceleração; **Estimador 2 – integração do velocímetro; ***Estimador 3 – integração dupla da aceleração como sinal de referência do velocímetro.

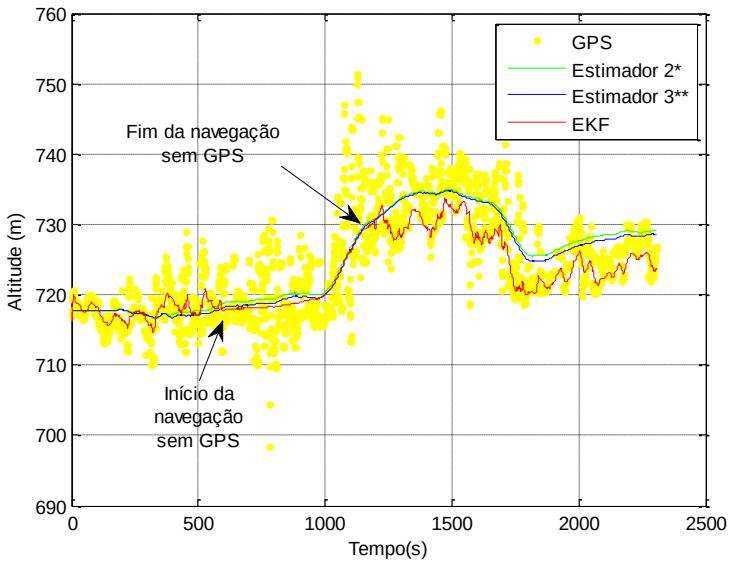
Figura 5.36 – Altitude estimada e amostrada do GPS

Observando as figuras 5.35 e 5.36, nota-se que a trajetória estimada pelo duplo integrador é um percurso aberto, possuindo um erro grande de posicionamento, possivelmente devido à integração dos ruídos inerentes ao sensor. Conclui-se então que as informações geradas pela AHRS não são suficientes para estimar a trajetória. Portanto, constata-se a necessidade de inserir sensores de referência. Observa-se com mais detalhe, nas figuras 5.37 a 5.39, os resultados obtidos com a inserção de alguns sensores de referência.



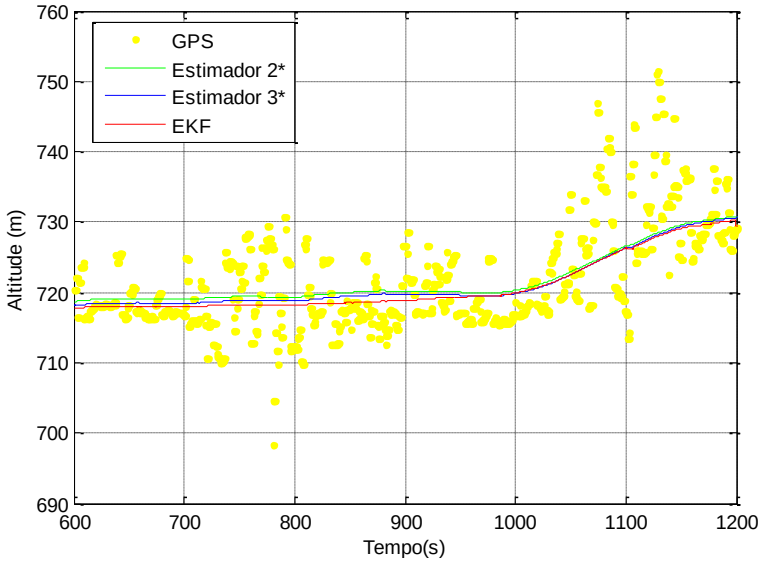
*Estimador 2 – integração do velocímetro; **Estimador 3 – integração dupla da aceleração como sinal de referência do velocímetro.

Figura 5.37 – Trajetória estimada utilizando sensores de referência, focando as regiões onde são realizadas manobras e o início e fim da navegação sem GPS.



*Estimador 2 – integração do velocímetro; **Estimador 3 – integração dupla da aceleração como sinal de referência do velocímetro.

Figura 5.38 – Altitude estimada utilizando os sensores de referência



*Estimador 2 – integração do velocímetro; **Estimador 3 – integração dupla da aceleração como sinal de referência do velocímetro.

Figura 5.39 – Altitude estimada utilizando os sensores de referência, focando-se no instante da falha simulada do GPS

Observando as figuras 5.37, 5.38 e 5.39, pode-se afirmar que, com a inclusão da medida de velocidade, há uma melhora drástica na estimação da trajetória. Portanto, conclui-se que sem este sinal de referência, o processo de navegação fica muito prejudicado tornando-se até inviável.

Na figura 5.37(b), observa-se que o EKF realiza uma boa estimativa ao se compará-lo com as respostas obtidas a partir dos estimadores 2 e 3, considerando o sinal do GPS como referência. No instante em que o veículo passa pela posição leste igual a -240m e posição norte igual a 75m, percebe-se que a medida obtida pelo GPS foi afetada por algum tipo de ruído, o que, no entanto, não trouxe consequências ao desempenho do EKF. Pode-se constatar o mesmo fenômeno na figura 5.37(c), correspondente a posições próximas da coordenada leste igual a 1160m e da coordenada norte igual a -580m.

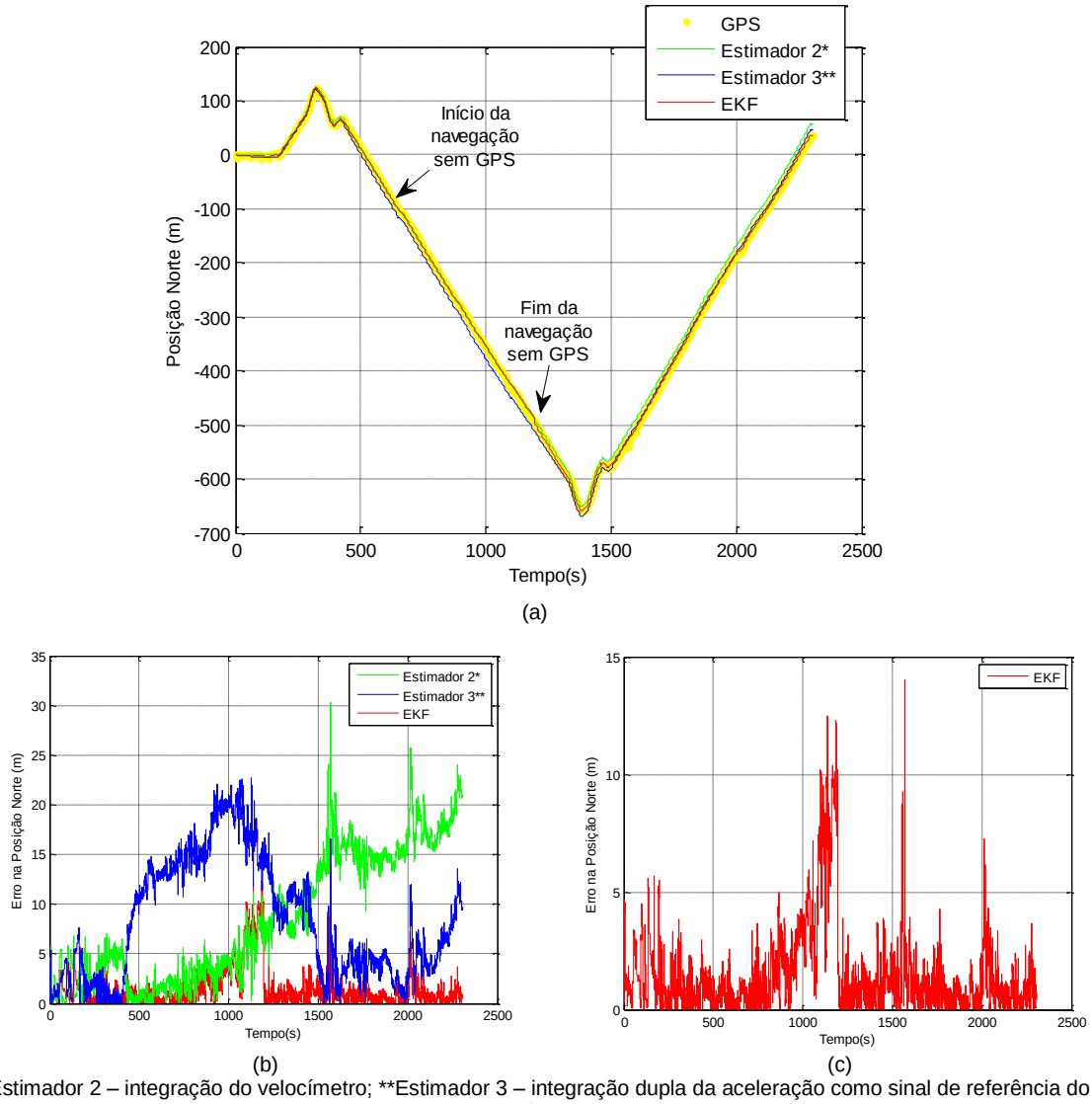
Nota-se também, conforme ilustra a figura 5.38, que as medidas fornecidas pelo GPS não apresentam uma boa precisão principalmente na altitude, possuindo uma grande variação nesta coordenada entre localidades próximas. Além disto, observa-se que, apesar da trajetória realizada pelo veículo ser fechada, as altitudes iniciais e finais não coincidiram, obtendo-se um erro aproximado de 10.790 metros.

5.3.2.3 ANÁLISE DE DESEMPENHO DO EKF E DOS OUTROS ALGORITMOS DE ESTIMAÇÃO DE TRAJETÓRIA

A seguir, serão apresentadas as análises dos resultados obtidos a partir do ensaio descrito no item 5.3.2 informando os erros gerados pelo EKF e pelos métodos utilizados na estimação da trajetória.

Esta análise será realizada para todo o intervalo do ensaio. Além disto, se dará ênfase em alguns intervalos onde as condições de operação do EKF foram diferentes. Como a estimação pelo método da dupla integração dos acelerômetros sem a utilização de nenhum sinal de referência é inviável, como foi apresentado nas figuras 5.35 e 5.36, não será apresentado uma análise mais detalhada para este estimador.

Os resultados obtidos para os posicionamentos nas direções norte e leste podem ser observados nas figuras 5.40 e 5.41.

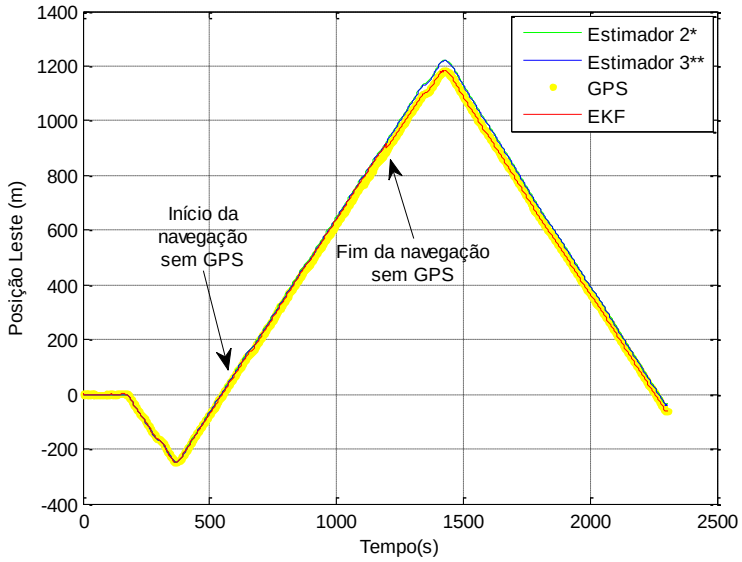


*Estimador 2 – integração do velocímetro; **Estimador 3 – integração dupla da aceleração como sinal de referência do velocímetro.

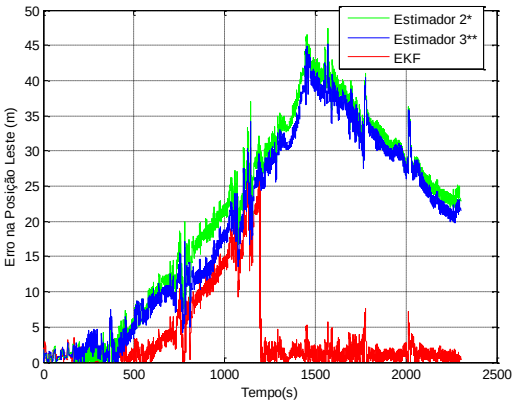
Figura 5.40 – Direção norte

Tabela 5.6 – Características do erro na posição norte

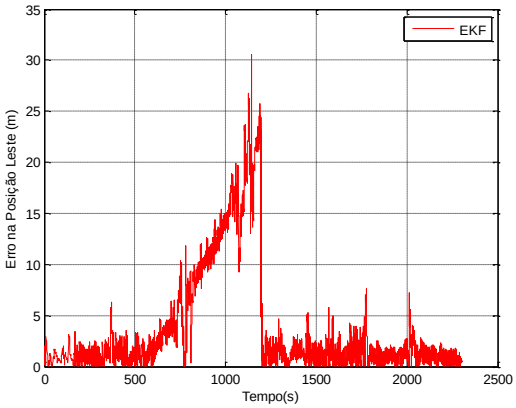
----------	EKF (m)	Int. dupla da acel. com sinal de ref. da velocidade (m)	Integral da vel. do velocímetro (m)
Média	1.491	8.307	8.493
Desvio padrão	1.856	6.031	6.549
Erro máximo	14.02	22.66	30.24



(a)



(b)



(c)

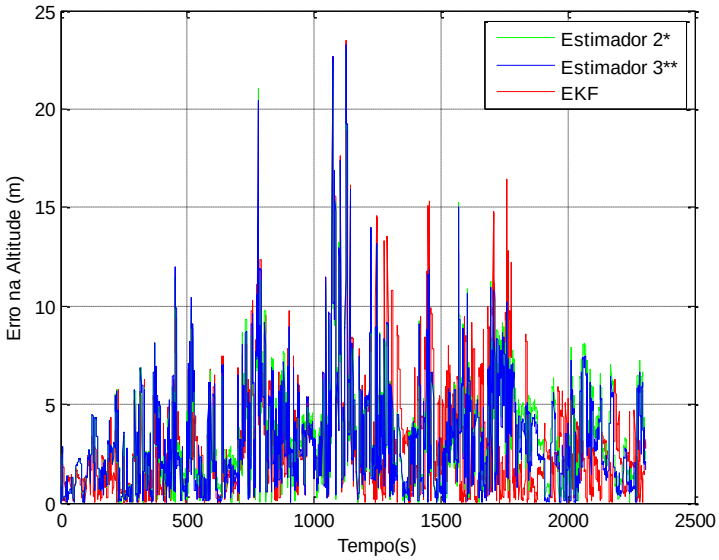
*Estimador 2 – integração do velocímetro; **Estimador 3 – integração dupla da aceleração como sinal de referência do velocímetro.

Figura 5.41 – Direção leste

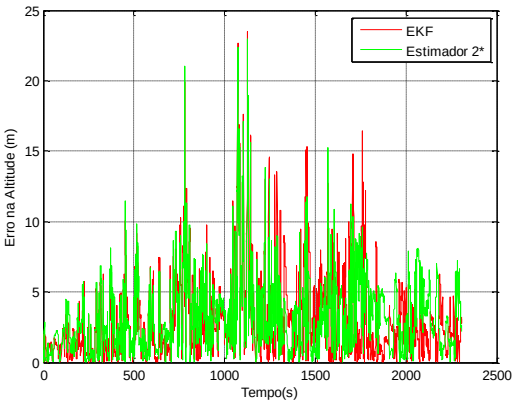
Tabela 5.7 – Características do erro na posição leste

----------	EKF (m)	Int. dupla da acel. com sinal de ref. da velocidade (m)	Integral da vel. do velocímetro (m)
Média	3.68	19.53	21.14
Desvio padrão	5.392	12.92	13.45
Erro máximo	30.5	45.15	47.39

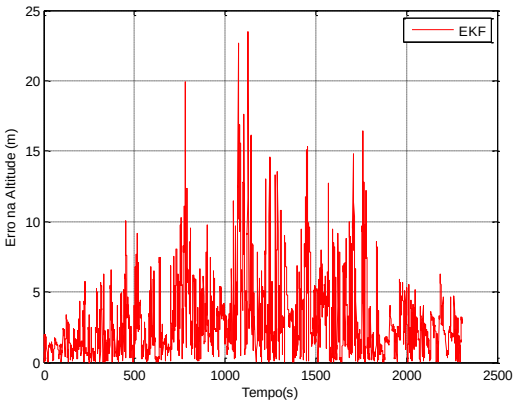
Analisando as figuras 5.40 e 5.41, pode-se concluir que o filtro realizou uma boa estimativa para as posições norte e leste ao se comparar estes resultados com os obtidos pelos outros dois métodos de estimação da trajetória. Os desvios padrões e as médias dos erros, módulo da diferença entre o posicionamento do GPS e os estimadores 2, 3 ou o EKF para as posições norte e leste são apresentados nas tabelas 5.6 e 5.7, respectivamente. Notam-se nas figuras 5.40 (b) e (c) (norte e leste) duas grandes variações que ocorrem próximas aos instantes: 1600s e 2000s. Estas variações repentinas, provavelmente, devem-se aos erros da posição medida pelo GPS, pois todos os estimadores e o EKF reproduzem estes picos.



(a)



(b)



(c)

*Estimador 2 – integração do velocímetro; **Estimador 3 – integração dupla da aceleração como sinal de referência do velocímetro.

Figura 5.42 – Erro na altitude

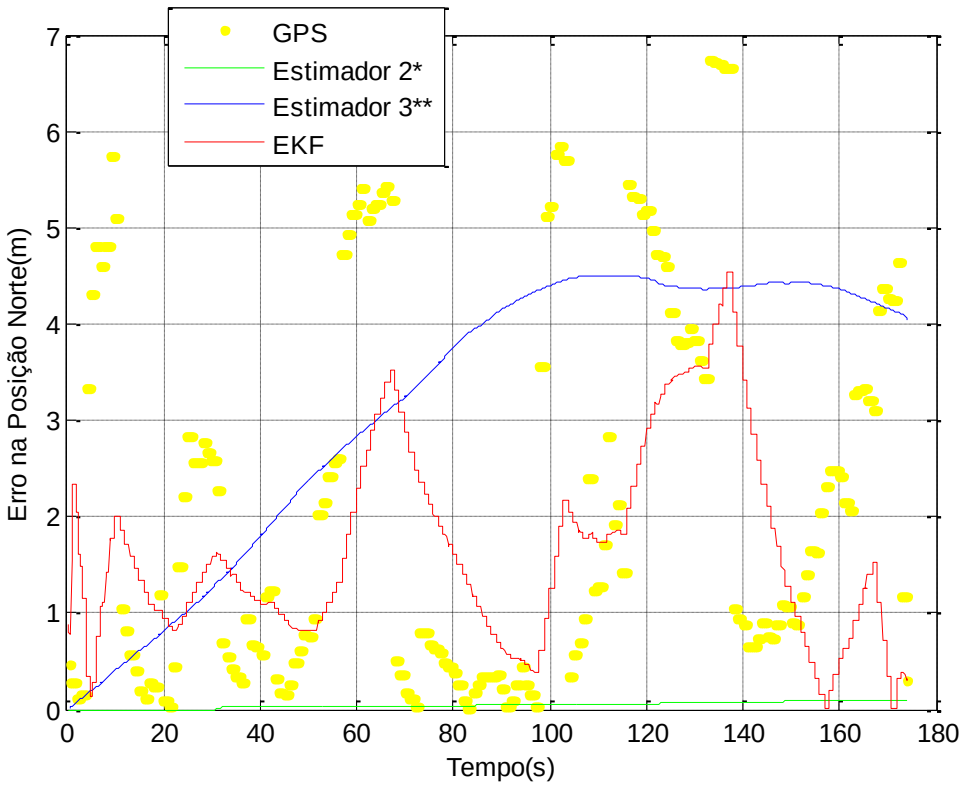
Tabela 5.8 – Características do erro na altitude

----------	EKF (m)	Int. dupla da acel. com sinal de ref. da velocidade (m)	Integral da vel. do velocímetro (m)
Média	2.932	3.366	3.21
Desvio padrão	2.901	2.727	2.735
Erro máximo	23.49	22.96	23.24

Observando a figura 5.42, pode-se concluir que o EKF realizou uma estimativa satisfatória da altitude ao compará-la com os resultados obtidos pelos outros dois métodos de estimação. Os desvios padrões e as médias dos erros, módulos das diferenças entre o posicionamento do GPS e os estimadores 2 e 3 ou o EKF, são apresentados na tabela 5.8. Nota-se também, nestas figuras, grandes variações que ocorrem simultaneamente para todos os estimadores e para o EKF. Tais variações possivelmente devem-se aos erros da posição medida pelo GPS.

Agora, se dará ênfase nas situações onde existem diferentes condições de operação do filtro. Primeiramente, se focará na região na qual o automóvel se encontra estacionado. Em seguida, se dará ênfase na região em que o automóvel está em movimento até o instante em que se simula a perda do sinal do GPS. A seguir, será apresentado o intervalo onde o filtro opera sem a atualização de dados do GPS, e, por fim, foca-se no intervalo onde é retomada a utilização dos dados do GPS no ciclo de atualização do EKF até o final do percurso.

Nas figuras 5.43, 5.44 e 5.46, a ordenada, y (erro) é obtida calculando o módulo da diferença entre a posição inicial do veículo e a obtida pelo EKF ou pelos estimadores 2 e 3, durante o período em que o veículo se encontra estacionado. Para os estimadores 2 e 3 apresentados, se considerou que a posição inicial é zero. Já para os dados do GPS e do EKF, considerou-se como posição inicial a média dos dados aquisitados do GPS durante os 30 segundos antecedentes a inicialização do filtro.

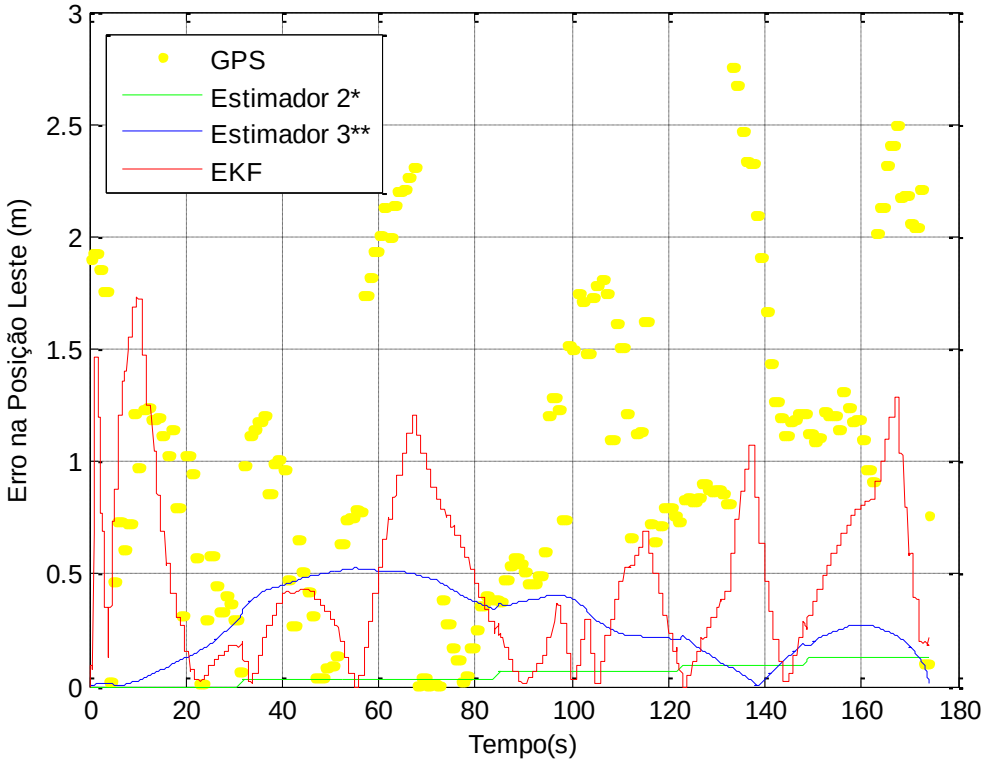


*Estimador 2 – integração do velocímetro; **Estimador 3 – integração dupla da aceleração como sinal de referência do velocímetro.

Figura 5.43 – Erro na posição norte com o automóvel estacionado

Tabela 5.9 – Características dos erros na posição norte com o automóvel estacionado

---------	EKF (m)	Int. dupla da acel. com sinal de ref. da velocidade (m)	Integral da vel. do velocímetro (m)	GPS (m)
Média	1.679	3.176	0.03843	2.2
Desvio padrão	1.022	1.469	0.02837	1.983



*Estimador 2 – integração do velocímetro; **Estimador 3 – integração dupla da aceleração como sinal de referência do velocímetro.

Figura 5.44 – Erro na posição leste com o automóvel estacionado

Tabela 5.10 – Características dos erros na posição leste com o automóvel estacionado

---------	EKF (m)	Int. dupla da acel. com sinal de ref. da velocidade (m)	Integral da vel. do velocímetro (m)	GPS (m)
Média	0.4739	0.2758	0.05755	1.053
Desvio padrão	0.379	0.1595	0.04237	0.68

Analisando a figura 5.43 e a tabela 5.9, pode-se afirmar que, em geral, o filtro obteve um desempenho melhor que a maioria dos estimadores e GPS. Com relação à posição na direção norte, o estimador que utiliza a integração do velocímetro obteve um desempenho superior aos demais. No entanto, observa-se um desvio crescente no tempo, supostamente devido a algumas leituras pontuais de velocidade impostas por pequenas vibrações geradas pelo

automóvel, como pode ser observado na figura 5.45, gráfico da velocidade calculada a partir da medição do encoder. Assim, pode-se salientar um problema na programação do encoder, pois seu programa foi implementado de forma a incremental, não havendo a subtração da posição, caso o veículo ande de ré. Esta característica deixa o sensor mais sensível à vibração do automóvel, possibilitando a ocorrência do problema apresentado acima.

Na figura 5.44, pode ser verificada a ocorrência do mesmo problema descrito acima sobre a estimação da trajetória a partir da integração do velocímetro. Observando a tabela 5.10, a estimativa fornecida pelo o EKF foi satisfatória, pois o erro foi bem menor que o fornecido pelo GPS, cerca da metade deste. Mas, apesar deste fato, o filtro obteve um erro maior que dos estimadores 2 e 3. Isto ocorre devido à precisão do velocímetro, contudo, a integral do sinal deste sensor tende a divergir ao longo do tempo.

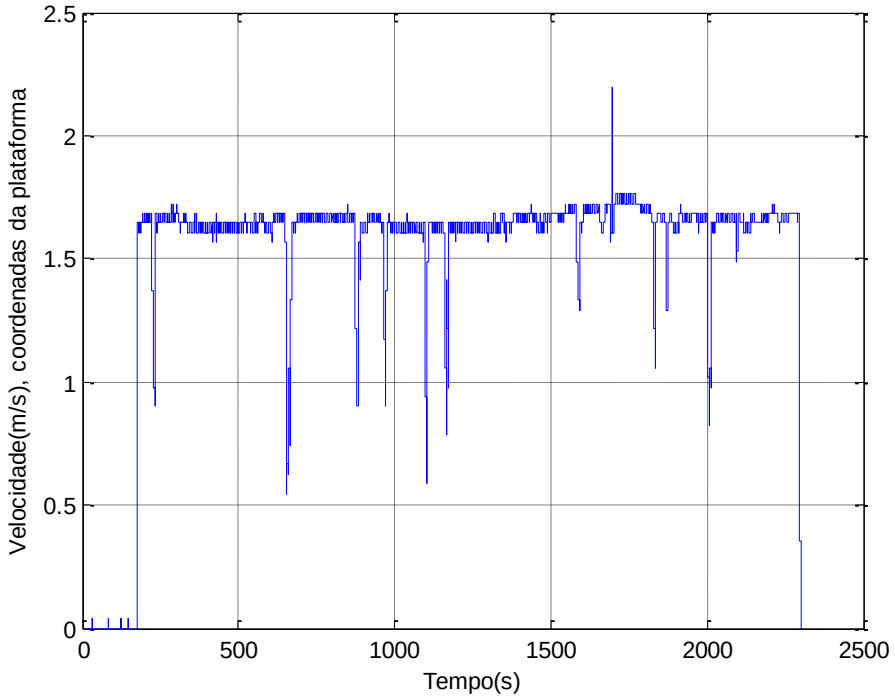
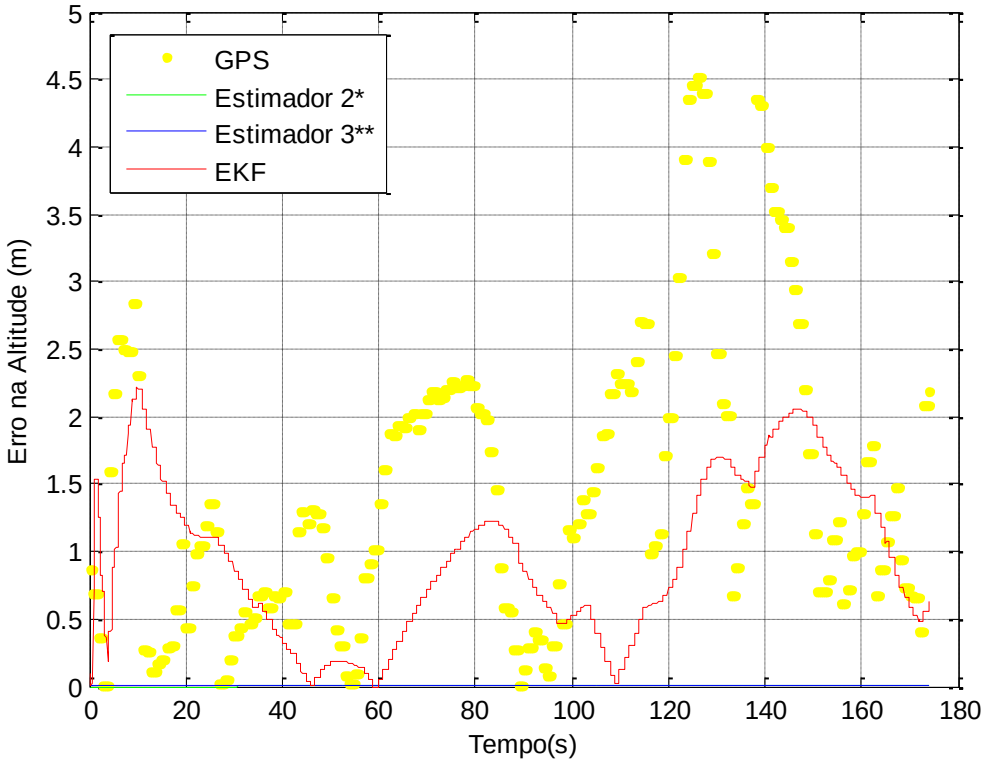


Figura 5.45 – Gráfico da velocidade calculada a partir da medição do encoder



*Estimador 2 – integração do velocímetro; **Estimador 3 – integração dupla da aceleração como sinal de referência do velocímetro.

Figura 5.46 – Erro da estimativa da altitude com o automóvel estacionado

Tabela 5.11 – Características dos erros na posição leste com o automóvel estacionado

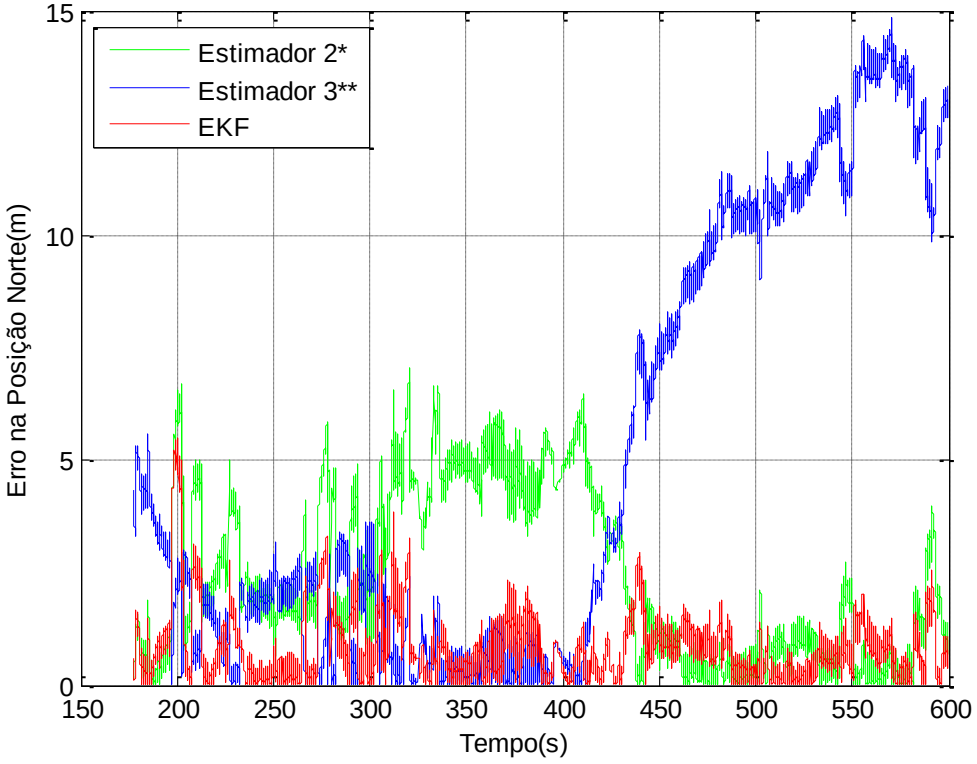
---------	EKF (m)	Int. dupla da acel. com sinal de ref. da velocidade (m)	Integral da vel. do velocímetro (m)	GPS (m)
Média	0.9443	0.000708	0.003585	1.459
Desvio padrão	0.5919	0.0005	0.002456	1.069

Através da figura 5.46, verifica-se novamente as imprecisões devido à integração do velocímetro, mas em menores proporções. Isto ocorre, devido ao fato dos ângulos de roll e pitch, representados nas figuras 5.68 e 5.69, serem próximos de zero para este intervalo de tempo, acarretando em uma menor influência nesta direção, ao realizar a mudança de coordenadas, do sinal da velocidade, do sistema da plataforma para o NED.

Observando a tabela 5.11, pode-se constatar que a estimativa fornecida pelo o EKF obteve um resultado satisfatório, já que, ao se comparar o seu resultado com o do GPS, nota-se que o desvio padrão foi reduzido em aproximadamente 44% e o erro médio foi reduzido em aproximadamente 35%, embora este erro seja maior que os produzidos pelos estimadores 2 e 3.

Para as próximas análises, a posição do GPS será utilizada como referência para o calculo do erro de posicionamento, pois o veículo estará em movimento. Para se obter este erro, será calculado o módulo da diferença entre a posição fornecida pelo GPS e pelo estimador 2 ou 3 ou EKF.

As figuras 5.47, 5.48 e 5.49 mostram os gráficos das posições norte, leste e altitude, no instante em que o veículo inicia seu movimento até o momento em que se simula a falha do GPS.

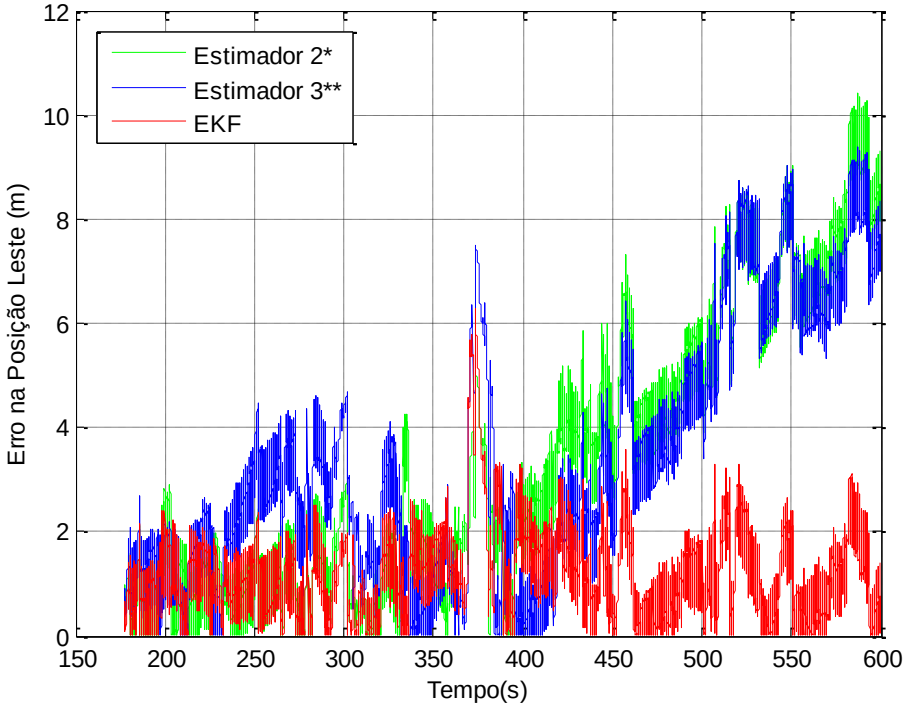


*Estimador 2 – integração do velocímetro; **Estimador 3 – integração dupla da aceleração como sinal de referência do velocímetro.

Figura 5.47 – Erro na posição norte entre o início do movimento até a falha do GPS

Tabela 5.12 – Características do erro na posição norte, intervalo entre o início do movimento até a falha do GPS

----------	EKF (m)	Int. dupla da acel. com sinal de ref. da velocidade (m)	Integral da vel. do velocímetro (m)
Média	0.839	5.157	2.448
Desvio padrão	0.8	4.848	1.879



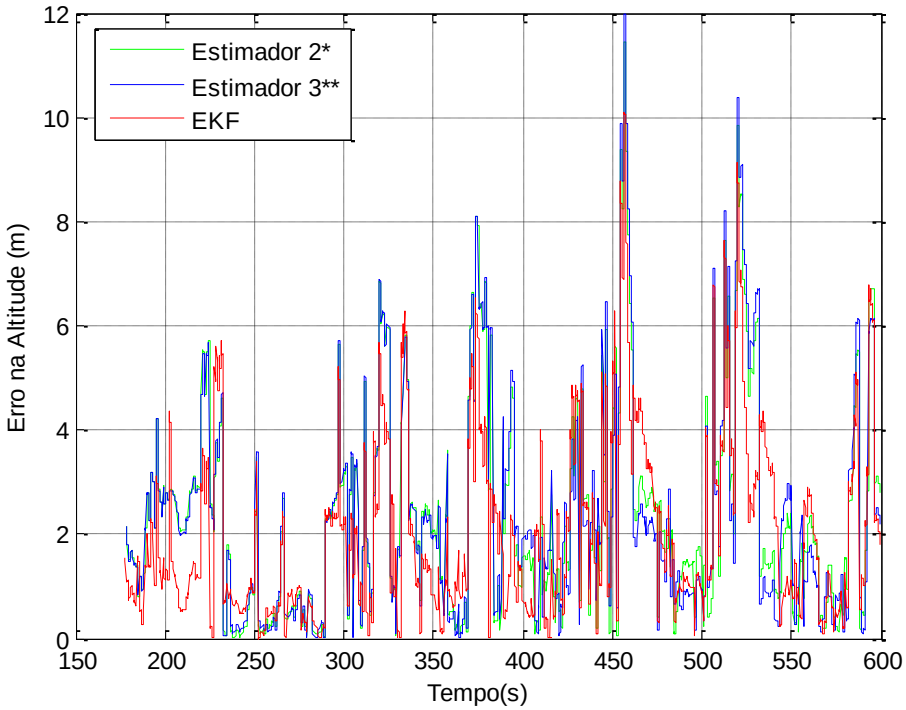
*Estimador 2 – integração do velocímetro; **Estimador 3 – integração dupla da aceleração como sinal de referência do velocímetro.

Figura 5.48 – Erro na posição leste entre o início do movimento até a falha do GPS

Tabela 5.13 – Características do erro na posição leste, intervalo entre o início do movimento até a falha do GPS

----------	EKF (m)	Int. dupla da acel. com sinal de ref. da velocidade (m)	Integral da vel. do velocímetro (m)
Média	1.185	3.417	3.363
Desvio padrão	0.8653	2.421	2.684

Analisando as figuras 5.47 e 5.48 e as tabelas 5.12 e 5.13, pode-se afirmar que, em média, o filtro obteve um desempenho melhor que todos os estimadores, para os posicionamentos nas direções norte e leste. Estes gráficos também sugerem que, em alguns instantes, o GPS apresentou erros de posicionamento maiores que o normal, principalmente nos instantes próximos a 200s, 275s, 440s e 580s para a posição norte; e 350s, 460s, 540s e 575s para a posição leste; pois ocorreram picos na ordenada do erro para todos os estimadores e EKF.



*Estimador 2 – integração do velocímetro; **Estimador 3 – integração dupla da aceleração como sinal de referência do velocímetro.

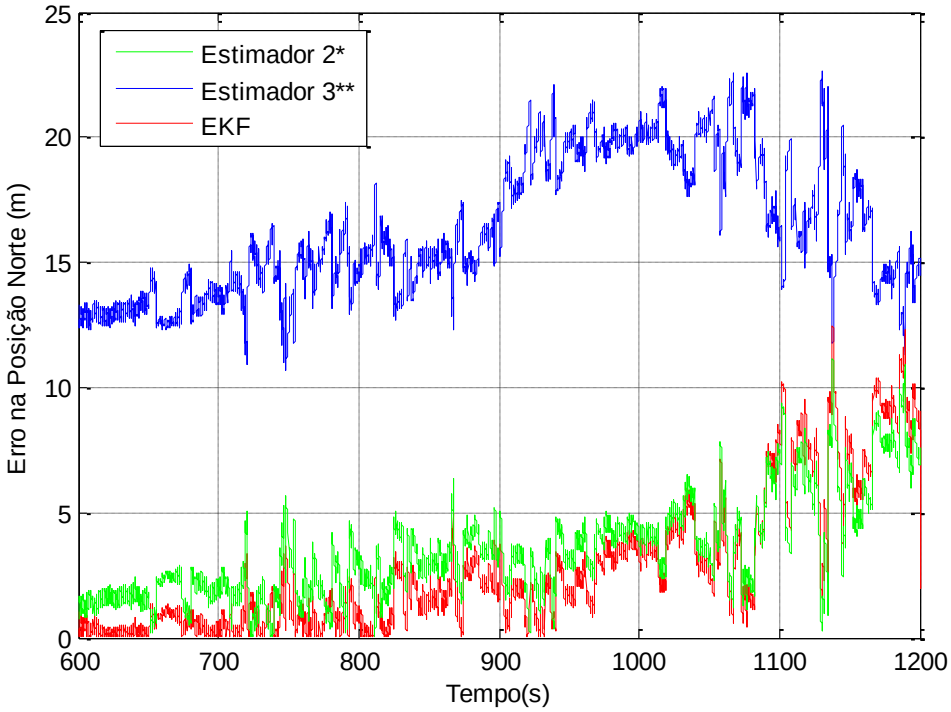
Figura 5.49 – Erro na altitude entre o início do movimento até a falha do GPS

Tabela 5.14 – Características do erro na posição altitude, intervalo entre o início do movimento até a falha do GPS

----------	EKF (m)	Int. dupla da acel. com sinal de ref. da velocidade (m)	Integral da vel. do velocímetro (m)
Média	2.012	2.382	2.372
Desvio padrão	1.738	2.128	2.041

Analisando a figura 5.49 e a tabela 5.14, conclui-se que o filtro obteve um bom desempenho. Sugere-se que o GPS apresenta grandes ruídos nesta direção, pois ocorreram muitas variações repentinas de grandes amplitudes na ordenada do erro para todos os estimadores e EKF.

Serão apresentados, nas figuras 5.50, 5.51 e 5.52, os gráficos das posições norte, leste e altitude, referente ao instante em que se simula a interrupção do sinal do GPS até a sua retomada.

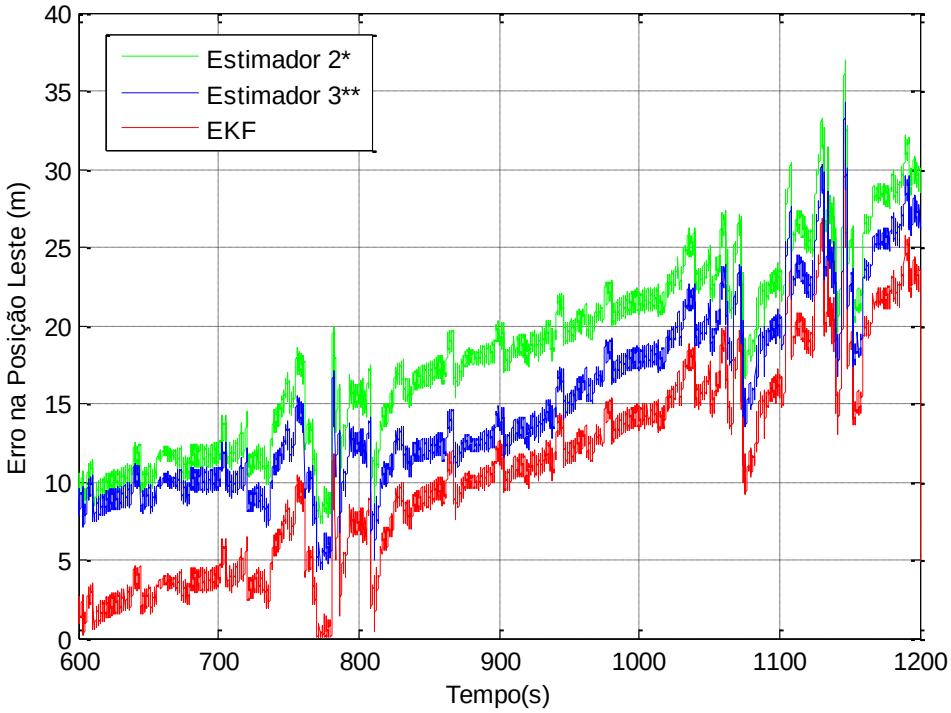


*Estimador 2 – integração do velocímetro; **Estimador 3 – integração dupla da aceleração como sinal de referência do velocímetro

Figura 5.50 – Erro na posição norte durante a ausência do GPS

Tabela 5.15 – Característica do erro na posição norte durante a ausência do GPS

----------	EKF (m)	Int. dupla da acel. com sinal de ref. da velocidade (m)	Integral da vel. do velocímetro (m)
Média	2.807	16.36	3.527
Desvio padrão	2.763	2.765	2.014
Máximo	12.47	22.66	11.14



*Estimador 2 – integração do velocímetro; **Estimador 3 – integração dupla da aceleração como sinal de referência do velocímetro

Figura 5.51 – Erro na posição leste durante a ausência do GPS

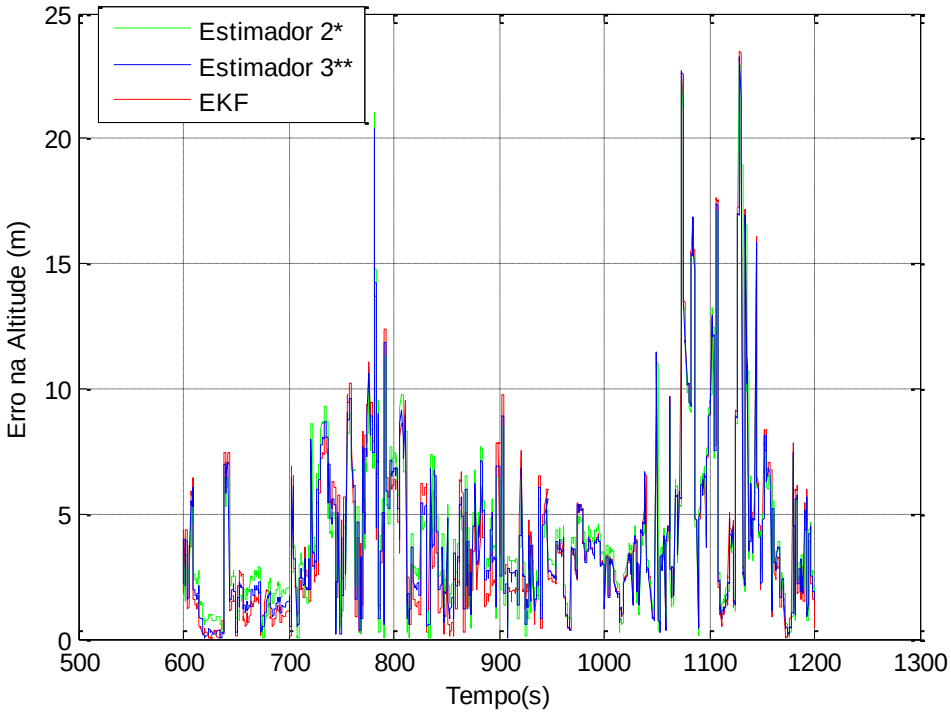
Tabela 5.16 – Característica do erro na posição leste durante a ausência do GPS

----------	EKF (m)	Int. dupla da acel. com sinal de ref. da velocidade (m)	Integral da vel. do velocímetro (m)
Média	10.77	15.1	18.33
Desvio padrão	6.447	5.712	6.011
Máximo	30.05	34.23	37.0

Entre os instantes 600 e 1200 segundos, as informações de posição do GPS foram ignoradas, considerando somente as informações de velocidade fornecidas pelo velocímetro, simulando uma falha sensorial. Para este intervalo, o desempenho do filtro foi satisfatório, considerando-se esta limitação imposta, obtendo erro médio menor que dos estimadores 2 e 3. Mas há uma possibilidade de reduzir este erro, pois ao analisar todos os dados armazenados do ensaio e considerando este intervalo, figura 5.37(a), verificou-

se um erro de aproximadamente 1,5º no alinhamento do ângulo de yaw da AHRS com a linha de ação do automóvel. Isto acarretou em um erro maior ao realizar as mudanças de coordenadas necessárias, entre os sistemas da plataforma e NED, gerando um sinal, com um erro similar ao efeito do erro de viés (bias).

Os gráficos das figuras 5.50 e 5.51 também sugerem que em alguns instantes o GPS apresentou erros de posicionamento maiores que o normal, pois ocorreram picos na ordenada do erro para todos os estimadores e EKF.



*Estimador 2 – integração do velocímetro; **Estimador 3 – integração dupla da aceleração como sinal de referência do velocímetro

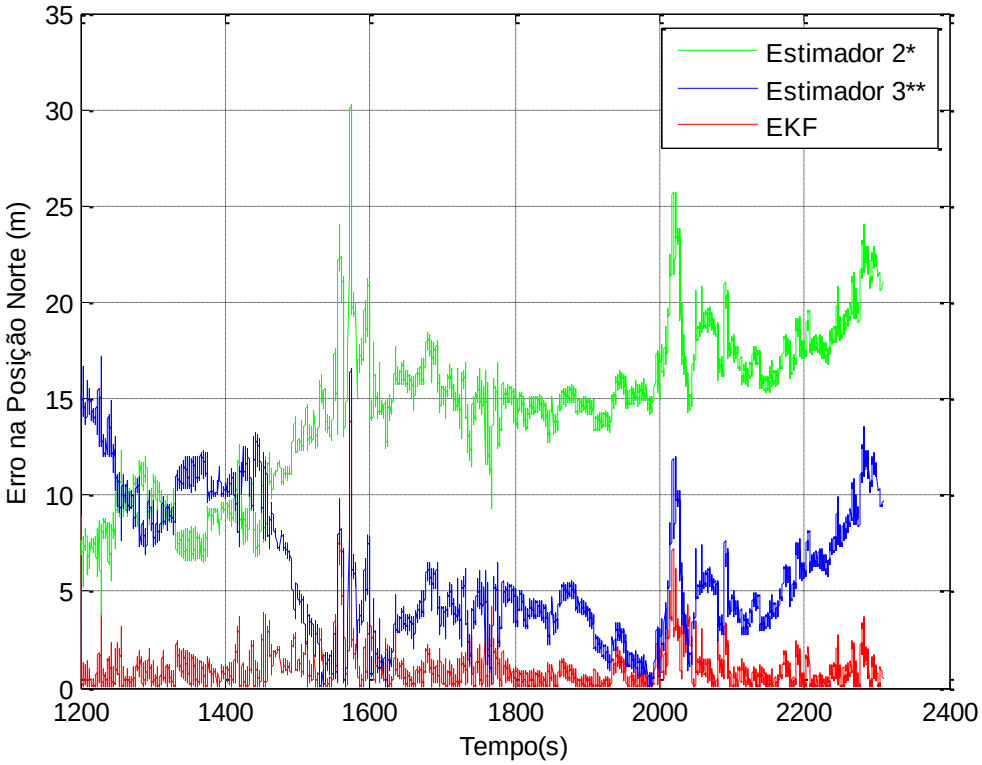
Figura 5.52 – Erro na altitude durante a ausência do GPS

Tabela 5.17 – Característica do erro na altitude

----------	EKF (m)	Int. dupla da acel. com sinal de ref. da velocidade (m)	Integral da vel. do velocímetro (m)
Média	3.954	4.04	4.175
Desvio padrão	3.704	3.596	3.381
Máximo	23.49	23.24	22.96

Neste intervalo, a estimativa da altitude fornecida pelo filtro teve um desempenho satisfatório, considerando a limitação imposta, sendo que seu erro médio foi menor que dos estimadores 2 e 3. Mas, percebe-se também que, inesperadamente, o erro máximo foi ligeiramente maior que dos estimadores 2 e 3. Isto pode ser explicado novamente pela alta magnitude do ruído do GPS para a altitude, conforme observado na figura 5.38, variando mais de 20m, neste intervalo.

Por fim, será apresentado o último trecho a ser analisado. O intervalo de tempo considerado inicia-se com o fim da falha simulada do GPS e termina com o final do percurso.

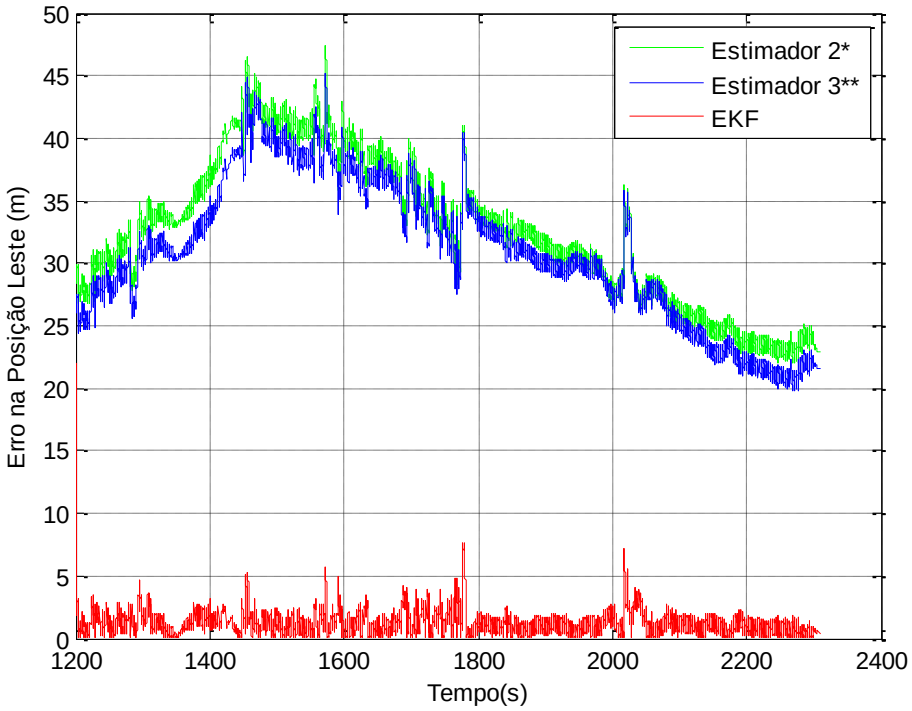


*Estimador 2 – integração do velocímetro; **Estimador 3 – integração dupla da aceleração como sinal de referência do velocímetro

Figura 5.53 – Erro na posição norte, após a falha do GPS

Tabela 5.18 – Características do erro da posição norte, após a falha do GPS

----------	EKF (m)	Int. dupla da acel. com sinal de ref. da velocidade (m)	Integral da vel. do velocímetro (m)
Média	0.98	6.003	14.49
Desvio padrão	1.087	3.548	3.963



*Estimador 2 – integração do velocímetro; **Estimador 3 – integração dupla da aceleração como sinal de referência do velocímetro

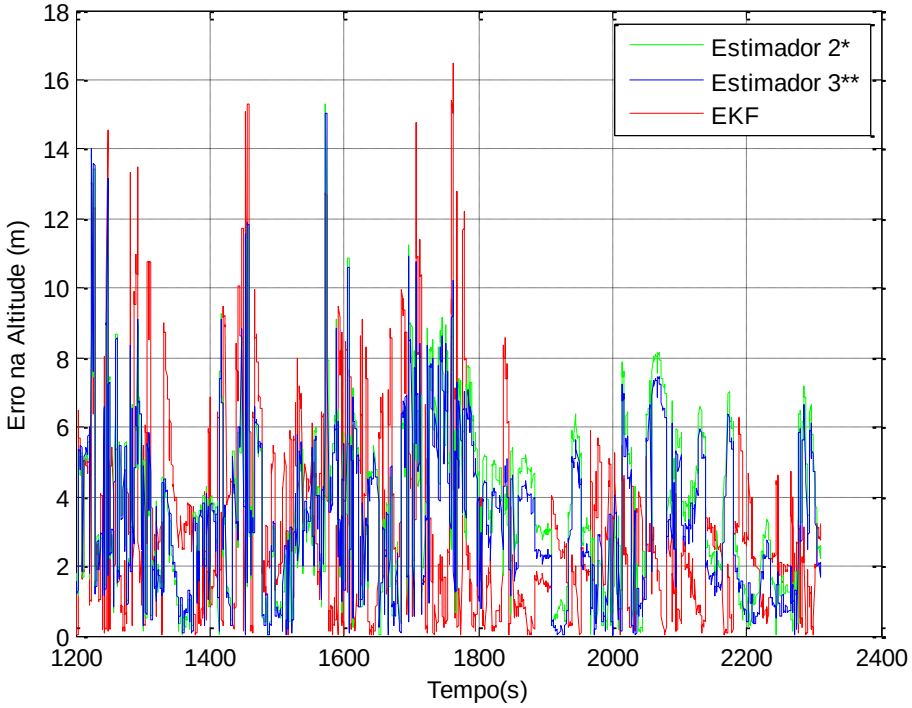
Figura 5.54 – Erro na posição leste, após a falha do GPS

Tabela 5.19 – Características do erro da posição leste, após a falha do GPS

----------	EKF (m)	Int. dupla da acel. com sinal de ref. da velocidade (m)	Integral da vel. do velocímetro (m)
Média	1.211	30.97	32.59
Desvio padrão	0.8764	5.811	5.033

Ao analisar as figuras 5.53 e 5.54 e as tabelas 5.18 e 5.19, pode-se afirmar que o filtro obteve um desempenho bem melhor que os estimadores 2 e

3. Em alguns instantes, supõe-se que o GPS apresentou erros de posicionamento maiores que o normal, principalmente nos instantes próximos a 1225s, 1570s e 2025s, na direção norte; e 1450s, 1560s, 1590s, 1780s e 2020s, já que ocorreram picos nas ordenadas dos erros, para todos os estimadores. Pode-se afirmar também que, neste intervalo, os resultados apresentados pelo EKF são similares aos obtidos no intervalo em que o veículo inicia seu movimento até o momento em que se inicia a falha do GPS, como era de se esperar, pois as condições de operação são similares.



*Estimador 2 – integração do velocímetro; **Estimador 3 – integração dupla da aceleração como sinal de referência do velocímetro

Figura 5.55 – Erro na altitude, após a falha do GPS

Tabela 5.20 – Características do erro da altitude, após a falha do GPS

----------	EKF (m)	Int. dupla da acel. com sinal de ref. da velocidade (m)	Integral da vel. do velocímetro (m)
Média	3.02	3.358	3.613
Desvio padrão	2.728	2.348	2.408

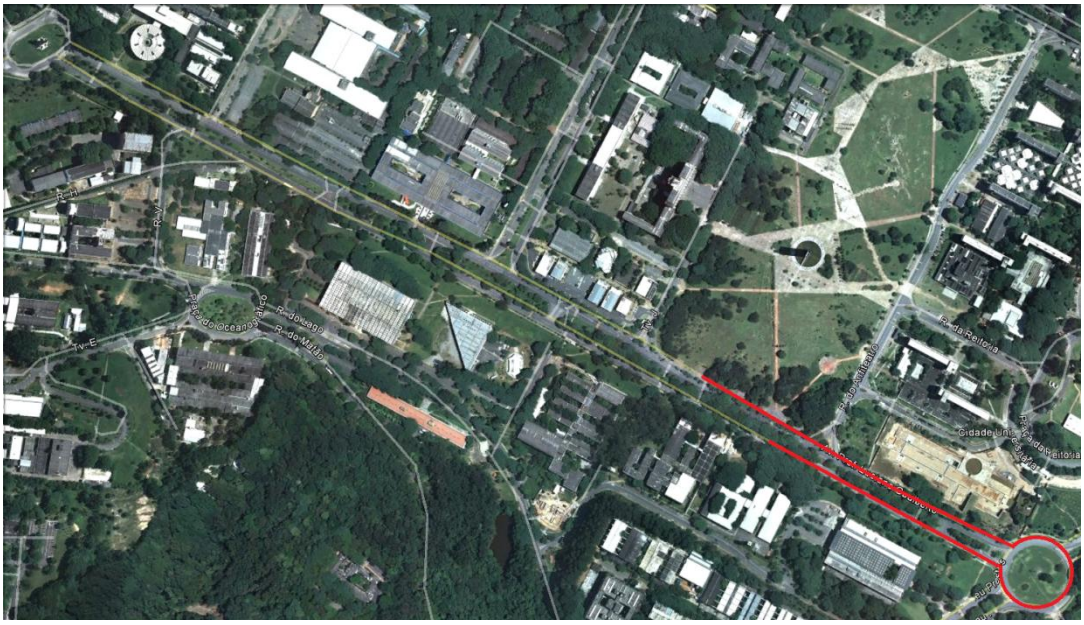
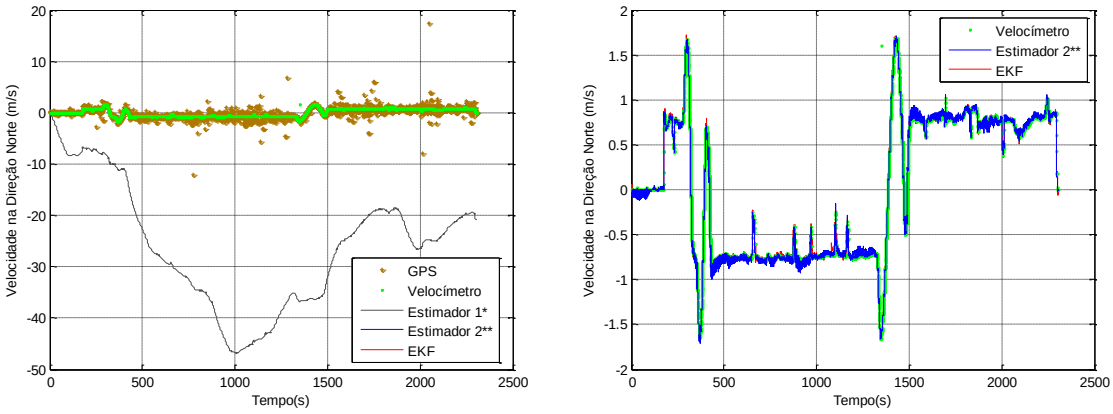
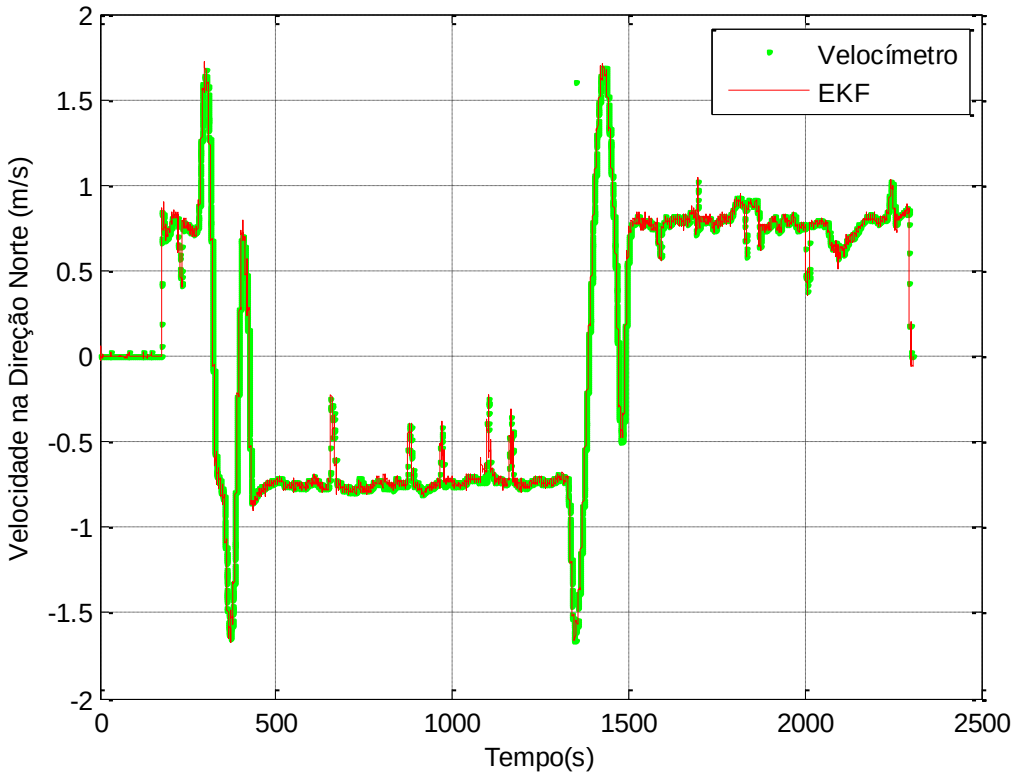


Figura 5.56 – Trajetória descrita pelo veículo, trecho onde o GPS teve o pior desempenho.

Ao analisar a figura 5.55 e a tabela 5.20, pode-se afirmar que o filtro obteve um desempenho satisfatório para a primeira metade do trecho. Na segunda metade, o filtro teve um desempenho melhor. Pode-se explicar a diferença analisando-se a primeira metade, representada pelo trecho em vermelho na figura 5.56, onde há um grande numero de arvores, que possivelmente interferiram no sinal do GPS.

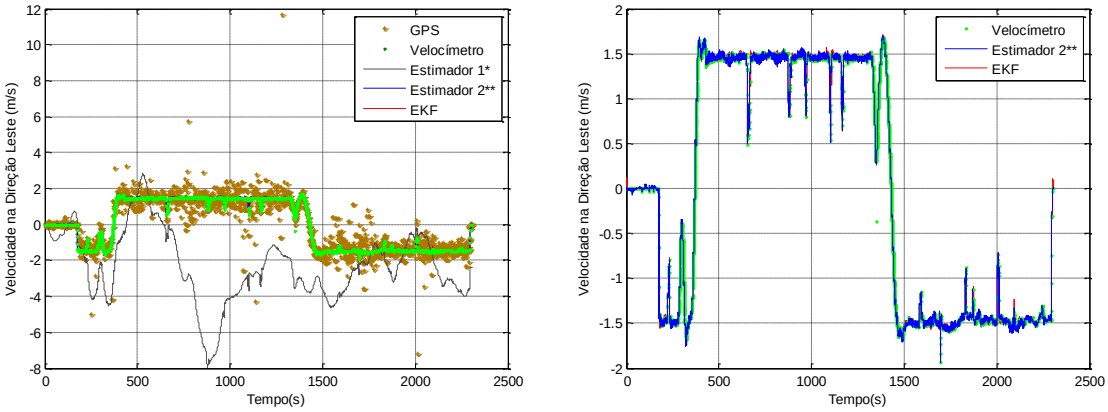
A seguir, serão apresentadas as análises dos resultados obtidos para as estimativas de velocidades.

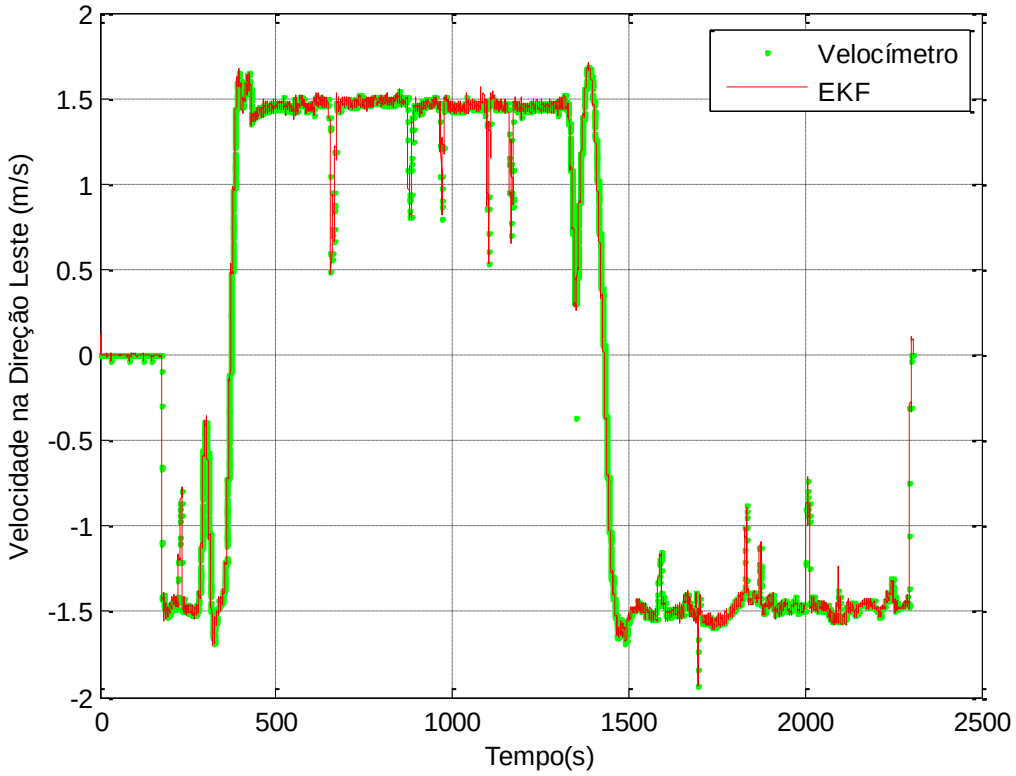




*Estimador 1 – integração da aceleração; **Estimador 2 – integração da aceleração como sinal de referência do velocímetro

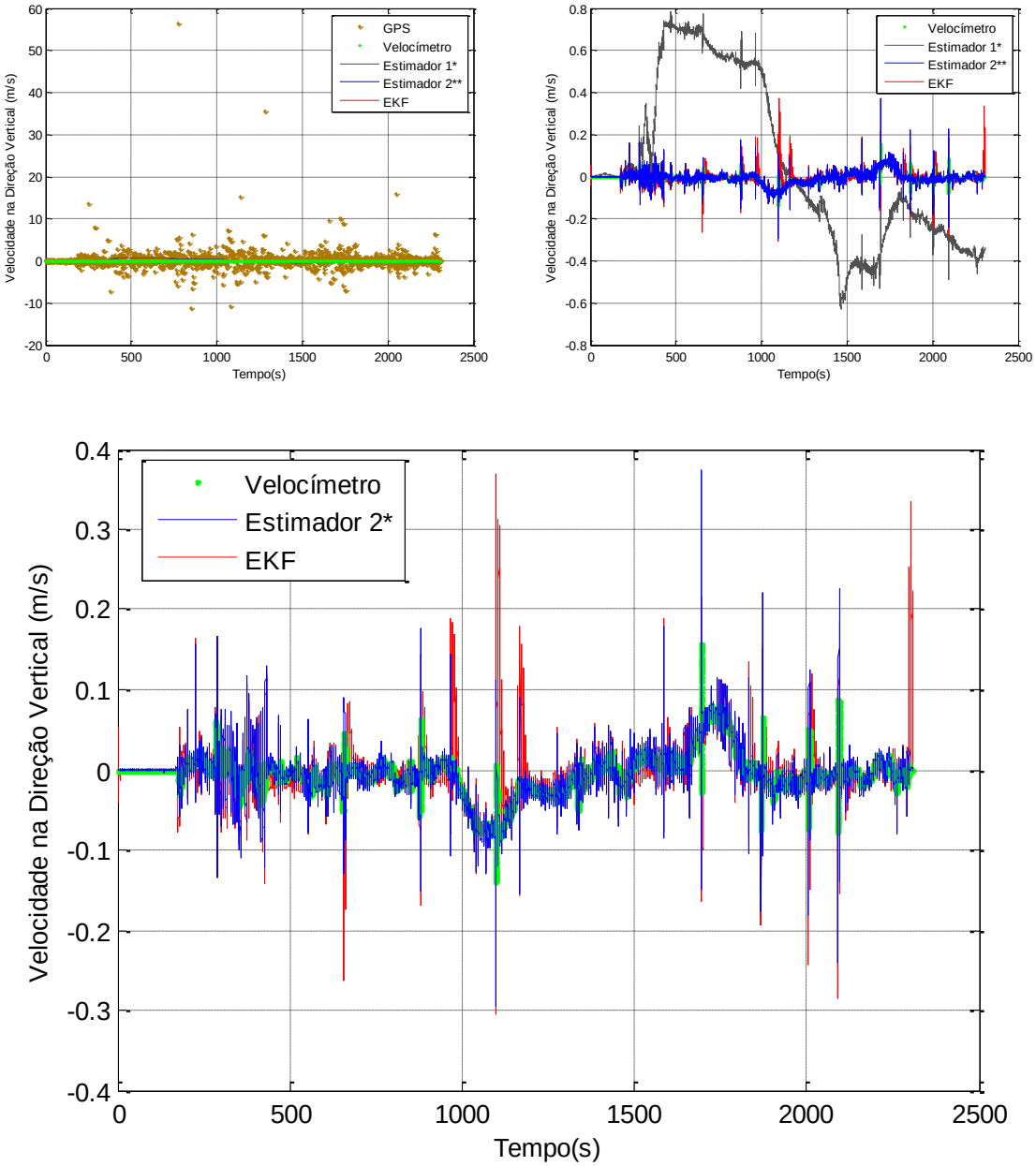
Figura 5.57 – Velocidade na direção norte em todo o percurso.





*Estimador 1 – integração da aceleração; **Estimador 2 – integração da aceleração como sinal de referência do velocímetro

Figura 5.58 – Velocidade na direção leste em todo o percurso



*Estimador 1 – integração da aceleração; **Estimador 2 – integração da aceleração como sinal de referência do velocímetro

Figura 5.59 – Velocidade na direção vertical em todo o percurso

Ao observar as figuras 5.57, 5.58 e 5.59, pode-se afirmar que a integração do acelerômetro não é suficiente para estimar a velocidade do veículo. Ao integrar este sinal, a velocidade estimada é errônea devido ao erro cumulativo. Portanto, há a necessidade de se utilizar um sinal de referência. Ao

se inserir este sinal, observa-se que há uma grande melhora na observação da velocidade do veículo.

Nota-se também, em todos os gráficos, algumas regiões onde há variações repentinas de velocidade. Estas variações são geradas quando o veículo passa por lombadas e quebra-molas/olhos de gato, e são notadas no ângulo de pitch do veículo, conforme mostra a figura 5.69.

Observa-se também a existência de duas situações diferentes de operação: a primeira ocorre até 174s e a segunda, se inicia deste ponto e termina no final do percurso. Na primeira região, nota-se, na estimativa de velocidade do EKF e na integração do acelerômetro utilizando como referência o sinal do velocímetro, que a amplitude do ruído é pequena e que o veículo está parado. Na segunda região, o veículo entra em movimento e este ruído aumenta em cerca de 20 vezes.

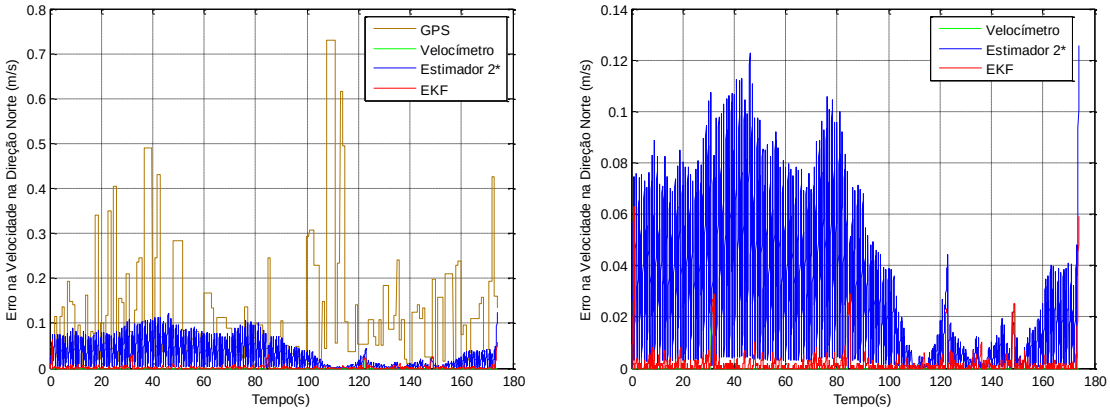
Para os gráficos das velocidades nas direções norte e leste, a velocidade obtida apartir da integração das acelerações forneceu o pior resultado, seguida pela velocidade fornecida pelo GPS.

Ao observar a figura 5.59, percebe-se que o GPS fornece uma velocidade muito ruidosa tendo o pior desempenho na direção vertical. Além disto, nota-se que as leituras apresentam picos de velocidade, chegando a um pico máximo de 56.5m/s, sendo que, na realidade, esta velocidade é próxima de 0m/s. Nota-se também que, no final do percurso, a velocidade vertical, estimada pelo EKF apresentou um pico de variação para se anular em seguida. Este fenômeno possivelmente deveu-se à frenagem, responsável por uma aceleração no eixo x do acelerômetro, surgindo um ângulo de pitch de aproximadamente -2.2º, como pode ser observado na figura 5.69.

A seguir, serão analisadas a duas situações relativas a diferentes condições de operação do filtro, ou seja, no caso do automóvel estacionário e em movimento.

Na situação de veículo estacionado, a ordenada y (“erro”), é obtido calculando-se o módulo da diferença entre a velocidade inicial do veículo, 0m/s, e a fornecida pelos os outros métodos ou sensores (velocímetro, integração da

aceleração com sinal de referência da velocidade, GPS e EKF). Os gráficos das figuras 5.60, 5.61 e 5.62 ilustram esta situação.

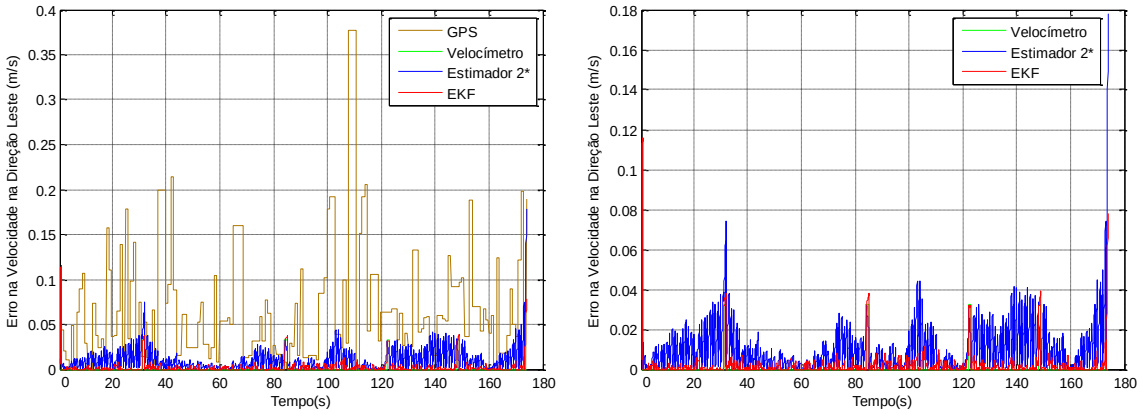


*Estimador 2 – integração da aceleração como sinal de referência do velocímetro

Figura 5.60 – Erro da estimativa da velocidade na direção norte, veículo estacionado

Tabela 5.21 – Características do erro da estimativa da velocidade na direção norte, veículo estacionado

--------	Velocímetro (m/s)	Int. acel com ref. Velocímetro (m/s)	GPS (m/s)	EKF (m/s)
Média	0.0005633	0.02718	0.1346	0.001855
Desvio padrão	0.003451	0.0268	0.1425	0.004653

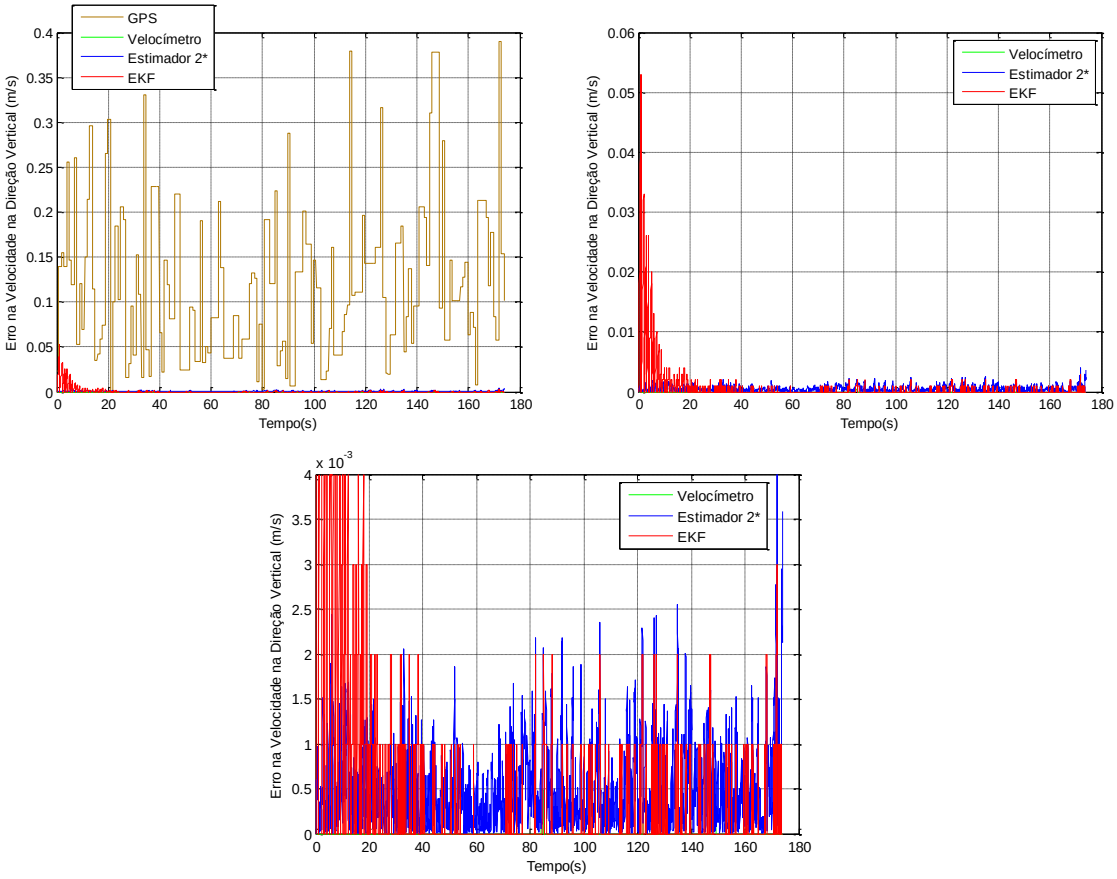


*Estimador 2 – integração da aceleração como sinal de referência do velocímetro

Figura 5.61 – Erro da estimativa da velocidade na direção leste, veículo estacionado

Tabela 5.22 – Características do erro da estimativa da velocidade na direção leste, veículo estacionado

--------	Velocímetro (m/s)	Int. acel com ref. Velocímetro (m/s)	GPS (m/s)	EKF (m/s)
Média	0.0008415	0.01055	0.07081	0.002448
Desvio padrão	0.005155	0.01231	0.06869	0.006381



*Estimador 2 – integração da aceleração como sinal de referência do velocímetro

Figura 5.62 – Erro da estimativa da velocidade na direção vertical, veículo estacionado

Tabela 5.23 – Características do erro da estimativa da velocidade na direção vertical, veículo estacionado

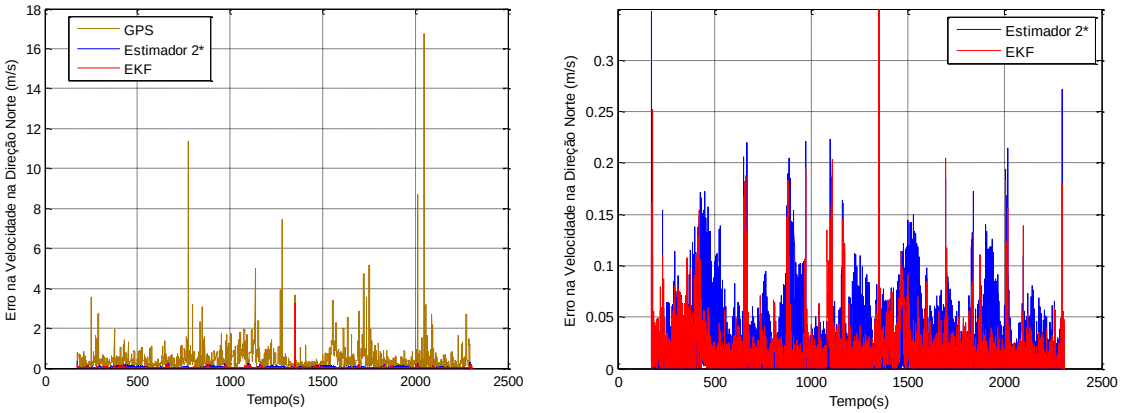
--------	Velocímetro (m/s)	Int. acel com ref. Velocímetro (m/s)	GPS (m/s)	EKF (m/s)
Média	1.031e-5	0.0005244	0.1183	0.0001677
Desvio padrão	6.414e-5	0.0004631	0.08676	0.0004139

Analisando as figuras 5.60, 5.61 e 5.62, referentes ao intervalo em que o veículo está parado, concluí-se que o desempenho da estimativa realizada pelo EKF foi melhor do que a fornecida pelos outros métodos, só obtendo um resultado pior que o velocímetro. Conforme já mencionado, explica-se este fato pelos baixos níveis de ruído apresentados pelo encoder que constitui o velocímetro.

No entanto, estando o automóvel parado, a medida de sua velocidade a partir do encoder deveria ser zero, o que não foi verificado. Supõe-se que, com a vibração do automóvel, ocorram algumas leituras, de pequenas amplitudes, que foram sendo incrementadas pelo sensor. Esta vibração do automóvel é gerada pelo funcionamento do motor a combustão e pelos movimentos dos passageiros que se encontram no interior do veículo.

Observando a figura 5.62, verifica-se que a estimativa da velocidade na direção vertical demorou 20 segundos para entrar em regime. Levando-se este fato em consideração, as informações da tabela 5.23 foram calculadas a partir do instante 20 segundos.

Nas figuras 5.63, 5.64 e 5.65, a ordenada, y (erro), é obtida através do módulo da diferença entre as velocidades fornecidas pelo velocímetro e pelos outros métodos ou sensores (EKF, integração da aceleração com sinal de referência da velocidade e GPS).

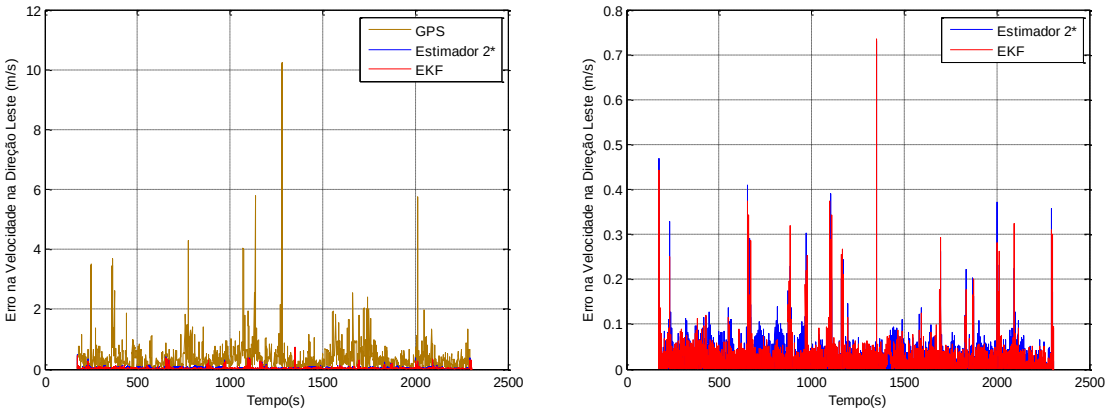


*Estimador 2 – integração da aceleração como sinal de referência do velocímetro

Figura 5.63 – Erro da estimativa da velocidade na direção norte

Tabela 5.24 – Características do erro da estimativa da velocidade na direção norte

--------	Int. acel com ref. Velocímetro (m/s)	GPS (m/s)	EKF (m/s)
Média	0.02574	0.4976	0.0141
Desvio padrão	0.03053	0.8807	0.02247

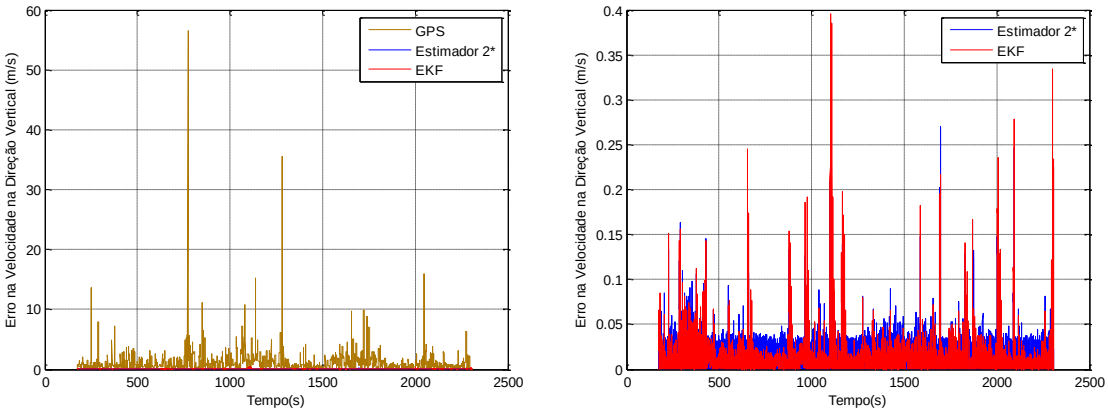


*Estimador 2 – integração da aceleração como sinal de referência do velocímetro

Figura 5.64 – Erro da estimativa da velocidade na direção leste

Tabela 5.25 – Características do erro da estimativa da velocidade na direção leste

--------	Int. acel com ref. Velocímetro (m/s)	GPS (m/s)	EKF (m/s)
Média	0.01885	0.3821	0.01322
Desvio padrão	0.02709	0.5942	0.01963



*Estimador 2 – integração da aceleração como sinal de referência do velocímetro

Figura 5.65 – Erro da estimativa da velocidade na direção vertical

Tabela 5.26 – Características do erro da estimativa da velocidade na direção vertical

--------	Int. acel com ref. Velocímetro (m/s)	GPS (m/s)	EKF (m/s)
Média	0.01527	1.244	0.01423
Desvio padrão	0.01415	2.567	0.0239

A partir das figuras 5.63, 5.64 e 5.65, concluí-se que o desempenho da estimativa do EKF foi melhor que as obtidas do GPS e da integração da aceleração utilizando o velocímetro como referência. Para os gráficos dos erros das velocidades nas direções norte e leste, percebe-se uma variação brusca do erro da velocidade no instante 1352s. Isto ocorre pontualmente neste instante devido ao erro do ângulo de yaw fornecido pela AHRS como pode ser observado na figura 5.70.

No gráfico do erro da velocidade na direção vertical, percebe-se a existência de vários picos. Isto ocorre devido às imposições do pavimento, ou

seja, lombadas ou “quebra-molas”. Estes picos podem ser observados também na figura 5.69 que apresenta as variações no ângulo de pitch.

Para finalizar a análise do ensaio realizado, será investigada a convergência do EKF que estima a posição e velocidade pelo critério do item 3.3.10. Para isto, serão apresentados os gráficos dos resíduos normalizados da posição e velocidade e a partir destes dados será analisada a convergência do EKF. Para calcular o resíduo normalizado da posição e velocidade, foram extraídas as médias destes resíduos para as três direções. Como se simulou uma falha do GPS por 10 minutos, a convergência será analisada para os intervalos antecedente e posterior a esta falha. Primeiramente, será apresentado o resíduo normalizado da posição e em seguida o da velocidade.

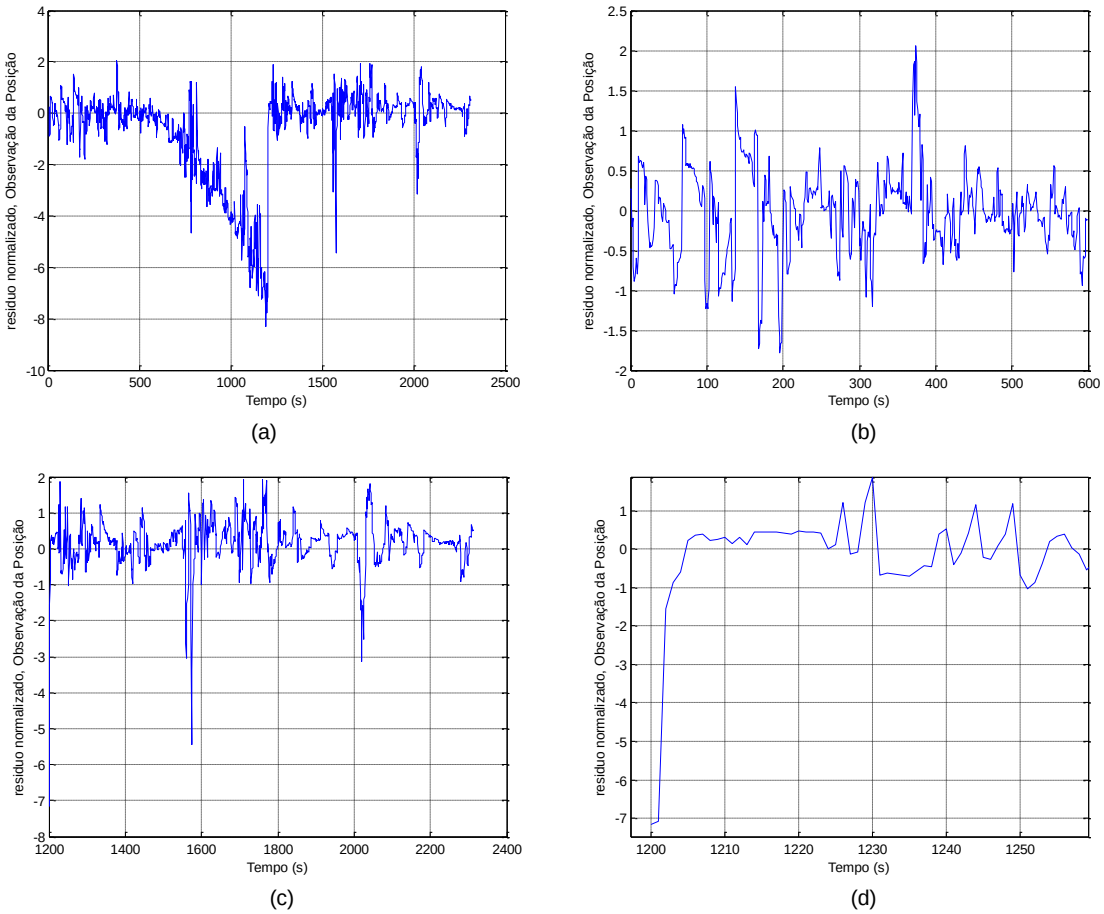


Figura 5.66 – Resíduos normalizados para o ensaio com o automóvel, observação das posições: (a) para todo o ensaio; (b) intervalo de 0 a 600s; (c) intervalo a partir de 1200s; (d) zoom no instante em que se cessa a falha simulada

Tabela 5.27 - Análise do o resíduo normalizado, verificação da convergência do EKF da posição e velocidade, para o ensaio com o automóvel

Resíduo Normalizado, Observação do:	$\mathrm{E}(r_v)$	$\left(\mathrm{E}(r_v^2)-\mathrm{E}(r_v)^2\right)^{1/2}$
Sensor de posição, intervalo entre 0 e 600s	-0.02159	0.5311
Sensor de posição, intervalo depois de 1200s	0.1501	0.6863

A partir da figura 5.66 e da tabela 5.27 pode-se afirmar que houve a convergência do EKF para estimação da posição, pois, para todas as observações, as médias dos resíduos normalizados tenderam a zero e os parâmetros $\left(\mathrm{E}\left[r_v^2\right]-\mathrm{E}^2\left[r_v\right]\right)^{1/2}$ estão dentro da faixa esperada, <3. Nota-se, na figura 5.66(c), que, para este intervalo, a amplitude do ruído normalizado foi maior que para o primeiro intervalo. Pode-se explicar este fenômeno, pois, neste trecho as arvores atrapalharam na recepção do GPS como pode ser observado na figura 5.38, onde houve uma grande variação de amplitude para o sinal de altitude fornecida pelo GPS. Além disso, pode-se verificar, no gráfico da figura 5.66(d), que o filtro convergiu rapidamente após o fim da falha simulada do GPS.

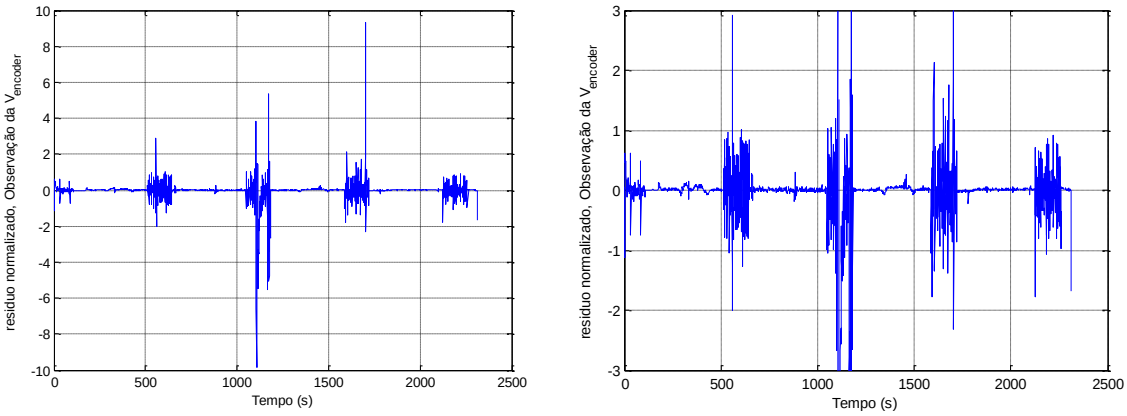


Figura 5.67 – Resíduo normalizado observação da velocidade; (b) Zoom de escala

Analisando o resíduo normalizado da velocidade, na figura 5.67, pode-se afirmar que a média do resíduo normalizado para todo o percurso, $\mathrm{E}(r_v)$, é igual a -0.03285 e $\left(\mathrm{E}\left(r_v^2\right)-\mathrm{E}\left(r_v\right)^2\right)^{1/2}=0.6192$. Desta forma, apesar de algumas variações de amplitude do resíduo normalizado, o filtro convergiu. Estas grandes variações de amplitude podem ser explicadas pela mudança de coordenadas necessária para mudar do referencial da plataforma para o referencial NED, pois estas interferem na estimativa de velocidade. Algumas destas variações, como a apresentada em 1200 segundos, são claramente observadas no gráfico do ângulo de pitch do veículo, apresentado na figura 5.69. Caso não se considere estes trechos, os parâmetros utilizados para o critério de convergência são: $\mathrm{E}(r_v)=0.005336$ e $\left(\mathrm{E}\left(r_v^2\right)-\mathrm{E}\left(r_v\right)^2\right)^{1/2}=0.0347$.

5.3.2.4 ANÁLISE DE DESEMPENHO DO FILTRO DE ATITUDE

Finalmente, serão considerados os resultados obtidos com o filtro de atitude desenvolvido. Primeiramente, serão apresentados os gráficos dos ângulos de roll, pitch e yaw para todo o percurso, em seguida estes gráficos serão analisados em dois segmentos, sendo que o primeiro trecho representa o intervalo no qual o veículo está parado, e o segundo refere-se ao intervalo entre o início do movimento do veículo até o termino do percurso.

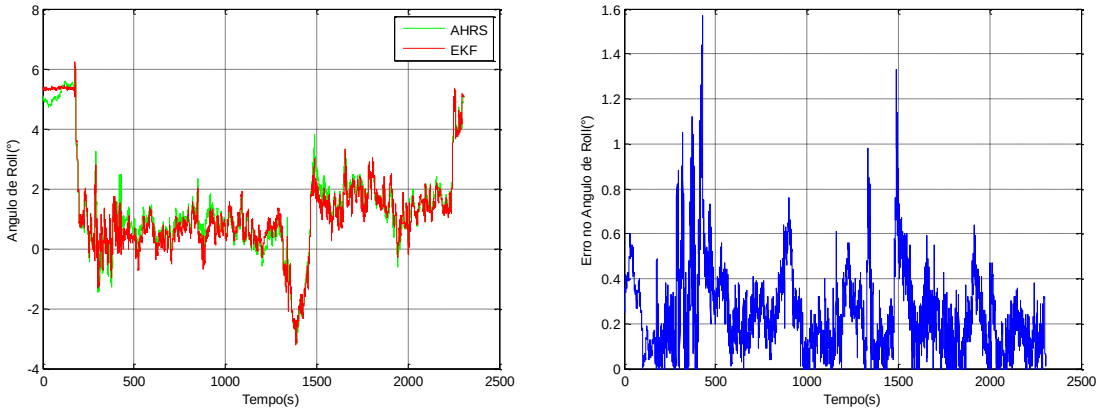


Figura 5.68 – Ângulo de roll

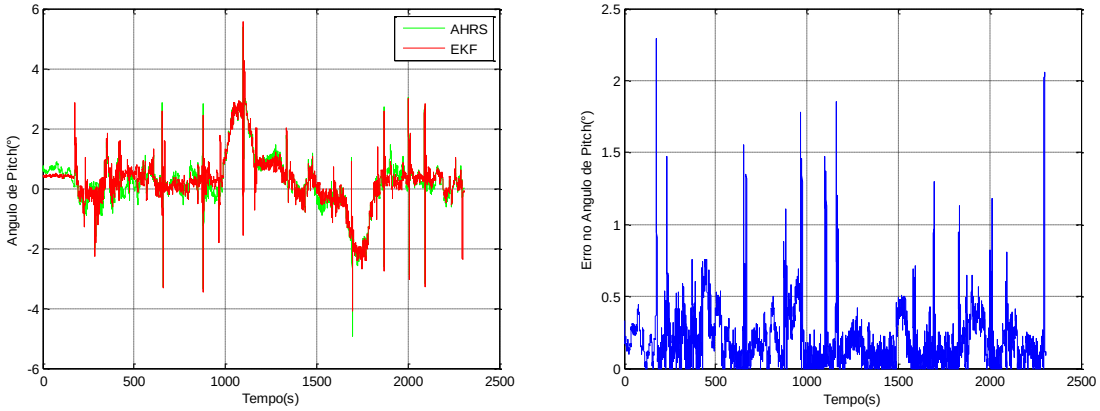


Figura 5.69 – Ângulo de pitch

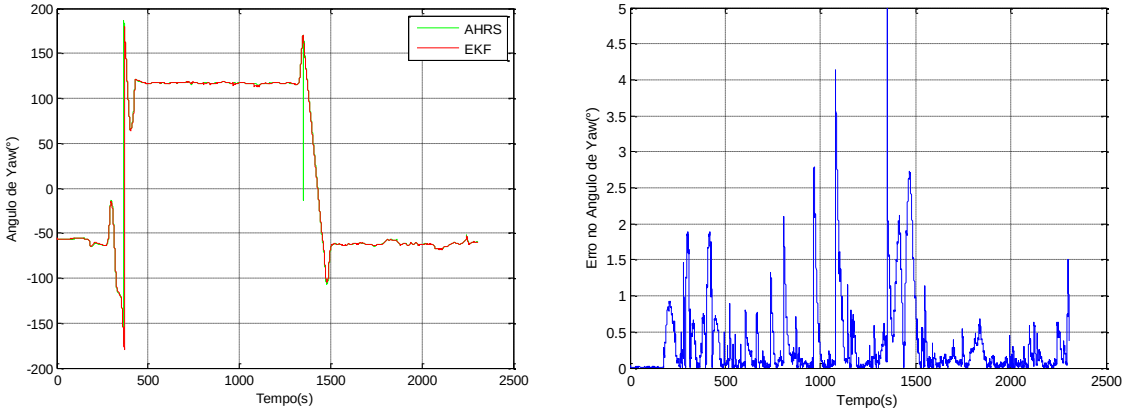


Figura 5.70 – Ângulo de yaw

Observando as figuras 5.68, 5.69 e 5.70, nota-se que as estimativas dos ângulos de atitude foram satisfatórias, apesar da presença de algumas variações bruscas locais relacionadas à influência dos picos de acelerações medidos durante passagens do automóvel por lombadas e outras imperfeições do pavimento.

Na figura 5.69, nota-se dois erros no ângulo de pitch de aproximadamente 2.3º e -2.1º, isto ocorre nos instantes onde se dá o início e o final do movimento do automóvel, respectivamente. Em seguida, o ângulo tende ao valor esperado, isto possivelmente ocorre devido à aceleração e frenagem do automóvel, o que implica em medidas de acelerações diferentes da média zero, e como os ângulos de roll e pitch têm como base de calculo as acelerações, variações nelas provocarão erros momentâneos nestes ângulos. Além disto, quando o automóvel acelera ou freia, há uma variação real do seu ângulo de pitch, isto se deve ao sistema de amortecedores, assim há um ângulo positivo ao acelerá-lo e um ângulo negativo ao freá-lo.

Nesta mesma figura, observa-se ainda a presença de algumas variações bruscas do ângulo de pitch. Conforme mencionado no item 5.3.3.3, isto se deve a presença de obstáculos na pista como lombadas e outras irregularidades, que acabam inserindo variações bruscas nas acelerações. Devido à normalização dos parâmetros de quaternions, realizada a cada ciclo do filtro, nota-se que houve uma propagação destas variações bruscas para o ângulo de yaw, como pode ser observado nas figuras 5.70 e 5.71.

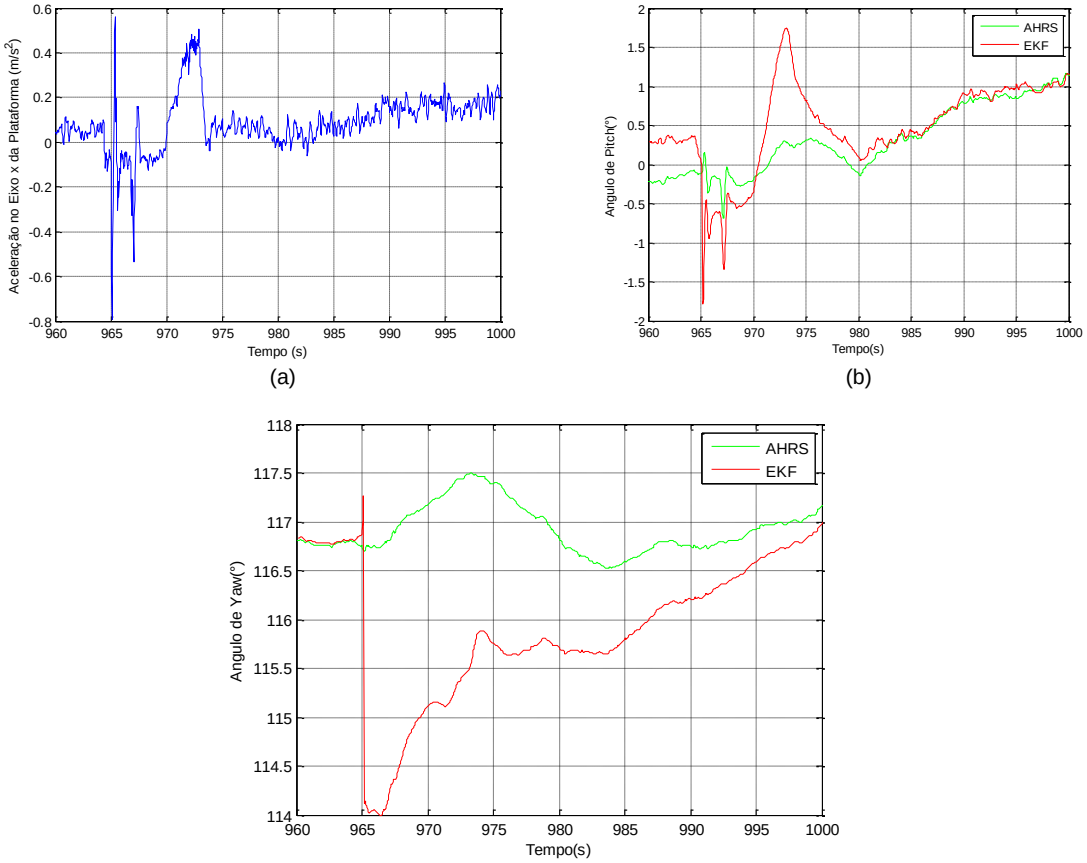


Figura 5.71 – Interferência da normalização dos parâmetros de quaternions, quando o veículo passa por um obstáculo do pavimento: aceleração no eixo x (a), ângulo de pitch (b), ângulo de yaw (c)

Considera-se, a seguir, o intervalo em que o filtro opera com o automóvel estacionado. Para esta análise, a ordenada, y (erro), é obtida calculando o módulo da diferença entre o ângulo fornecido pelo sensor AHRS e aquele estimado pelo EKF.

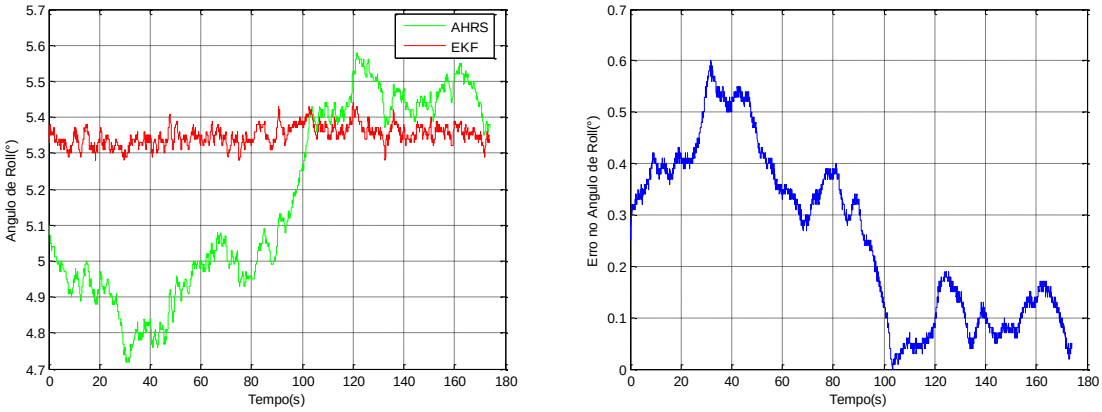


Figura 5.72 – Ângulo de roll e módulo do erro do ângulo de roll, automóvel estacionado

Tabela 5.28 – Características do ângulo de roll, automóvel estacionado

----------			Módulo do Erro (º)
	EKF (º)	AHRS (º)	$\lvert AHRS - EKF \rvert$
Média	5.349	5.165	0.2615
Desvio Padrão	0.02748	0.2616	0.164

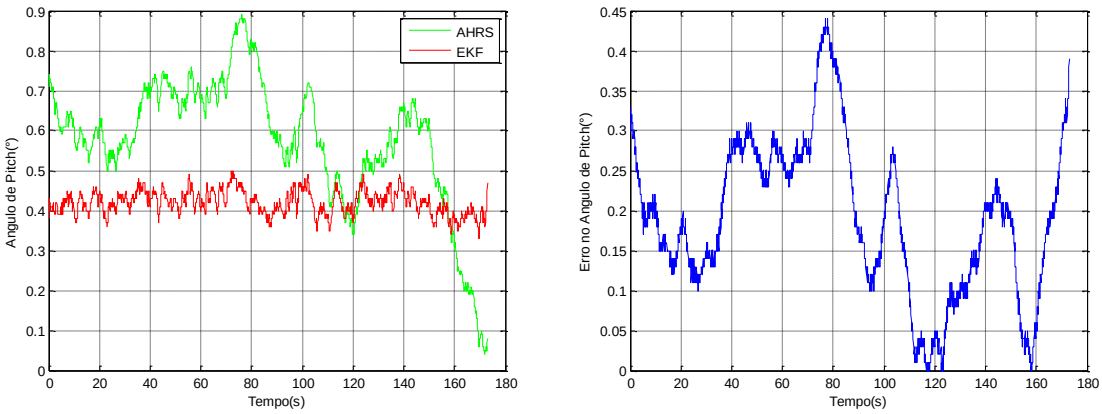


Figura 5.73 – Ângulo de pitch e módulo do erro do ângulo de pitch, automóvel estacionado

Tabela 5.29 – Características do ângulo de pitch, automóvel estacionado

----------			Módulo do Erro (º)
	EKF (º)	AHRS (º)	$\lvert AHRS - EKF \rvert$
Média	0.4202	0.5777	0.1913
Desvio Padrão	0.02986	0.1598	0.09742

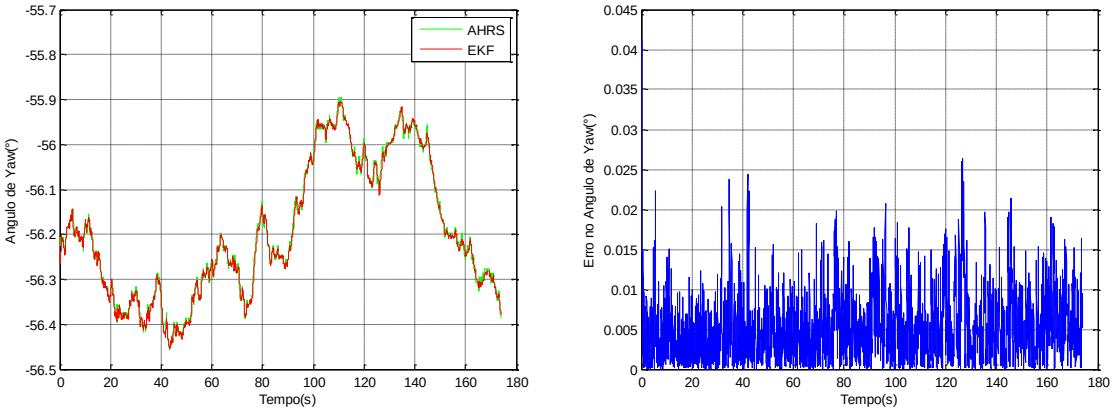


Figura 5.74 – Ângulo de yaw e módulo do erro do ângulo de yaw, automóvel estacionado

Tabela 5.30 – Características do ângulo de yaw, automóvel estacionado

----------			Módulo do Erro (º)
	EKF (º)	AHRS (º)	$\lvert AHRS - EKF \rvert$
Média	-56.2	-56.19	0.005
Desvio Padrão	0.1489	0.1482	0.004274

Nota-se, nos gráficos dos ângulos de roll e pitch das figuras 5.72 e 5.73, que o desempenho do EKF deste trabalho foi superior ao resultado produzido pela AHRS, durante o período estático. Já para o ângulo de yaw os desempenhos foram equivalentes.

Outra observação importante relativa a esta condição do veículo, refere-se ao desempenho deste EKF executado em tempo real e on-line em um ARM9, com freqüência de 25 HZ para os ciclos de atualização e propagação. Estes resultados obtidos foram similares aos dos testes estáticos realizados

com o EKF executado off-line no Matlab/Simulink, com o ciclo de propagação a 100Hz e ciclo de atualização a 1Hz, conforme mostra a tabela 5.4.

Considera-se, a seguir, os resultados do EKF de atitude com o automóvel em movimento.

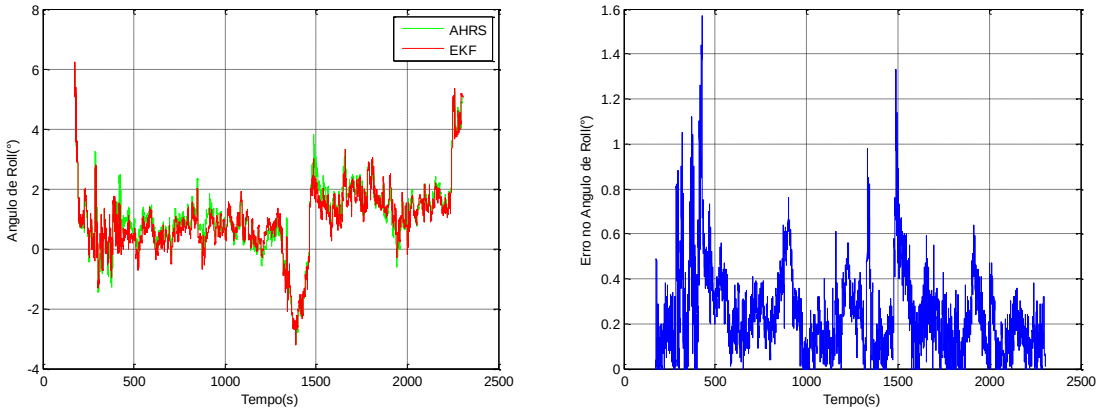


Figura 5.75 – Ângulo de roll e módulo do erro do ângulo de roll, automóvel em movimento

Tabela 5.31 – Características do ângulo de roll, automóvel em movimento

----------			Módulo do Erro (º)
	EKF (º)	AHRS (º)	$\lvert AHRS - EKF \rvert$
Média	0.9295	1.018	0.2424
Desvio Padrão	1.15	1.189	0.1844

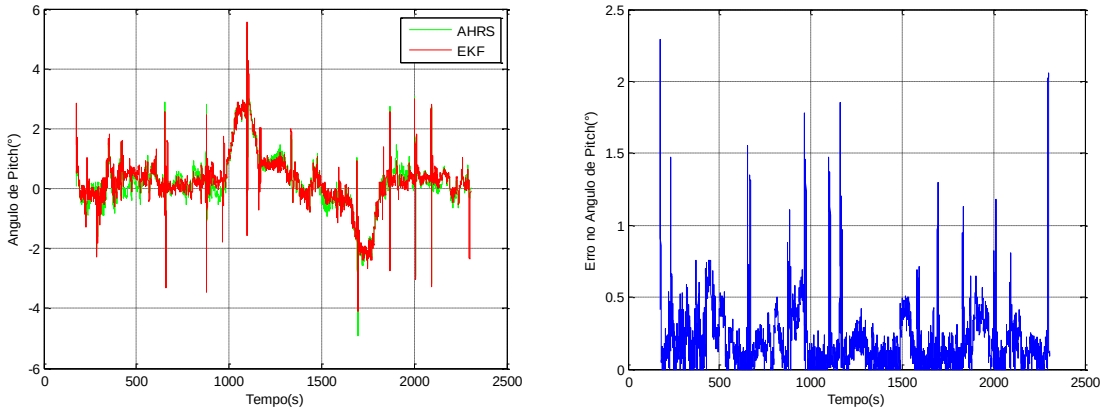


Figura 5.76 – Ângulo de pitch e módulo do erro do ângulo de pitch, automóvel em movimento

Tabela 5.32 – Características do ângulo de pitch, automóvel em movimento

----------			Módulo do Erro (º)
	EKF (º)	AHRS (º)	$\lvert AHRS - EKF \rvert$
Média	0.2459	0.1993	0.2023
Desvio Padrão	0.9038	0.9147	0.2107

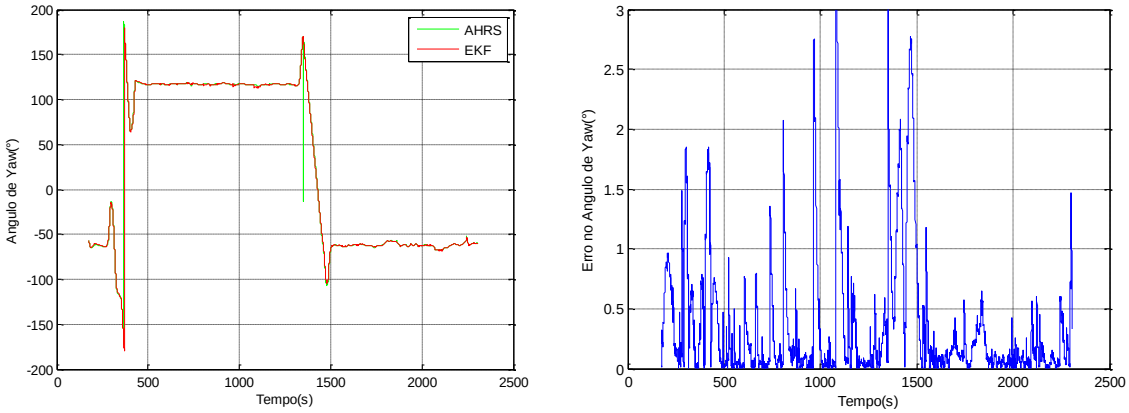


Figura 5.77 – Ângulo de yaw e módulo do erro do ângulo de yaw, automóvel em movimento

Tabela 5.33 – Ângulo de yaw, média e desvio padrão do erro, automóvel em movimento

----------	Módulo do Erro (º)
	$\lvert AHRS - EKF \rvert$
Média	0.3639
Desvio Padrão	0.5585

As figuras 5.75 e 5.76, referem-se aos ângulos de roll e pitch. Com base nestas figuras e nas tabelas 5.31 e 5.32, pode-se dizer que para estes ângulos o filtro de Kalman estendido deste trabalho obteve um desempenho similar ao produzido pela AHRS.

Para o ângulo de yaw, conforme mostra a figura 5.77, conclui-se que o EKF obteve resultados similares àqueles da AHRS, apesar da interferência imposta pelo pavimento, inseridas no ângulo de yaw durante a normalização dos parâmetros de quaternions.

Serão analisados, a seguir, os gráficos dos resíduos normalizados referentes às estimativas dos ângulos de atitude, com a finalidade de verificar a convergência do EKF. Como os ângulos de roll e pitch são calculados a partir das acelerações observadas da AHRS, o resíduo normalizado foi calculado a partir do desvio padrão do acelerômetro e da média dos resíduos, para as três acelerações.

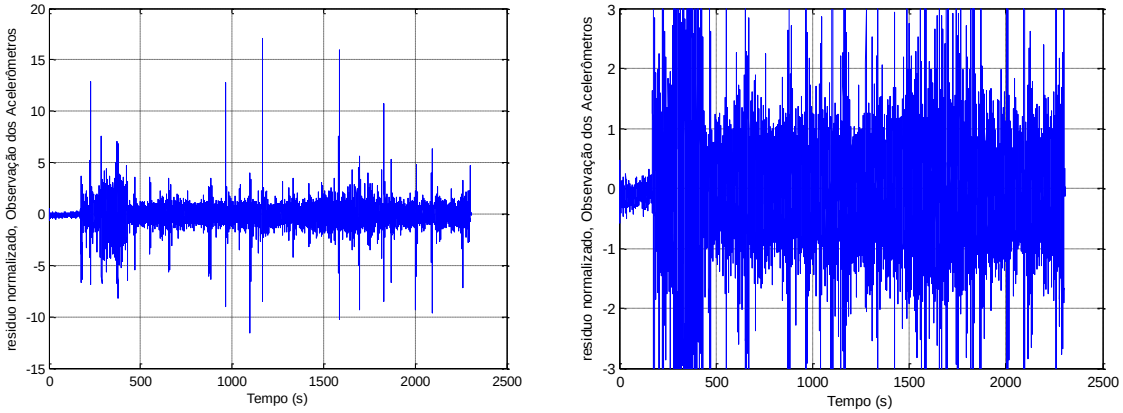


Figura 5.78 - Resíduos normalizados para o ensaio com automóvel: observação das acelerações, para estimar roll e pitch e zoom de escala;

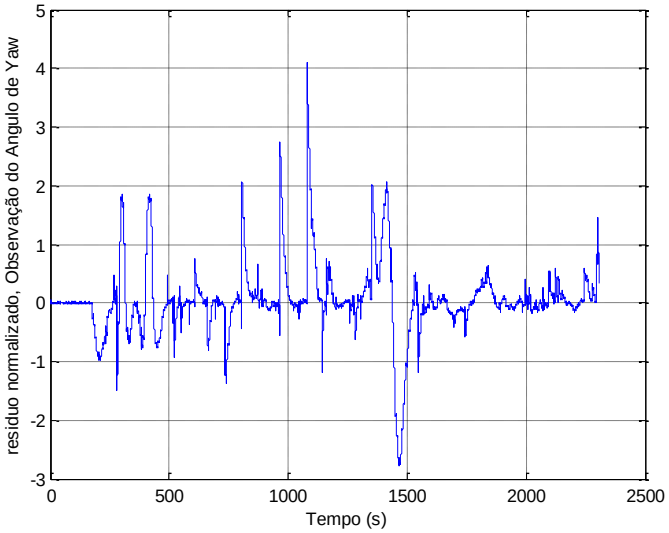


Figura 5.79 - Resíduo normalizado para o ensaio com automóvel: observação do ângulo de yaw

Tabela 5.34– Análise do resíduo normalizado para o ensaio com o automóvel, verificação da convergência do EKF de atitude

Resíduo Normalizado, Observação:	$\mathrm{E}(r_v)$	$\left(\mathrm{E}(r_v^2)-\mathrm{E}(r_v)^2\right)^{1/2}$
Acelerômetros	0.044	0.8783
Ângulo de Yaw	0.04662	0.6394

Considerando as figuras 5.78 e 5.79 e tabela 5.34, que representam os resíduos normalizados para os sensores observados, pode-se afirmar que o EKF que estima a atitude do veículo também convergiu, pois, para todas as observações, as médias dos resíduos normalizados tenderam a zero e os parâmetros $\left(\mathrm{E}\left[r_v^2\right]-\mathrm{E}^2\left[r_v\right]\right)^{1/2}$ estão dentro da faixa esperada para o critério utilizado, que é de <3.

5.4 ENSAIO ESTÁTICO COM OS SENSORES DVL, USBL E AHRS

Este ensaio foi realizado utilizando os sensores que serão empregados no AUV Pirajuba com a finalidade de verificar a funcionalidade do sistema desenvolvido. Para isto, os sensores DVL e USBL foram fixados em uma posição permanecendo estáticos nela, em seguida, alinhou-se o ângulo de atitude do DVL com o da AHRS, fixando a AHRS nesta posição. Maiores detalhes sobre este procedimento experimental são apresentados no Apêndice G.2.

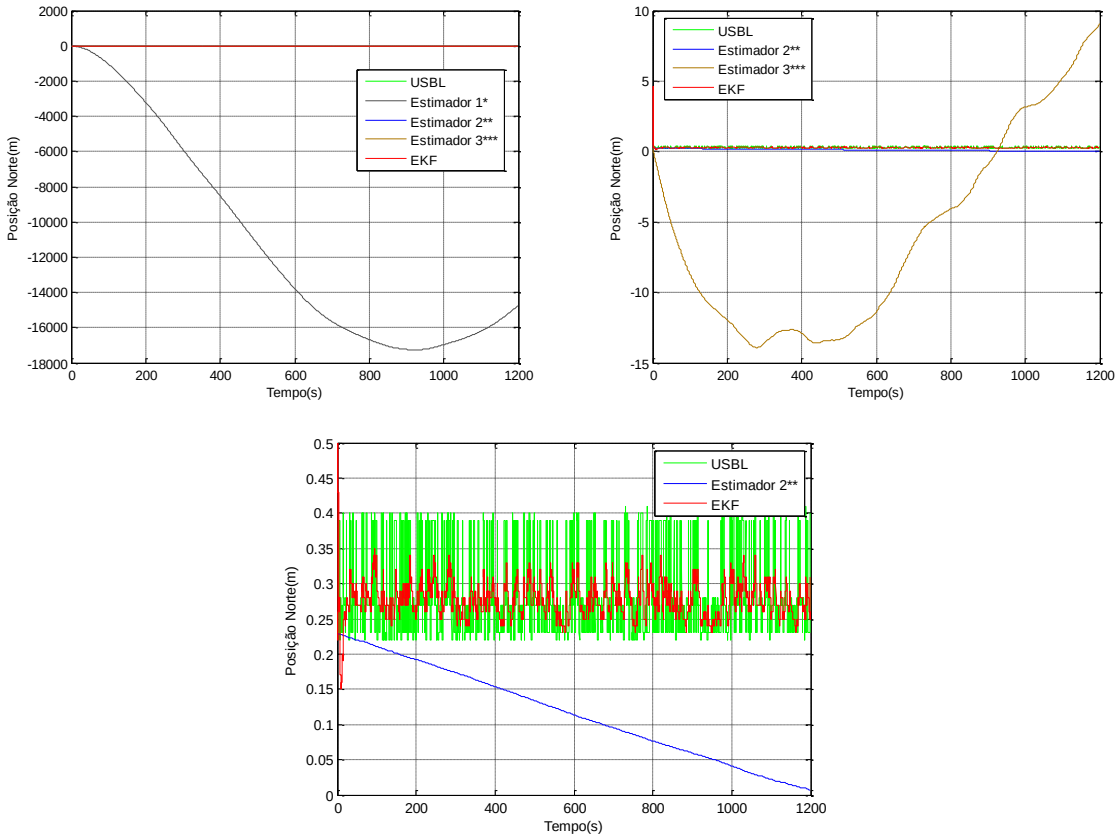
As frequências de atualizações do EKF foram as mesmas utilizadas nos ensaios anteriores, com exceção do ciclo de atualização de posição, cuja frequência de execução foi alterada para 0.833Hz (período de 1.2 segundos), já que esta é a maior freqüência de aquisição possível para o USBL adquirido. Portanto, não foi possível a adoção da frequência de 1Hz prevista anteriormente.

Para este ensaio, serão apresentados gráficos contendo as variáveis dos estados dos EKFs, de atitude e de posição e velocidade, ao longo do tempo. Para fins de comparação, serão apresentados também, nos mesmos gráficos, os resultados obtidos utilizando os métodos de estimação apresentados nos itens anteriores. Por fim, serão analisados os resíduos normalizados para verificar a convergência dos EKFs, sendo que, inicialmente, serão apresentados os resultados do EKF de posição e velocidade e, posteriormente, serão mostrados os resultados do EKF de atitude.

5.4.1 ANÁLISE DE DESEMPENHO DO EKF DE POSIÇÃO E VELOCIDADE E DOS ESTIMADORES.

Esta análise será realizada para as variáveis de posição e de velocidade, considerando os três eixos do sistema NED. Inicialmente, serão avaliadas as posições norte, leste e profundidade; posteriormente suas respectivas velocidades (derivadas); e, finalmente, será realizada uma análise de convergência do EKF de posição e velocidade.

Os resultados obtidos para os posicionamentos na direção norte e leste e profundidade podem ser observados nas figuras 5.80, 5.81 e 5.82.

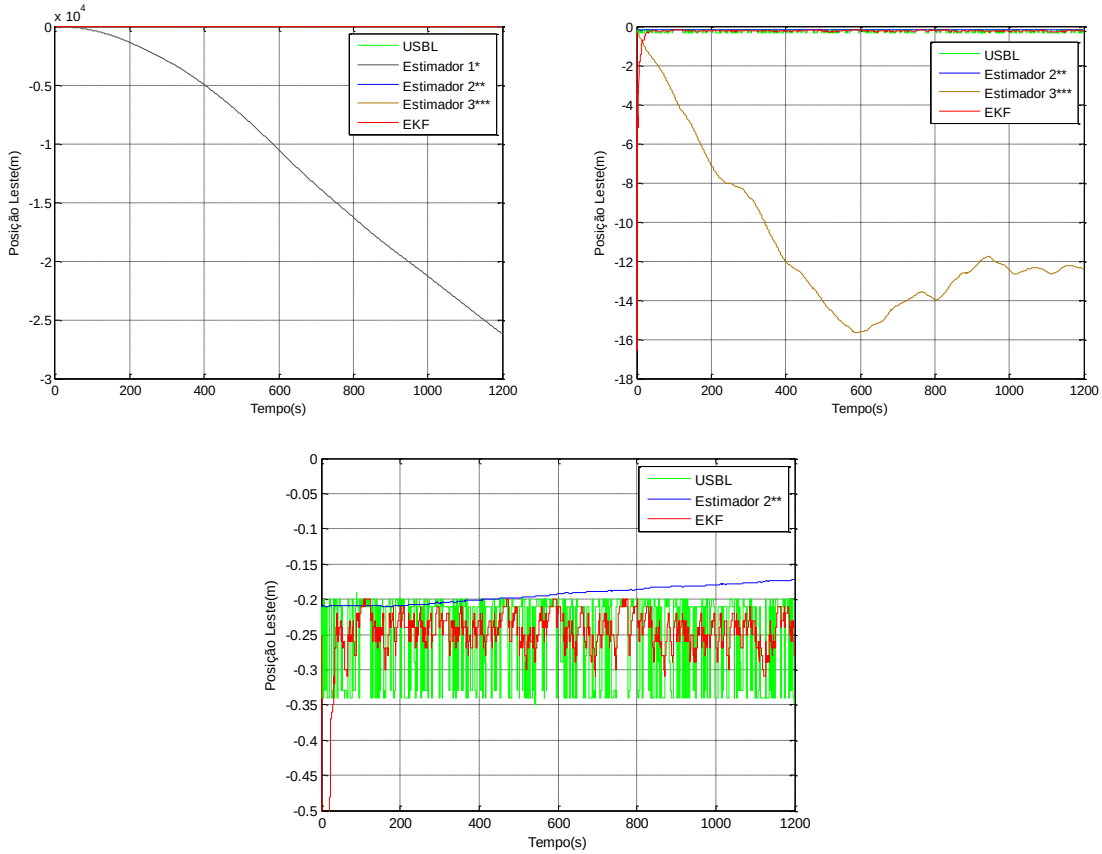


*Estimador 1 – integração dupla da aceleração; **Estimador 2 – integração do sinal de velocidade/DVL; ***Estimador 3 – integração dupla da aceleração como sinal de referência de velocidade.

Figura 5.80 – Teste estático, direção norte

Tabela 5.35 – Teste estático, características do desempenho da posição na direção norte

---------	EKF (m)	Int. dupla da acel. com ref. de vel. (m)	Integral da vel. do DVL (m)	USBL (m)
Média	0.2781	-5.99	0.1161	0.2833
Desvio padrão	0.02317	6.96	0.06532	0.06087

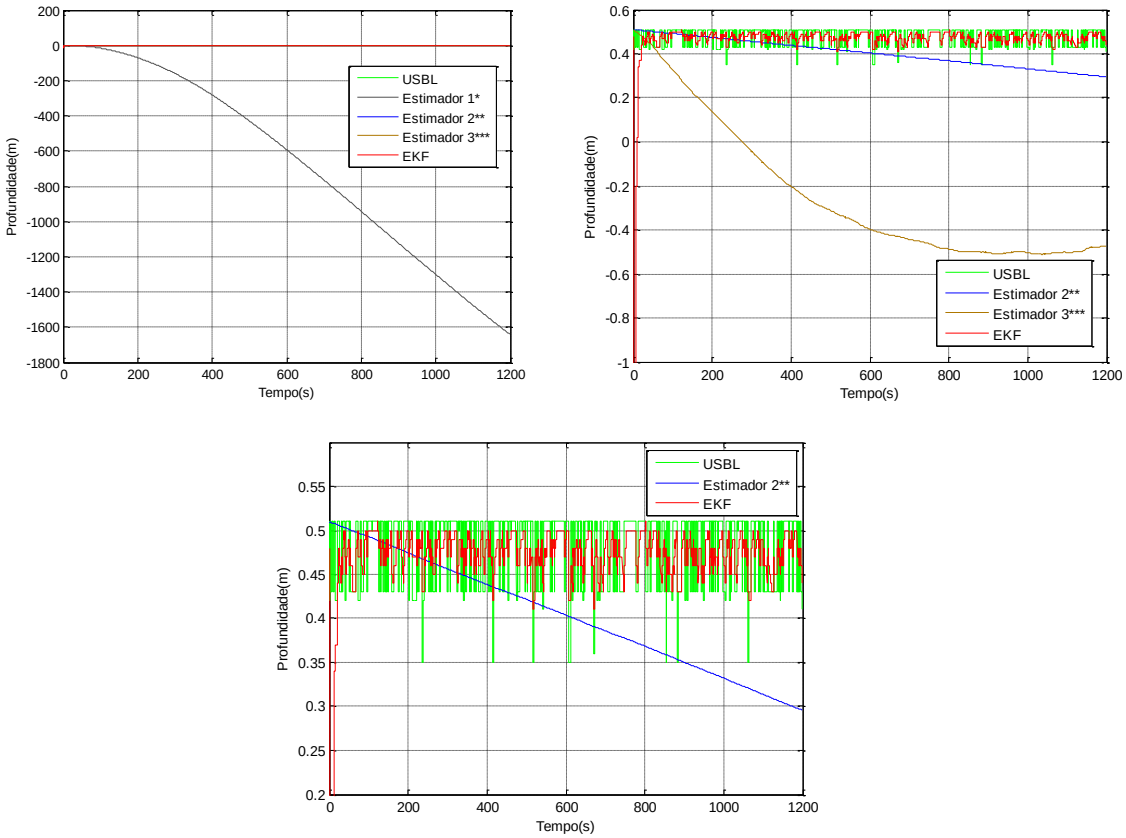


*Estimador 1 – integração dupla da aceleração; **Estimador 2 – integração do sinal de velocidade/DVL; ***Estimador 3 – integração dupla da aceleração como sinal de referência de velocidade.

Figura 5.81 – Teste estático, direção leste

Tabela 5.36 – Teste estático, características do desempenho da posição na direção leste

---------	EKF (m)	Int. dupla da acel. com ref. de vel. (m)	Integral da vel. do DVL (m)	USBL (m)
Média	-0.2443	-11.03	-0.1717	-0.2514
Desvio padrão	0.02494	3.925	0.01209	0.06185



*Estimador 1 – integração dupla da aceleração; **Estimador 2 – integração do sinal de velocidade/DVL; ***Estimador 3 – integração dupla da aceleração como sinal de referência de velocidade.

Figura 5.82 – Teste estático, profundidade

Tabela 5.37 – Teste estático, características do desempenho da profundidade

---------	EKF (m)	Int. dupla da acel. com ref. de vel.(m)	Integral da vel. do DVL (m)	USBL (m)
Média	0.4755	-0.2427	0.4036	0.4801
Desvio padrão	0.02023	0.3085	0.06173	0.04141

Nota-se, nas figuras 5.80 a 5.82, que não é viável determinar a posição do veículo empregando-se o estimador que utiliza somente a dupla integração da aceleração, como já era esperado de acordo com os resultados obtidos nos itens anteriores.

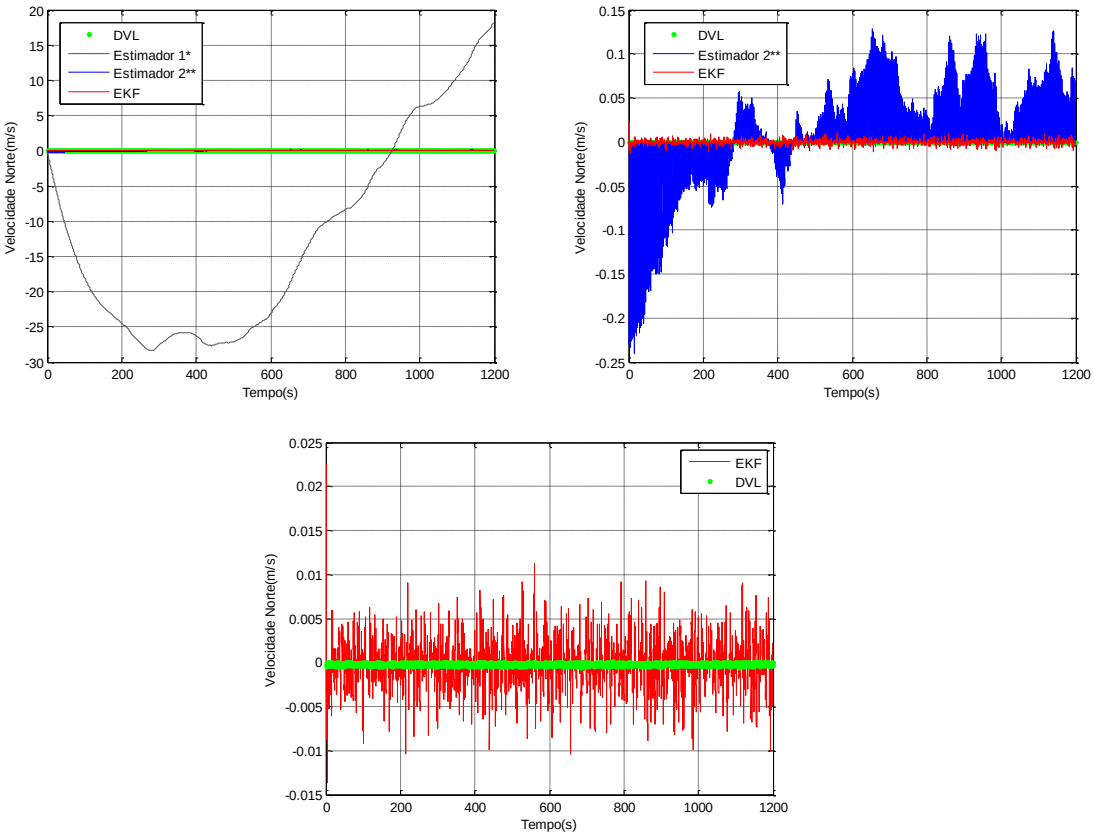
O estimador de integral dupla da aceleração, que utiliza o sinal de velocidade do DVL como referência, produziu uma redução significativa dos erros de posição, ao se comparar com o estimador sem este sinal de referência de velocidade. Mesmo assim, o mesmo ainda não proporcionou uma estimativa satisfatória.

Com relação à integração do sinal de velocidade do DVL, foram obtidos resultados satisfatórios com pequenas derivas e com tendência de crescimento ao longo do tempo. Sendo assim, pode-se prever a produção de uma boa precisão para a sua utilização em curtos intervalos de tempo (menores que 15 minutos).

Considerando o resultado do EKF, pode-se afirmar que este obteve um bom resultado, reduzindo os ruídos de posicionamento do USBL em 62% para a direção norte, 60% para a direção leste e 51% na profundidade.

Outra observação que se extrai dos gráficos das figuras 5.80 a 5.82 é que a matriz inicial de covariância do filtro estava mal estimada para esta condição de funcionamento, pois, depois do primeiro ciclo de atualização da posição, o resíduo aumentou, conforme ilustra a figura 5.87. Mesmo assim, pode-se constatar que o EKF convergiu. Isso se deve ao fato da utilização da mesma matriz de covariância inicial, utilizada para o ensaio com o veículo automotivo, onde o desvio padrão de posicionamento apresentado pelo GPS, é significativamente maior que o apresentado pelo USBL.

As figuras 5.83 a 5.85 apresentam as estimativas de velocidade para as três direções do sistema NED. Como o DVL fornece as velocidades no sistema de coordenadas da plataforma, houve a necessidade de mudá-las para o sistema de coordenadas NED.

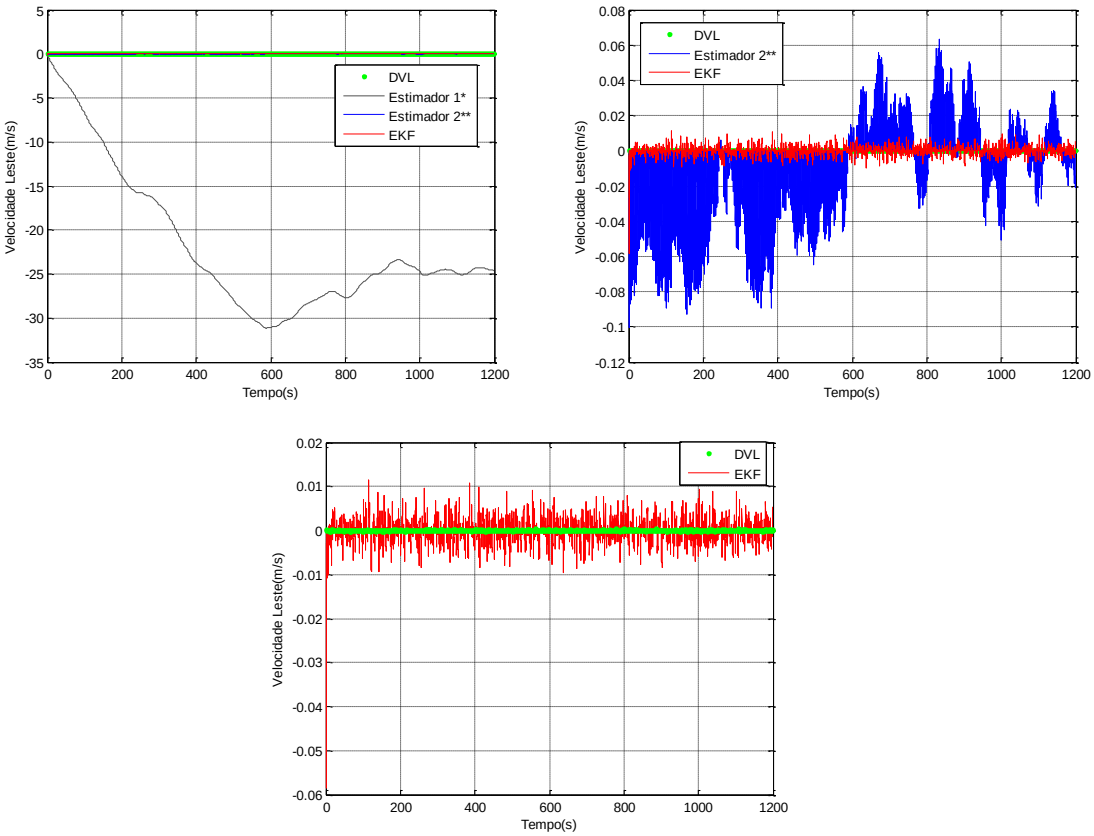


*Estimador 1 – integração da aceleração; **Estimador 2 – integração da aceleração como sinal de referência de velocidade.

Figura 5.83 – Teste estático, velocidade na direção norte

Tabela 5.38 – Teste estático, características do desempenho da velocidade na direção norte

---------	EKF (m/s)	Int. da acel. com ref. de velocidade (m/s)	Velocidade do DVL (m/s)
Média	-0.0001624	0.007052	-0.0001856
Desvio padrão	0.001967	0.04452	0.0001257

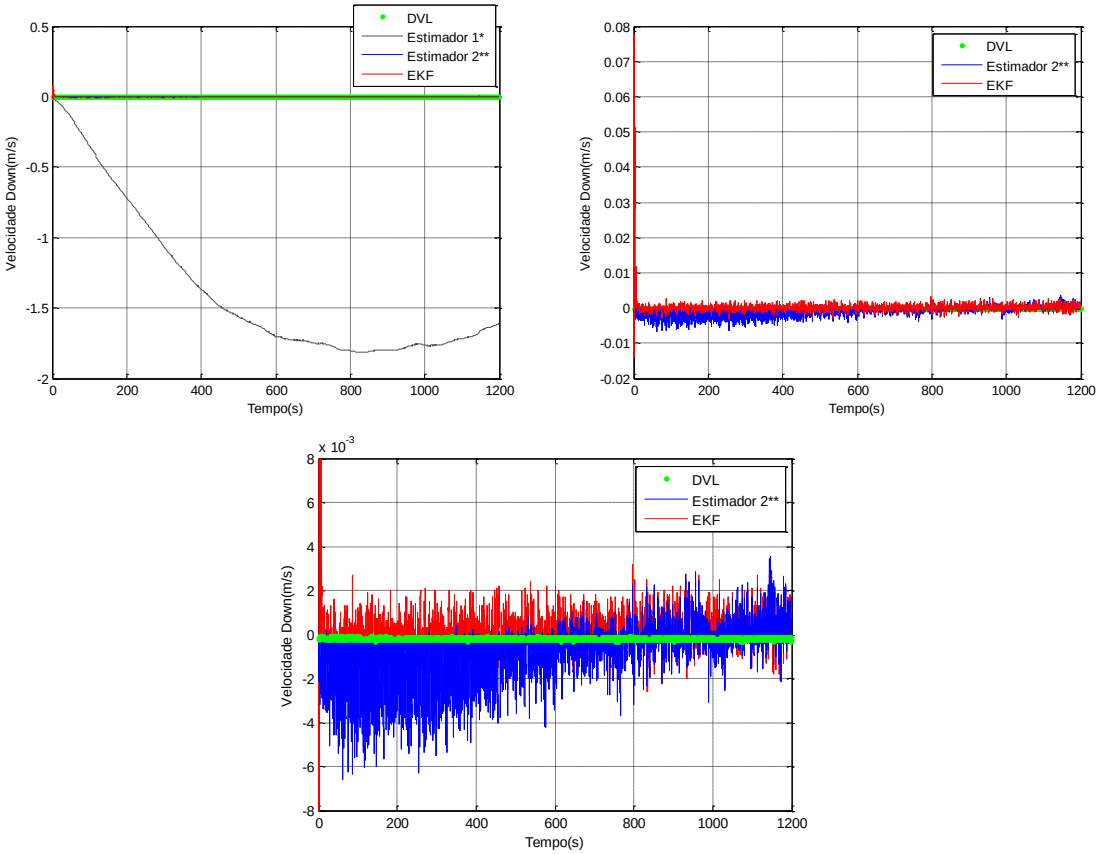


*Estimador 1 – integração da aceleração; **Estimador 2 – integração da aceleração como sinal de referência de velocidade.

Figura 5.84 – Teste estático, velocidade na direção leste

Tabela 5.39 – Teste estático, características do desempenho da velocidade na direção leste

---------	EKF (m/s)	Int. da acel. com ref. de velocidade (m/s)	Velocidade do DVL (m/s)
Média	4.132e-5	-0.009754	3.189e-5
Desvio padrão	0.001991	0.02275	0.0001147



*Estimador 1 – integração da aceleração; **Estimador 2 – integração da aceleração como sinal de referência de velocidade.

Figura 5.85 – Teste estático, velocidade na direção vertical

Tabela 5.40 – Teste estático, características do desempenho de posição na direção vertical

---------	EKF (m/s)	Int. da acel. com ref. de velocidade (m/s)	Velocidade do DVL (m/s)
Média	2.72e-5	-0.0008182	-0.0001783
Desvio padrão	0.0006283	0.001183	5.18e-5

A partir dos gráficos apresentados, pode-se afirmar que as velocidades aquisitadas do DVL, possuem desvios padrões e erros de medições muito pequenos, quando o sensor está fixado estaticamente em uma posição, sendo estes próximos a 0.1 mm/s.

Nota-se também que a integração do vetor aceleração no sistema NED para a obtenção da velocidade não é viável, pois o erro fornecido por está

integração ao longo do tempo foi grande se comparado com as outras estimativas. Ao se integrar o vetor aceleração e utilizar como sinal de referência a velocidade do DVL, percebe-se um melhora significativa na estimativa da velocidade. No entanto, as integrações dos ruídos das medidas das acelerações provocam estimativas com desvios padrões grandes, quando comparados àqueles relativos às medições do DVL. As velocidades médias também apresentam magnitudes bem maiores.

As estimativas de velocidades fornecidas pelo EKF forneceram desvios padrões maiores que as velocidades do DVL, mas com valores médios próximos. O aumento do desvio padrão desta estimativa se deve ao fato de que a integração dos ruídos e erros de medições dos acelerômetros entre os intervalos de medições do DVL provoca um aumento do erro desta estimativa, que é corrigida no próximo ciclo de atualização, conforme pode ser observado na figura 5.86. Ressalta-se, neste caso, que, o intervalo entre medições consecutivas do DVL é de 1 segundo. Neste intervalo, há a execução somente do ciclo de propagação do EKF.

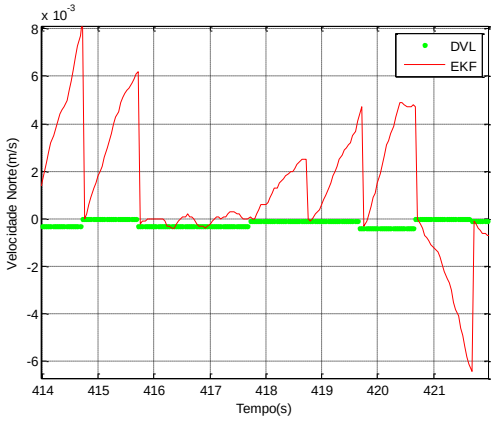


Figura 5.86– Teste estático, zoom na estimativa de velocidade na direção norte

A convergência do EKF para as estimativas de posição e velocidade é avaliada de acordo com o critério do item 3.3.10. Para isto, serão apresentados os gráficos dos resíduos normalizados da posição e da velocidade. Os mesmos foram calculados a partir da média das três direções do sistema NED.

Primeiramente, será apresentado o resíduo normalizado da posição e em seguida o da velocidade.

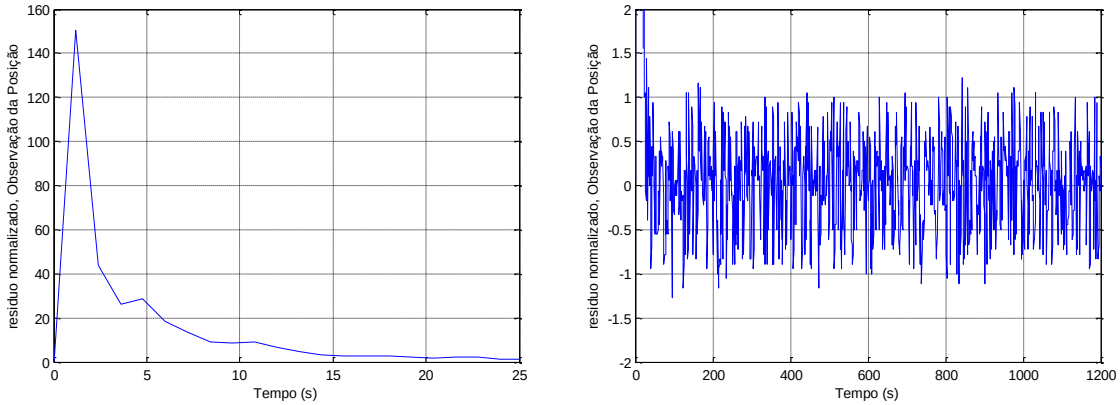


Figura 5.87 – Teste estático, resíduo normalizado: observação da posição

A partir da figura 5.87, pode-se afirmar que houve a convergência do EKF para a estimativa da posição, pois a média do resíduo normalizado tendeu a zero, $\mathrm{E}(r_v) = 0.01737$, e $\left(\mathrm{E}\left[r_v^2\right] - \mathrm{E}^2\left[r_v\right]\right)^{1/2} = 0.5083$ estando dentro da faixa esperada, < 3. Nota-se também que, inicialmente, o resíduo aumentou. Explica-se este fenômeno pela má estimativa inicial dos parâmetros da matriz de covariância do EKF. No entanto, após esta primeira atualização, o filtro convergiu rapidamente.

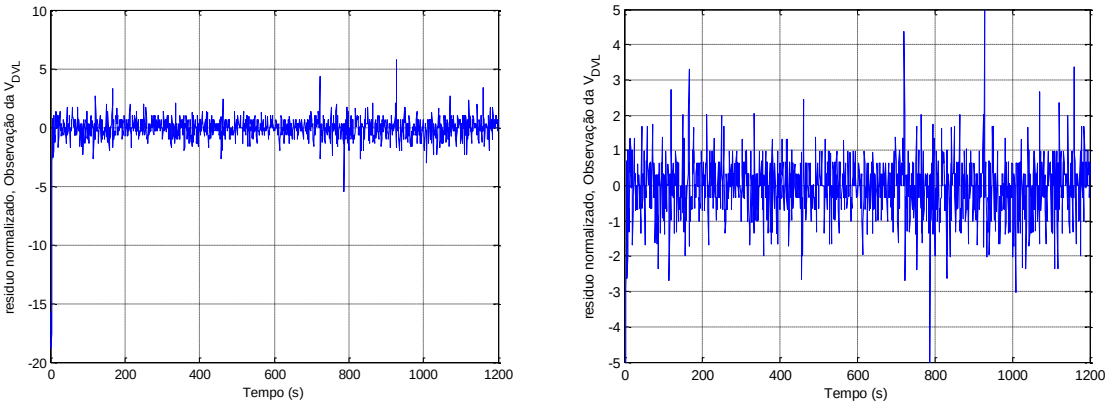


Figura 5.88 – Teste estático, resíduo normalizado: observação da velocidade

O resíduo normalizado da velocidade é apresentado na figura 5.88. Pode-se afirmar que a média do resíduo normalizado para todo o percurso, $\mathrm{E}(r_v)$, é igual a -0.04774 e $\left(\mathrm{E}(r_v^2)-\mathrm{E}(r_v)^2\right)^{1/2}=0.8475$, dentro do intervalo <3. Conclui-se, portanto, que o EKF de posição e velocidade convergiu.

O ensaio dinâmico com o AUV Pirajuba não foi possível de ser executado, pois o veículo ainda está sendo preparado. Tendo a necessidade de acoplar o sensor USBL e ainda adquirir um link acústico para enviar ao veículo os dados de posição calculados pelo USBL em um computador que se encontra na superfície, esta foi outra limitação ao sistema imposta por este sensor, uma referência de utilização do link acústico para esta finalidade é Lee et al (2005).

5.4.2 ANÁLISE DE DESEMPENHO DO FILTRO DE ATITUDE

Para a avaliação do filtro de atitude, serão apresentados os gráficos dos ângulos de roll, pitch e yaw ao longo do tempo, comparando-se os resultados produzidos pelo filtro com aqueles oriundos da AHRS. Em seguida, será feita uma análise de convergência do EKF de atitude.

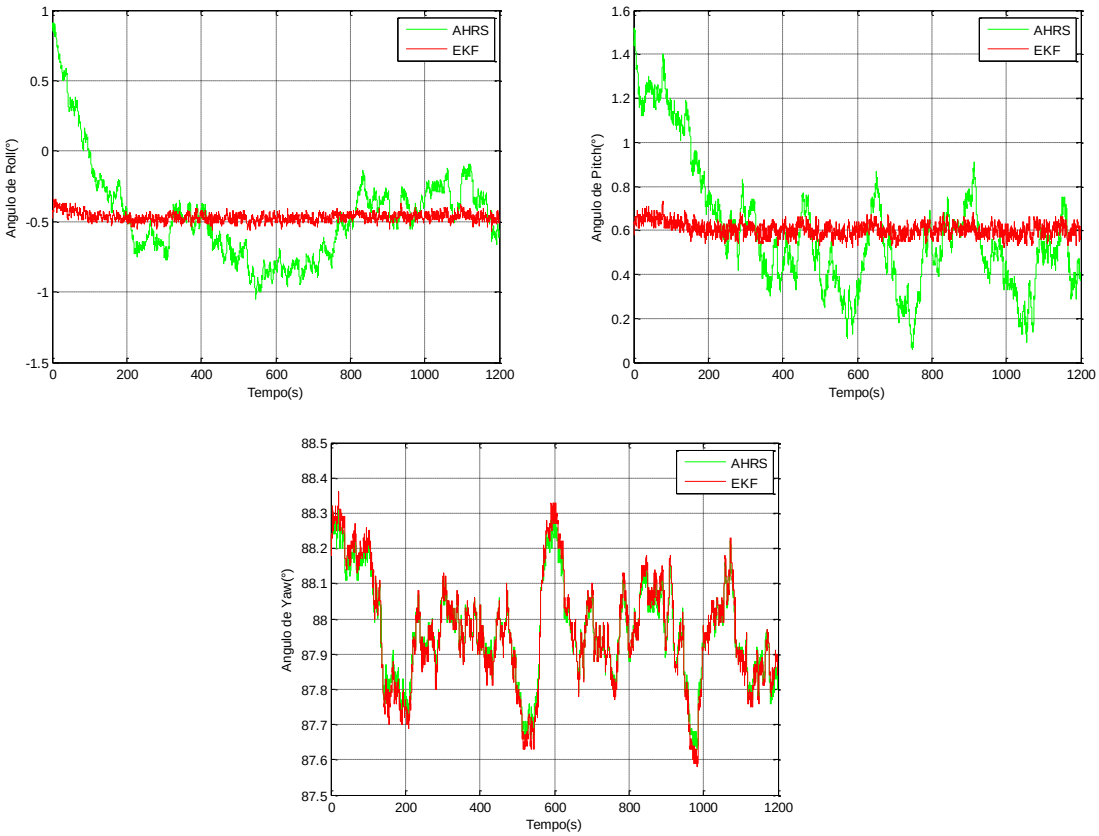


Figura 5.89 – Teste estático, ângulos de roll, pitch e yaw

Tabela 5.41 – Teste estático, características do desempenho dos ângulos de atitude

Ângulo	Roll		Pitch		Yaw	
	EKF	AHRS	EKF	AHRS	EKF	AHRS
----------	(º)	(º)	(º)	(º)	(º)	(º)
Média	-0.4731	-0.5403	0.5996	0.5052	87.97	87.97
Desvio Padrão	0.02638	0.2126	0.0269	0.187	0.158	0.1398

Observando a figura 5.89 e a tabela 5.41, nota-se que as estimativas dos ângulos de roll e pitch foram boas, com desvios padrões bem menores que o do filtro do fabricante da AHRS, cerca de sete a oito vezes menores, e com valores médios próximos. Já para o ângulo de yaw o desempenho foi similar ao da AHRS, como era previsto com base nos ensaios anteriores.

O gráfico 5.90 e a tabela 5.42 referem-se aos resíduos normalizados das estimativas dos ângulos de atitude. Como os ângulos de roll e pitch são calculados a partir das acelerações observadas da AHRS, o resíduo normalizado foi calculado a partir do desvio padrão destas acelerações e da média dos resíduos, considerando as observações dos três eixos dos acelerômetros.

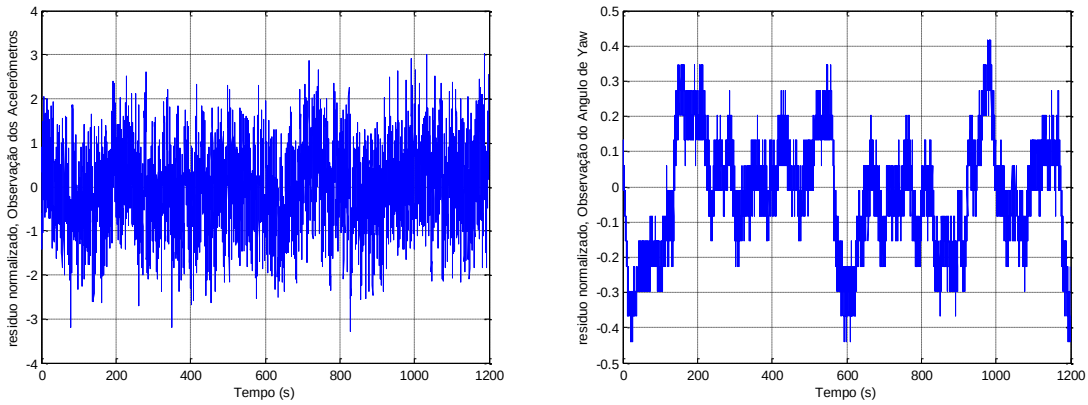


Figura 5.90 – Teste estático, resíduos normalizados: observações das acelerações, para estimar os ângulos de roll e pitch; e observação do ângulo de yaw

Tabela 5.42 – Teste estático, análise do resíduo normalizado, verificação da convergência do EKF da atitude

Resíduo Normalizado, Observação:	$\mathrm{E}(r_v)$	$\left(\mathrm{E}(r_v^2)-\mathrm{E}(r_v)^2\right)^{1/2}$
Acelerômetros	-0.01057	0.8125
Ângulo de Yaw	-0.01839	0.1597

Analisando-se a figura 5.90 e a tabela 5.42, pode-se afirmar que o EKF que estima os ângulos de atitude também convergiu, pois para todas as observações as médias dos resíduos normalizados tenderam a zero e os parâmetros $\left(E\left[r_v^2\right]-E^2\left[r_v\right]\right)^{1/2}$ estão dentro da faixa esperada para o critério utilizado, que é de <3.

5.5 CONCLUSÕES PRELIMINARES

Ao realizar a simulação e o teste de bancada apresentados acima, pode-se considerar que o EKF modelado converge para uma boa estimação da posição e atitude, sendo que a estimação da velocidade está em um nível de erro aceitável.

Para o caso da simulação, o erro de posicionamento para as direções norte e leste ficaram em torno de 0.3m, o erro de profundidade igual a 0.0967m e o erro da velocidade foi de aproximadamente 0.09m/s. Por fim, o erro do ângulo de roll e pitch foi aproximadamente de 0,5° e o erro do ângulo do ângulo de yaw foi aproximadamente de 1°.

Com os resultados obtidos a partir do ensaio em bancada, pode-se afirmar que o filtro de atitude foi robusto a variações relativamente bruscas, sendo que o “erro” (diferença entre sensor real e estimado) foi de 0.199° para ângulo de roll, 0.3748° para o ângulo de pitch e 0.0734° para ângulo de yaw.

Já com relação aos testes de campo que utilizam um veículo automotivo, pode-se concluir que os filtros obtiveram bons desempenhos para ambos os casos apresentados nos itens 5.31 e 5.32, sendo que neste ultimo item foi possível verificar a convergência do filtro. Nota-se que ao substituir o sinal de velocidade do GPS por um sensor de velocidade a base de encoder houve um melhora significativa do desempenho do filtro.

Observa-se também nestes ensaios que as estimativas de atitude foram razoáveis ao compará-los com os resultados fornecidos pelo filtro da AHRS. Verifica-se ainda que as acelerações do veículo influenciam as estimativas de atitude, mesmo para a estimativa do ângulo de yaw que não depende diretamente das acelerações, esta interferência possivelmente ocorre devido à normalização dos parâmetros de quaternions.

Notou-se também que quando se dá o início e o final do movimento do automóvel, ocorreu um erro na estimativa do ângulo de pitch. Este fenômeno provavelmente ocorreu devido à aceleração e frenagem do automóvel, pois como as estimativas dos ângulos de roll e pitch dependem das acelerações

medidas, variações nestes parâmetros que não advêm de alguma variação de atitude do veículo provocarão erros momentâneos nestes ângulos.

Concluiu-se ainda que a utilização somente de um sensor inercial não é suficiente para estimar a trajetória do veículo, necessitando-se assim de outros sensores auxiliares que devem ser utilizados como sinais de referência.

Com o ultimo ensaio, foi possível verificar o comportamento do EKF de posição e velocidade utilizando os principais sensores empregados no AUV Pirajuba e executando o filtro dentro da arquitetura de controle do AUV Pirajuba.

6 CONCLUSÕES E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Para o desenvolvimento de um sistema de navegação com base em sensores inerciais, há a necessidade de se realizar uma série de correções e transformações de coordenadas antes que seja estimada a posição do veículo. Deste modo, a modelagem adequada do problema no espaço de estados pode levar o EKF ao desempenho desejado, como pôde ser observado nas simulações realizadas durante o seu desenvolvimento no Matlab.

Observando os resultados simulados do EKF proposto, pode-se concluir que o mesmo estima os estados desejados, calculando automaticamente a alteração do seu ganho durante o ciclo de atualização com a finalidade de obter um resultado otimizado em relação às variâncias de seus erros.

A utilização do EKF, no entanto, requer cautela, pois, deve-se levar em consideração os parâmetros da matriz de covariância do estado inicial. Caso esta matriz esteja mal condicionada, ou ainda com parâmetros mal dimensionados e com grandezas de tamanho muito acima ou muito abaixo que os valores reais, a convergência do EKF será prejudicada. Além disto, há a necessidade de se estudar a frequência de aquisição dos sensores, pois caso esta seja muito baixa, a correção realizada durante o ciclo de atualização pode não ser suficiente para manter a convergência do EKF.

Com relação à frequência de propagação do EKF e de aquisição da IMU/AHRS, estas devem ser suficientemente altas para que não afetem a reconstrução e integração do sinal, que este caso, é do tipo retangular.

Outro fator de extrema importância para o filtro é o desenvolvimento da matriz de covariância do ruído de processo (Q). Esta é de difícil caracterização e demanda um significativo esforço experimental e de modelagem. Considerando isto neste trabalho, utilizou-se a técnica extraída de Brown e Hwang (1997) com pequenas alterações, sendo estas não constatadas em nenhum outro artigo científico atual. Esta técnica, apresentada por Brown e

Hwang (1997), é baseada na densidade espectral de potência do ruído associado ao vetor de controle u. Nesta dissertação, no entanto, tomou-se como base a densidade espectral do sistema como um todo, levando-se em consideração o vetor de controle u e o vetor de estados x. Com esta abordagem, obteve-se uma estimativa inicial passível ainda de ajustes por tentativa e erro.

Considerando estes fatores que influenciam o desempenho do EKF e tentando fazer uma boa sintonização do filtro, foi possível obter resultados satisfatórios durante a simulação para a estimação da posição, da velocidade e da atitude de um AUV. O erro de posição para as direções norte e leste ficaram em torno de 0.3m, o erro de profundidade igual a 0.0967m, e o erro da velocidade foi de aproximadamente 0.09m/s. Por fim, o erro do ângulo de roll e pitch foi de aproximadamente 0.5° e o erro do ângulo de yaw foi de aproximadamente 1°.

Com objetivo de tentar melhorar a estimação da velocidade, pode-se propor a fixação da IMU próximo ao DVL, para reduzir o nível de ruído gerado pela translação dos eixos de coordenadas.

Com o ensaio de bancada, utilizando sensores reais, AHRS (sensores inerciais e bússola), foi possível demonstrar o bom funcionamento da estimação da atitude. Além disto, percebe-se que esta foi robusta a variações relativamente bruscas causadas pela movimentação manual do sensor, sendo que o “erro” (média do módulo da diferença entre sensor real e estimado) foi de 0.199° para ângulo de roll, 0.3748° para o ângulo de pitch e 0.0734° para ângulo de yaw.

Com base em testes de campo on-line, que utilizam um veículo automotivo, conclui-se que os filtros projetados para se estimar a atitude e a posição do veículo obtiveram bons desempenhos para ambos os casos apresentados nos itens 5.3.1 e 5.3.2, sendo que, neste último item, verificou-se a convergência dos EKFs. Notou-se ainda que, ao se substituir o sinal de velocidade do GPS por um velocímetro, que tem como princípio de funcionamento um encoder, houve um melhora significativa do desempenho do

filtro, principalmente para a estimação da altitude, pois, nesta direção o posicionamento e a velocidade fornecida pelo GPS são de menores precisões se comparadas com as direções norte e leste.

Verificou-se também que as acelerações do veículo influenciaram as estimativas de atitude, mesmo para o caso da estimativa do ângulo de yaw que não há uma dependência direta das medidas acelerações da AHRS. Esta interferência possivelmente ocorreu devido à normalização dos parâmetros de quaternions.

Para o segundo teste de campo, a velocidade é obtida no referencial do corpo, assim, as estimativas da posição e da velocidade são significativamente afetadas pela estimativa da atitude do veículo. Deste modo, quanto melhor for a estimativa de atitude do veículo melhor será a estimativa de posição e velocidade do mesmo.

Considerando as limitações impostas pela simulação de uma falha do sensor de posição, GPS, pelas condições dos ensaios de campo com o automóvel e pela precisão dos sensores utilizados, pode-se afirmar que foram obtidos resultados bastante satisfatórios para esta situação, sendo que, no primeiro teste os erros máximos foram iguais a 9.538m, 6.141m e 15m para as posições norte, leste e altitude durante um intervalo de 2 minutos de falha, já para o segundo teste, estes erros foram aproximadamente iguais a 9m, 23.2m e 2m, respectivamente, mas para um intervalo de 10 minutos de falha. O desempenho melhor para o segundo ensaio deu-se devido à inserção de um sensor de velocidade de maior precisão.

Os resultados dos testes de campo mostraram que a navegação com base somente nos sensores inerciais de baixo desempenho, tornou-se inviável após algumas dezenas de segundos.

Com relação ao ensaio estático que utiliza a arquitetura de controle do AUV Pirajuba em conjunto com os seus principais sensores (USBL, DVL e AHRS), notou-se que as estimativas de velocidades fornecidas pelo EKF, obtiveram desvios padrões maiores que as velocidades do DVL, mas com valores médios próximos. Atribui-se este fenômeno ao processo de integração

dos ruídos e erros de medições dos acelerômetros entre os intervalos de medições do DVL (1 segundo), o que acarretou um aumento do erro desta estimativa, que só é corrigida no próximo ciclo de atualização. Além disto, o ruído do DVL para o caso estático foi muito menor do que se esperava, tendo como referência o manual do fabricante do sensor.

Quanto ao sistema de tempo real, o principal requisito que se deve levar em consideração no desenvolvimento do sistema de processamento de informação é a capacidade de resposta aos estímulos externos assíncronos e síncronos, dentro do intervalo de tempo finito previamente definido para o sistema.

A partir das avaliações das implementações dos EKFs em tempo real, pode se afirmar que é possível utilizar os filtros modelados em um ARM9 do modelo LPC3250, pois o tempo de execução em modo debug ficou em torno de 31ms e ao se re-compilar o código em modo otimizado, este tempo foi amplamente reduzido para um valor em torno de 7ms. Embora este resultado proporcione executar os EKFs em aproximadamente 142 Hz, a comunicação serial entre o ARM7 e ARM9 limitou esta freqüência. Assim, optou-se em reduzir esta freqüência para 25Hz, o que não causa impactos expressivos na amostragem e integração do sensor, já que a dinâmica do AUV é bem mais lenta. Caso a dinâmica do veículo fosse mais rápida, possivelmente, poderiam surgir erros significativos devido à amostragem e integração do sinal da IMU/AHRS, que poderia até impossibilitar a convergência do EKF.

Os principais ganhos deste trabalho são: o método de desenvolvimento da matriz de covariância do processo Q e também a implementação do EKF em tempo real, utilizando um microprocessador da família ARM9.

Como sugestões para trabalhos futuros, pode-se: realizar ensaios de campo com o veículo AUV Pirajuba, tentando-se ajustar as matrizes de covariância do ruído de processo para uma sintonia mais fina com a dinâmica do veículo; aprimorar o algoritmo de multiplicação de matrizes, caso seja necessário reavaliar o software para atender aos requisitos mais estritos de tempo-real; e alterar o método de obtenção da matriz de covariância de

processo, Q, para fins de comparações de resultados. Para este último caso, pode-se tentar a técnica apresentada por Kuga (1981) e Rios Neto e Kuga (1982). Esta técnica estima adaptativamente, para cada interação do EKF, uma matriz de covariância do processo diagonal, $Q_k \in R^{mxm}$, com diagonal $q_k \geq 0 \in R^m$. Para isto, tem-se como idéia principal a formulação do problema de obter Q_k em espaço de estados, com o vetor q_k, denotando o estado, e utilizar um filtro de Kalman auxiliar para estimá-lo.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AMIANTI, G. **Desenvolvimento da Arquitetura de Software Aviônico de um VANT dirigido por requisitos de tempo real crítico e normas de homologação, por meio de orientação a requisitos e modelos**. Dissertação (Mestrado), Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, Brasil, 2008.

ALCOCER, A.; OLIVEIRA, P.; PASCOAL, A. **Underwater Acoustic Positioning Systems Based on Buoys with GPS**. Proceedings of 8º European Conference on Underwater Acoustics, Carvoeiro, Portugal, Jun. 2006.

BERGER, A. S. **Embedded Systems Design: An Introduction to Processes, Tools and Techniques**. 1st Ed. Lawrence, Kansas, USA: CMP Books, 2002.

BROWN, R. G.; HWANG, P.Y.C. **Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering: with MATLAB Exercises and Solutions**. 3th Ed. New York, USA: John Wiley & Sons, 1997.

CAMPOS, V. A. F. et al. **FILTROS DE PARTÍCULAS APLICADOS À ESTIMAÇÃO DE TRAJETÓRIAS**. In: XV Congresso Brasileiro de Automática, Gramado, RS. Anais do CBA 2004, 2004.

CARDEIRA, B. M. S. C. **Arquiteturas para Navegação Inercial/GPS com Aplicação a Veículos Autônomos**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Electrotécnica e de Computadores), Universidade Técnica de Lisboa, Instituto Superior Técnico, Lisboa, Portugal, 2009.

CARRERAS, M. et al. **AUV NAVIGATION IN A STRUCTURED ENVIRONMENT USING COMPUTER VISION**. Proceedings of IFAC Workshop Newport, South Wales, Reino Unido, 2003, p. 229-234.

CHATFIELD, A. B. **Fundamentals of High Accuracy Inertial Navigation**. USA: The American Institute of Aeronautics and Astronautics, 1997, 174 v.

COSTELLO, D. et al. **The Use of Unmanned Vehicle Systems for Coastal Ocean Surveys: Scenarios for Joint Underwater and Air Vehicle Missions**. Proceedings of the Workshop on Undersea Robotics and Intelligent Control, Lisbon, Portugal, March 1995.

CRAIG, J. J. **Introduction to Robotics: Mechanics and Control**. 2nd Ed. USA: Addison-Wesley, 1989.

CROSSBOW. VG700AA User's Manual. Set. 2002 (Document 7430-0074-01).

DANTAS, J. D.; BARROS, E. A. **A Real-Time Simulator for AUV Development**. In Proc. of 20th International Congress of Mechanical Engineering, 2009, Gramado. RS. Proceedings of COBEM 2009, 2009.

DE BARROS, E. A., et al. **New Aspects in the Pirajuba AUV Project**. In Proc. of 21th International Congress of Mechanical Engineering, 2011, Natal. RN. Proceedings of COBEM 2011, 2011.

DE BARROS, E. A., FREIRE, L. O., DANTAS, J. L. D. **Development of the Pirajuba AUV**. In: Proc. of Conference on Control Applications to Marine Systems, CAMS2010, Rostock, 2010.

DE LIMA, S. R. S. **Integração GPS/INS Utilizando Sensores Inerciais Baseados em Sistemas Microeletromecânicos (MEMS)**. Tese de Doutorado, Departamento de Geomática, do Setor de Ciências Exatas, da Universidade Federal do Paraná, Paraná, Brasil, 2005.

DESERTSTAR. **Manuais de Sensores**. Disponível em: **<**www.desertstar.com>. Acesso em 5 maio. 2010.

DESSET, S.; DAMUS, R.; MORASH, J. **Use of GIB for Underwater Archaeology: Time-Saving System Substitutes for LBL Navigation System; Enables Communication with Undersea Vehicles**. Sea Technology, Dez. 2003.

DOUGLASS, B. P. **Real-Time UML Workshop for Embedded Systems**. 408p. Newes, Oxford, 2007.

FLEURY, A. T. **Estimadores de Estado de Sistemas Dinâmicos Baseados no Conceito de Dualidade**. Tese de Doutorado, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, Brasil, 1985.

GARROTTI, J. C. **Modelagem e Simulação de um Girômetro Sintonizado Dinamicamente em um CAD Eletrônico**. Dissertação (Mestrado em Engenharia e Tecnologia Espaciais), Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, Brasil, 2003.

GREWAL, M, S.; HENDERSON, V. D.; MIYASAKO, R. S. **Applications of Kalman Filtering to the Calibration and Alignment of Inertial Navigation Systems**. USA: IEEE Transactions on Automatic Control, v. 36, no. 1, Jan. de 1991.

GREWAL, M, S.; WEILL, L. R.; ANDREWS, A. P. **Global Position System, Inertial Navigation and Integration**. New York, USA: John Wiley & Sons, 2001.

HAGEN, P. E.; HANSEN, E. R.; GADE, E. **Interferometric Synthetic Aperture Sonar for AUV Based Mine Hunting: The SENSOTEK project**. Proceedings of Unmanned Systems 2001, Baltimore, MD, USA, 2001.

HIGHAM, N. J. **The Scaling and Squaring Method for the Matrix Exponential Revisited**. SIAM J. Matrix Anal. Appl., 26(4) (2005), p. 1179-1193.

JAKUBA, M. V., et al. **Long-Baseline Acoustic Navigation for Under-Ice AUV Operations**. Journal of Field Robotics, Wiley Periodicals, v. 25, Nov. 2008, p.861–879.

JAZWINSKI, A. H. **Stochastic Process and Filtering Theory**. Mathematic in Science and Engineering vol.64 – USA: Academic Press, 1970.

JOUFFROY, J.; OPDERBECKE, J. **Underwater Vehicle Navigation Using Diffusion-Based Trajectory Observers**. IEEE Journal of Oceanic Engineering, v. 32, no. 2, April 2007, p. 313-326.

JUNQUEIRA, F. C. **Desenvolvimento de um Giroscópio Sintonizado Dinamicamente: DTG.** Dissertação (Mestrado), Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, Brasil, 2003.

KALMAN, R. E. A. **New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems**. USA: Journal of Basic Engineering. Transactions ASME Series D, v. 82, 1960, p. 35-45.

KARRAS, G. C., E KYRIAKOPOULOS, KOSTAS J., "**Localization of an Underwater Vehicle using an IMU and a Laser-based Vision System**". Proceedings of 15th Mediterranean Conference on Control & Automation, Atenas, Grécia, 2007.

KELLY, A. **Introduction to Mobile Robots, Position Estimation 4: Inertial Navigation Systems**. USA: University of Carnegie Mellon, 1996.

KIMBALL, P.; ROCK, S. **Sonar-based iceberg-relative AUV navigation**. Autonomous Underwater Vehicles, AUV 2008. IEEE/OES, Oct. 2008, p.1-6

KINSEY, J. C.; WHITCOMB L. L. **In Situ Alignment Calibration of Attitude and Doppler Sensor for Precision Underwater Vehicle Navigation: Theory and Experiment**. IEEE Journal of Oceanic Engineering, v. 32, no. 2, April 2007, p. 286-299.

KUGA, H. K. **Estimação Adaptativa de Órbitas Aplicada a Satélites a Baixa Altitude.** Tese de Mestrado em Ciência Espacial, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, INPE,1981.

LABROSSE, J. J. **MicroC/OS-II The Real-Time Kernel**. 2nd Ed. Lawrence, Kansas, USA: CMP Books, 2002.

LAPOINTE, C. E. G. **Virtual Long Baseline (VLBL) Autonomous Underwater Vehicle Navigation Using a Single Transponder.** Dissertação (Mestrado), Massachusetts Institute of Technology, Massachusetts, USA, 2006.

LARSEN, M. B., **The Autonomous Redundant Navigation System of an AUV for Mine Counter Measures**. Proceedings of Undersea Defense Technology, UDT2006, 2006.

LARSEN, M. B. **Autonomous Navigation of Underwater Vehicles**. Dissertação (Ph.D), Department of Automation Technical University of Denmark, USA, 2001.

LAWRENCE, A. **Modern Inertial Technology: Navigation, Guidance and Control**. 2th Ed. New York, USA: Springer-Verlag, 1998.

LEE, P. M. et al. **An integrated navigation systems for underwater vehicles based on inertial sensors and pseudo LBL acoustic transponders**. OCEANS, 2005. Proceedings of MTS/IEEE , Vol. 1, 2005, pp. 555- 562.

LEE, P. M.; JUN, B. H. **Pseudo Long Base Line Navigation Algorithm for Underwater Vehicles with Inertial Sensors and Two Acoustic Range Measurements**. Ocean Engineering, 2007, p. 416-425, 34 v.

LINKQUEST INC. **NavQuest 300/NavQuest 600/NavQuest 600 Micro Doppler Velocity Log: User's Guide**. LinkQuest Inc, v. NQ300.4.4.9, San Diego, CA, USA, 2006.

MARWEDEL, P. "**Embedded System Design**. 1st Ed. Dordrecht, Netherlands: Kluwer Academic Publish, 2003.

MALCOLM, N.; ZHAO W. **The Timed-Token Protocol for Real-Time Communications**. Computer of IEEE , v. 27, no. 1, Los Alamitos, CA, USA, Jan. 1994, p.35-41.

MCEWEN, R. et al. **Performance of an AUV Navigation System at Arctic Latitudes**. In Proceedings MTS/IEEE Int. Conf. OCEANS, 2003, p. 642-653, 31v.

MILNE, P. H. **Underwater Acoustic Positioning Systems.** Houston, USA: Gulf Publishing Company, 1983.

MISRA. **Guidelines For The Use of The C Language In Vehicle Based Software**. 1st Ed. The motor Industry Research Association, 1998.

MORGADO, M. P.; SILVESTRE, O. C. **Posterior Cramér-Rao bounds analysis for INS/USBL navigation systems**. Proceedings of MCMC2009 - 8th IFAC Conference on Manoeuvring and Control of Marine Craft, Guarujá, Brasil, 2009.

NYGREN, I.; JANSSON, M. **Terrain Navigation for Underwater Vehicle Using the Correlation Method**. IEEE Journal of Oceanic Engineering, v. 29, no.3, Jul. 2004, p. 906-915.

OGATA, K. **Engenharia de Controle Moderno**. 4ª.Ed. São Paulo: Prentice Hall, 2003.

OH, S. H. et al. **Design of a Low-Cost Attitude Determination GPS/INS Integrated Navigation System**. GPS Solutions, volume 9, number 4, Nov 2005, pp. 294-311; DOI: 10.1007/s10291-005-0135-9

PAPOULIS, A.; PILLAI, S. U. **Probability, Random Variables and Stochastic Processes**. 4th Ed. New York, USA: Mc Graw Hill, 2001.

RAMAMRITHAM, K.; STANKOVIC, J. A. **Scheduling Algorithms and Operating Systems Support for Real-Time Systems**. Proceedings of the IEEE , v. 82, no.1, Jan 1994, pp.55-67.

ROGERS, R. M. **Applied Mathematics in Integration Navigation Systems**. Virginia, USA: AIAA Education Series, 2000.

RUIZ, I.T.; PETILLOT, Y.; D. M. LANE. **Improved AUV Navigation using Side-scan Sonar**. In Proceedings MTS/IEEE Int. Conf. OCEANS, 2003, p.1261-1268, 3 v.

SANTANA, D. D. S. **Navegação Terrestre Usando Unidade de Medição Inercial de Baixo Desempenho e Fusão Sensorial com Filtro de Kalman Adaptativo Suavizado**. Tese de Doutorado, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, Brasil, 2011.

SBG SYSTEMS. **User Manual**. SBG Systems, IG500AUM.8, v.8-19, France, Nov. 2009, 1CD-ROM

SHIN, K. G.; RAMANATHAN, P. **Real-time computing: a new discipline of computer science and engineering**. Proceedings of the IEEE , v. 82, no. 1, Jan. 1994, p.6-24.

SHIN, E. **Accuracy Improvement of Low Cost INS/GPS for Land Applications Calgary**. Dissertação (Mestrado), The University of Calgary, Canadá, 2001.

SILVESTRE, C. J. F. **Multi-Objective Optimization Theory with Applications to the Integrated Design of Controllers / Plants for Autonomous Vehicles**. Dissertação (Mestrado), Departamento de Engenharia Eletrotécnica e de Computadores, Instituto Superior Técnico, Lisboa, Portugal, 2000.

STOVALL, S. H. **Basic Inertial Navigation**. California, USA: Naval Air Warfare Center Weapons Division, Set. 1997.

TITTERTON, D. H.; WESTON, J. L. **Strapdown Inertial Navigation Technology.** 2nd Ed. London: Institution of Engineering and Technology, 2004.

TRIGO, F. C. **Estimação Não Linear de Parâmetros Através dos Filtros de Kalman na Tomografia por Impedância Elétrica**. 2005. Tese (Doutorado) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2005.

VAN LOAN, C.F. **Computing Integrals Involving the Matrix Exponential**. Proceedings of the IEEE, Trans. on Automatic Control, vol.23, no.3, Jun 1978, pp. 395–404.

WGS-84. **Department of Defense World Geodetic System 1984: Its Definition and Relationship with Local Geodetic Systems**. Belgium: DMA TR 8350.2, Set. 1984.

WATANABE, K. **An AUV Based Experimental System For The Underwater Technology Education**, 2006.

WHITCOMB, L. L.; YOERGER, D. R.; SINGH, H. **Combine Doppler/LBL Based Navigation of Underwater Vehicles**. 11th International Symposium on Unmanned Untethered Submersible Technology, Durham, New Hampshire, USA, 1999.

YAAKOV, B. S.; Li, X.R. **Estimation and Tracking: Principles, Techniques, and Software**. Ed. John Wiley & Sons, 1998.

YUN, X. et al. **An integrated GPS/INS navigation system for small AUVs using an asynchronous Kalman filter**. Proceedings of the 1998 Workshop on Autonomous Underwater Vehicles, 1998. AUV'98, Aug 1998, pp.43-49, doi: 10.1109/AUV.1998.744438.

YUN, X. et al. **Testing and Evaluation of an Integrated GPS/INS System for Small AUV Navigation**. IEEE journal of Oceanic Engineering, v. 24, no. 3, Jul.1999, p. 396-404.

ZANONI, F. D. **Desenvolvimento de um Giroscópio Sintonizado Dinamicamente**. Relatório de iniciação científica da FAPESP, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, Brasil, 2006.

ZANONI, F. D. **Desenvolvimento de Filtro de Kalman on-line com requisitos de tempo real para a navegação de vants**. Monografia (Conclusão de Curso), Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, Brasil, 2007.

ZHAO, L.; GAO, W. **The experimental study on GPS/INS/DVL integration for AUV**. Position Location and Navigation Symposium, PLANS 2004, April 2004, p. 337-340.

Apêndice A – Quaternions

Em 1843, Hamilton (1805-1865) inventou o número hiper-complexo, sendo definido pelo espaço $\Re^4$. Este número foi denominado de quaternion.

O quaternion pode ser interpretado de várias maneiras, entre elas, ele pode ser considerado como um vetor de quatro dimensões, sendo um número complexo com três unidades imaginárias e uma unidade real, ou um número hiper-complexo (YAGLOM, 1968). Considerando o escalar e os versores $\vec{i}, \vec{j}, \vec{k}$ como base do espaço de quaternions pode-se representar um quaternion genérico por:

$$[\mathrm{H}]=\mathrm{a}+\mathrm{b}\vec{\mathrm{i}}+\mathrm{c}\vec{\mathrm{j}}+\mathrm{d}\vec{\mathrm{k}}=\mathrm{a}+\vec{\mathrm{q}}=(\mathrm{a},\vec{\mathrm{q}})=(\mathrm{a,b,c,d}) \tag{A.1}$$

onde a, b, c e d são escalares reais e i, j, k são componentes do vetor $\vec{q}$. Uma característica interessante dos quaternions é que ele pode ser usado tanto para representar um escalar (fazendo $q_x = q_y = q_z = 0$), um número complexo na forma $z = a + bi$ (considerando $c = d = 0$), quanto um vetor do $\Re^3$. Fazendo $a = 0$ tem-se um vetor, chamado também de quaternion puro (GOMES & VELHO, 1998).

Assim, como no caso de números complexos na forma $z = a + bi$, no qual i é a unidade imaginária ($i^2 = -1$), os três componentes imaginários do quaternion são denominados imaginários principais (HART et al., 1994), possuem a mesma propriedade. Além desta propriedade, os produtos, dois a dois de i, j e k, seguem a mesma regra do produto vetorial. Deste modo, podem-se admitir as seguintes relações:

$$\begin{gathered} i^2 = j^2 = k^2 = -1 \\ ij = -ji = k; ki = -ik = j; jk = -kj = i; ijk = -1 \end{gathered} \tag{A.2}$$

Dado o quaternion da equação (A.1), pode-se apresentar algumas características e propriedades fundamentais:

- parte escalar de $[H]$: a

- parte vetorial de $[H]$: $\vec{q} = b\vec{i} + c\vec{j} + d\vec{k}$

- conjugado de $[H]$: $[H]'$=a-b$\vec{i}$-c$\vec{j}$-d$\vec{k}$=a-$\vec{q}$=(a,-$\vec{q}$)=(a,-b,-c,-d)

- norma de $[H]$: $\|[H]\| = \sqrt{a^2 + b^2 + c^2 + d^2}$

- quaternion unitário: $\|[H]\| = \sqrt{a^2 + b^2 + c^2 + d^2} = 1$

Dados os quaternions $[H_1] = (a_1, \vec{q}_1)$ e $[H_2] = (a_2, \vec{q}_2)$ e considerando as propriedades apresentadas acima, pode-se desenvolver a soma e o produto dos quaternions, obtendo-se:

- soma: $[H_1] + [H_2] = (a_1, \vec{q}_1) + (a_2, \vec{q}_2) = (a_1 + a_2, \vec{q}_1 + \vec{q}_2)$

- produto: $[H_1] \cdot [H_2] = (a_1, \vec{q}_1) \cdot (a_2, \vec{q}_2) = (a_1 a_2 - \vec{q}_1 \vec{q}_2, a_1 \vec{q}_2 + a_2 \vec{q}_1 + \vec{q}_1 \times \vec{q}_2)$

Embora a princípio pareça ser abstrato o conceito de quaternion, ele tem sido extensivamente utilizado em várias áreas como: computação gráfica e robótica. Este interesse se deve a sua relação com as rotações no espaço, pois, ele de fato apresenta algumas vantagens numéricas para este fim, tendo um menor custo computacional, como pode ser visto em Fu et al. (1987), além disto, ele simplifica a representação das rotações. Para mais informações sobre quaternions sugere-se: Brinkmann e Klotz (1971), Fu et al.(1987),

Horn(1987, 1991), Faugeras(1993), Jain et al.(1995), Gomes e Velho(1998) e Downs(2000).

A.1 – Mudança de coordenadas Utilizando Quaternions

De acordo com Euler, dado dois sistemas de coordenadas A e B, sempre existirá uma direção definindo um eixo de rotação em torno do qual uma única rotação fará os dois sistemas coincidirem.

Seja $\left[H_{AB}\right]$ o quaternion associado a uma rotação, que faz o sistema A coincidir com o sistema B. Seja também um vetor $\vec{V}$ que, quando expresso no sistema A aparece com $\vec{V}_A = (x, y, z)$ e quando expresso no sistema B fica $\vec{V}_B = (x', y', z')$. As coordenas de $\vec{V}$ em A $\left(\vec{V}_A\right)$ e as coordenas de $\vec{V}$ em B $\left(\vec{V}_B\right)$ se relacionam através do quaternions $\left[H_{AB}\right]$ do seguinte modo:

$$\vec{V}_B = \left[H_{AB}\right] \cdot \vec{V}_A \cdot \left[H_{AB}\right]^* \tag{A.3}$$

Desenvolvendo a expressão anterior tem-se:

$$\vec{V}_B = \left(a + b\boldsymbol{i} + c\boldsymbol{j} + d\boldsymbol{k}\right) \cdot \left(0 + x\boldsymbol{i} + y\boldsymbol{j} + z\boldsymbol{k}\right) \cdot \left(a - b\boldsymbol{i} - c\boldsymbol{j} - d\boldsymbol{k}\right) \tag{A.4}$$

Aplicando as propriedades apresentadas na definição do quaternion e sabendo que $\vec{V}_B = \left(x', y', z'\right)$, chegar-se-á a uma relação entre x', y', z' e x, y, z, que pode ser expressa sob a seguinte forma:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} = \mathrm{C}_A^B \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (\mathrm{a}^2+\mathrm{b}^2-\mathrm{c}^2-\mathrm{d}^2) & 2(\mathrm{bc}-\mathrm{ad}) & 2(\mathrm{bd}+\mathrm{ac}) \\ 2(\mathrm{bc}+\mathrm{ad}) & (\mathrm{a}^2-\mathrm{b}^2+\mathrm{c}^2-\mathrm{d}^2) & 2(\mathrm{cd}-\mathrm{ab}) \\ 2(\mathrm{bd}-\mathrm{ac}) & 2(\mathrm{cd}+\mathrm{ab}) & (\mathrm{a}^2-\mathrm{b}^2-\mathrm{c}^2+\mathrm{d}^2) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \tag{A.5}$$

Utilizando a matriz apresentada na equação (A.5), é possível transformar as coordenadas de um vetor expresso em A para as coordenadas do mesmo expresso em B. Esta matriz é denominada de matriz transformação de coordenadas de A para B. Se normalizarmos os parâmetros do quaternion, a expressão (A.5) pode ser reescrita da seguinte forma:

$$\mathrm{C}_A^B = \begin{bmatrix} \left(1-2\left(\mathrm{c}^2+\mathrm{d}^2\right)\right) & 2(\mathrm{bc}-\mathrm{ad}) & 2(\mathrm{bd}+\mathrm{ac}) \\ 2(\mathrm{bc}+\mathrm{ad}) & \left(1-2\left(\mathrm{b}^2+\mathrm{d}^2\right)\right) & 2(\mathrm{cd}-\mathrm{ab}) \\ 2(\mathrm{bd}-\mathrm{ac}) & 2(\mathrm{cd}+\mathrm{ab}) & \left(1-2\left(\mathrm{b}^2+\mathrm{c}^2\right)\right) \end{bmatrix} \tag{A.6}$$

Ao se comparar a matriz de mudança de coordenadas obtida utilizando os ângulos de Euler com a matriz de coordenadas utilizando o quaternion. Podem-se obter as seguintes expressões de igualdade:

$$\begin{aligned} a &= \cos\left(\phi/2\right)\cos\left(\theta/2\right)\cos\left(\psi/2\right)+\sin\left(\phi/2\right)\sin\left(\theta/2\right)\sin\left(\psi/2\right) \\ b &= \sin\left(\phi/2\right)\cos\left(\theta/2\right)\cos\left(\psi/2\right)-\cos\left(\phi/2\right)\sin\left(\theta/2\right)\sin\left(\psi/2\right) \\ c &= \cos\left(\phi/2\right)\sin\left(\theta/2\right)\cos\left(\psi/2\right)+\sin\left(\phi/2\right)\cos\left(\theta/2\right)\sin\left(\psi/2\right) \\ d &= \cos\left(\phi/2\right)\cos\left(\theta/2\right)\sin\left(\psi/2\right)-\sin\left(\phi/2\right)\sin\left(\theta/2\right)\cos\left(\psi/2\right) \end{aligned} \tag{A.7}$$

Portanto, conhecendo-se os ângulos de Euler que levam A em B, pode-se calcular os parâmetros do quaternion. A operação inversa também é possível utilizando as seguintes igualdades:

$$\begin{aligned} \phi &= \arctan\left(\frac{2(cd+ab)}{a^2-b^2-c^2+d^2}\right) \\ \theta &= \arcsin\left(-2(bd-ac)\right) \\ \psi &= \arctan\left(\frac{2(bc+ad)}{a^2+b^2-c^2-d^2}\right) \end{aligned} \tag{A.8}$$

A.2 – Propagação do Quaternions

A propagação do quaternion $[H]$ sege a seguinte expressão:

$$\left[\dot{H}\right] = \begin{bmatrix} \dot{a} \\ \dot{b} \\ \dot{c} \\ \dot{d} \end{bmatrix} = 0.5[H]\cdot\left[p^b\right] \tag{A.9}$$

Esta equação pode ser expressa matricialmente considerando $\left[p^b\right] = \left[0, \omega^b\right]^T$, assim, tem-se:

$$\left[\dot{H}\right] = \begin{bmatrix} \dot{a} \\ \dot{b} \\ \dot{c} \\ \dot{d} \end{bmatrix} = 0.5 \begin{bmatrix} a & -b & -c & -d \\ b & a & -d & c \\ c & d & a & -b \\ d & -c & b & a \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix} \tag{A.10}$$

Apêndice B – Simulador do EKF

As figuras B.1 a B.10 são referentes à implementação do filtro de Kalman estendido no Matlab/Simulink.

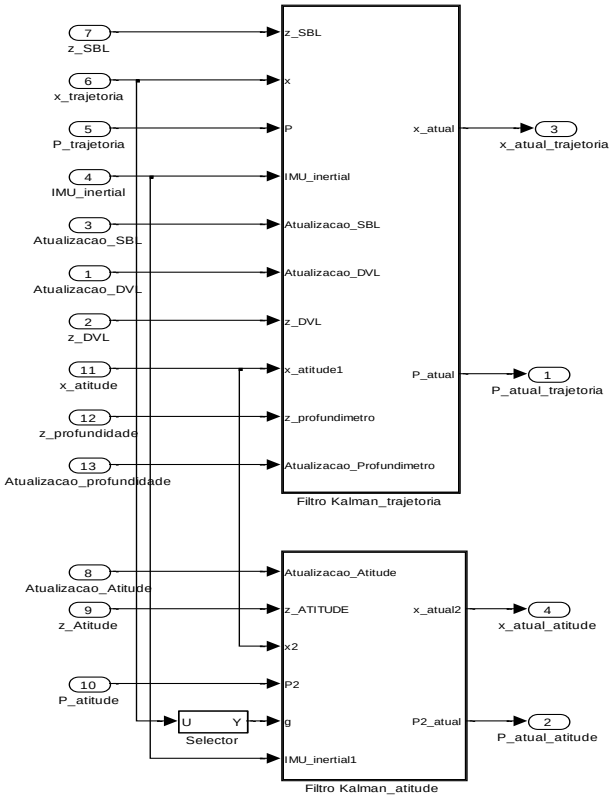


Figura B.1 – Subdivisão do Modelo implementado, estimador da posição e da velocidade e estimador da atitude

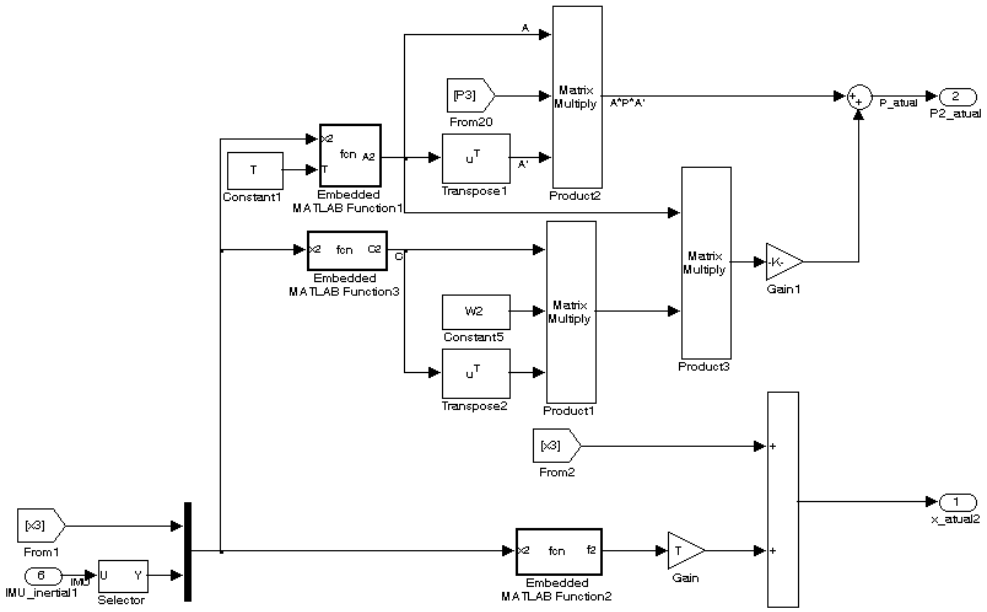


Figura B.2 – Ciclo de propagação do estimador da atitude

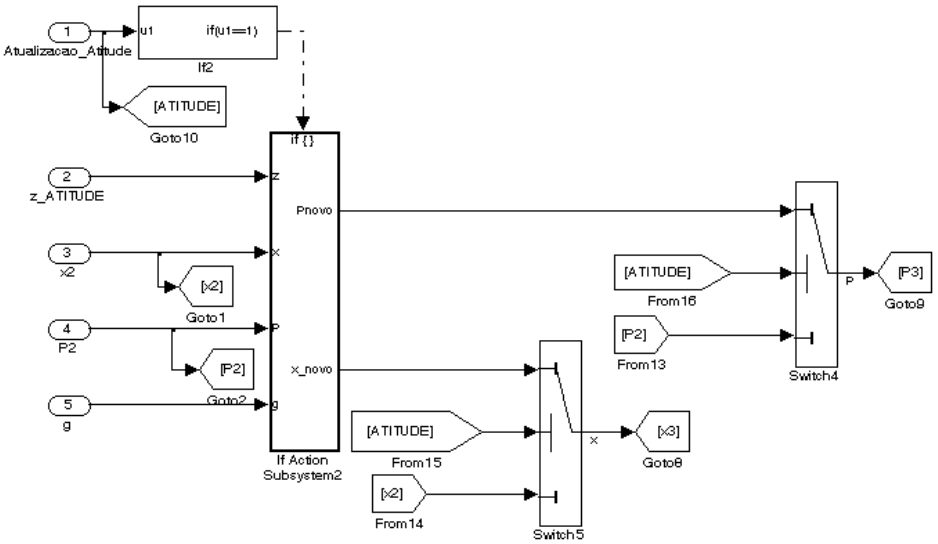


Figura B.3 – Subsistema do ciclo de atualização do estimador da atitude

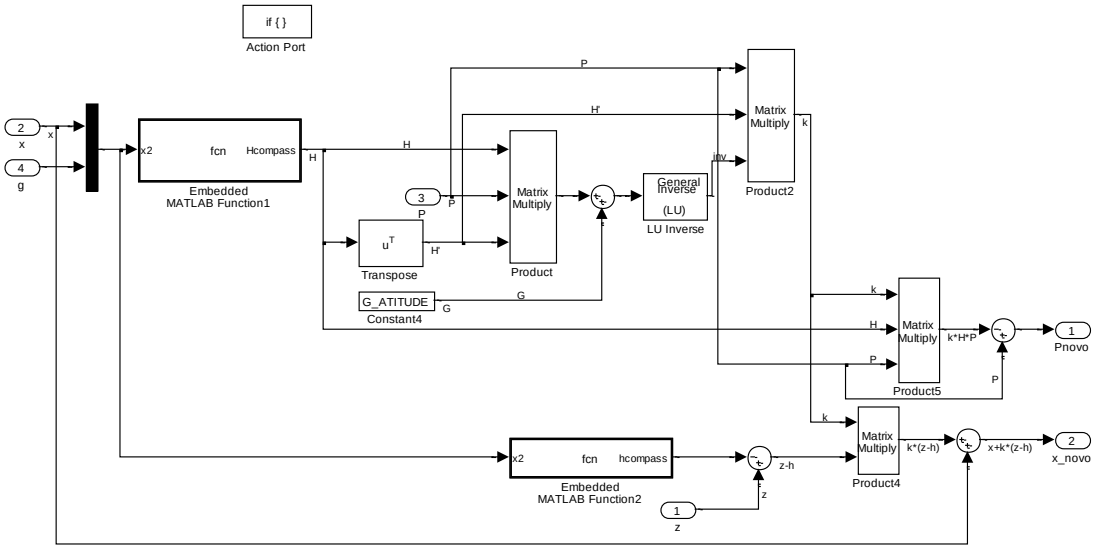


Figura B.4 – Ciclo de atualização do estimador da atitude

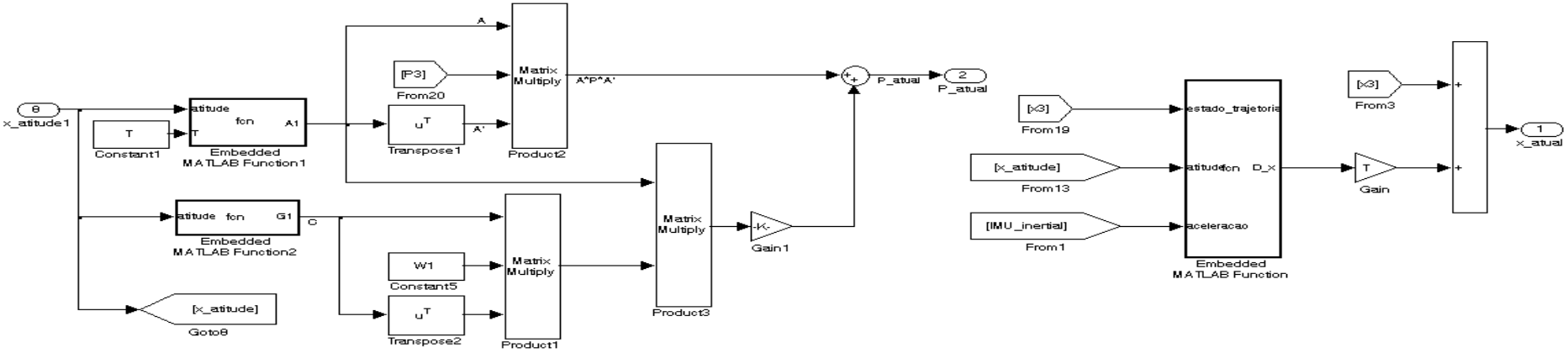


Figura B.5 – Ciclo de propagação do estimador de posição e velocidade

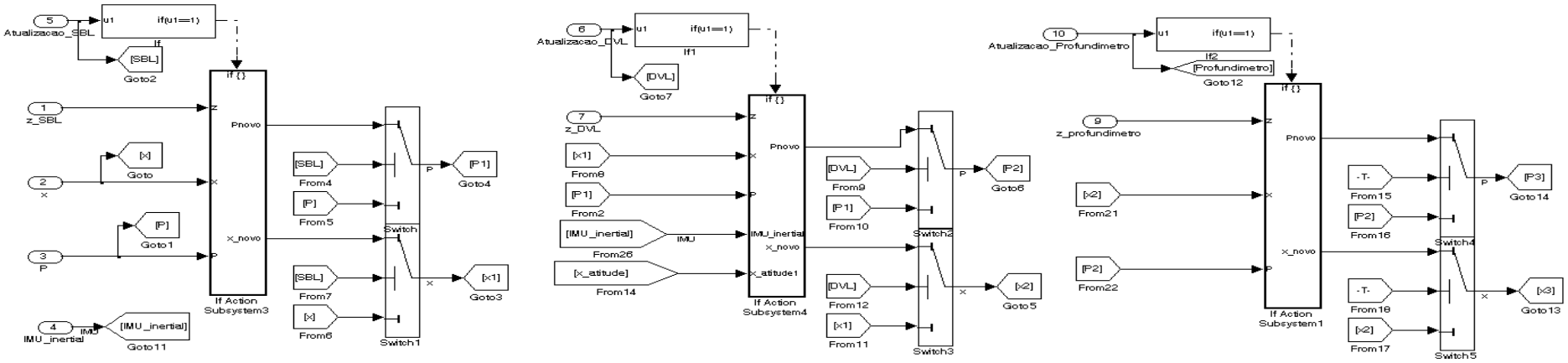


Figura B.6 – Subsistema do ciclo de atualização do estimador de posição e velocidade

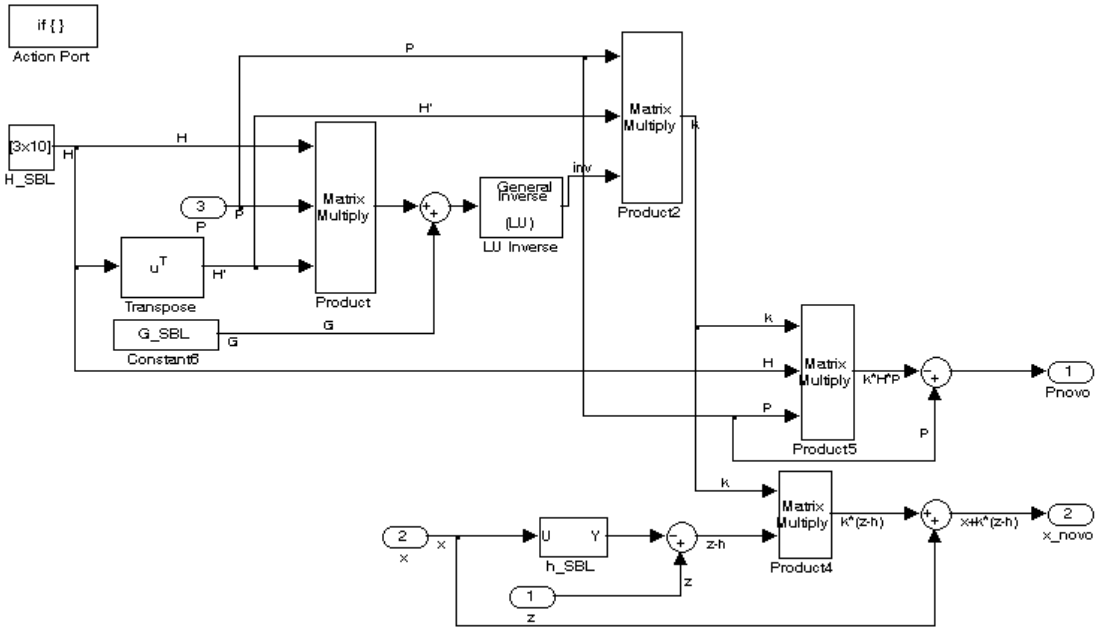


Figura B.7 – Ciclo de atualização do estimador de posição para o sensor acústico de posição

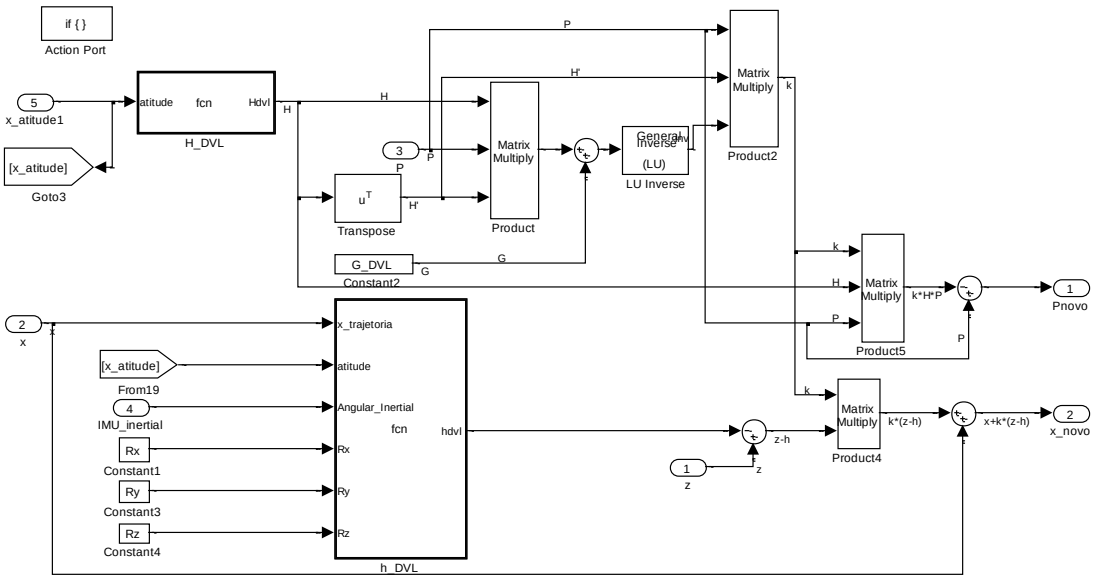


Figura B.8 – Ciclo de atualização do estimador de posição e velocidade para o sensor DVL

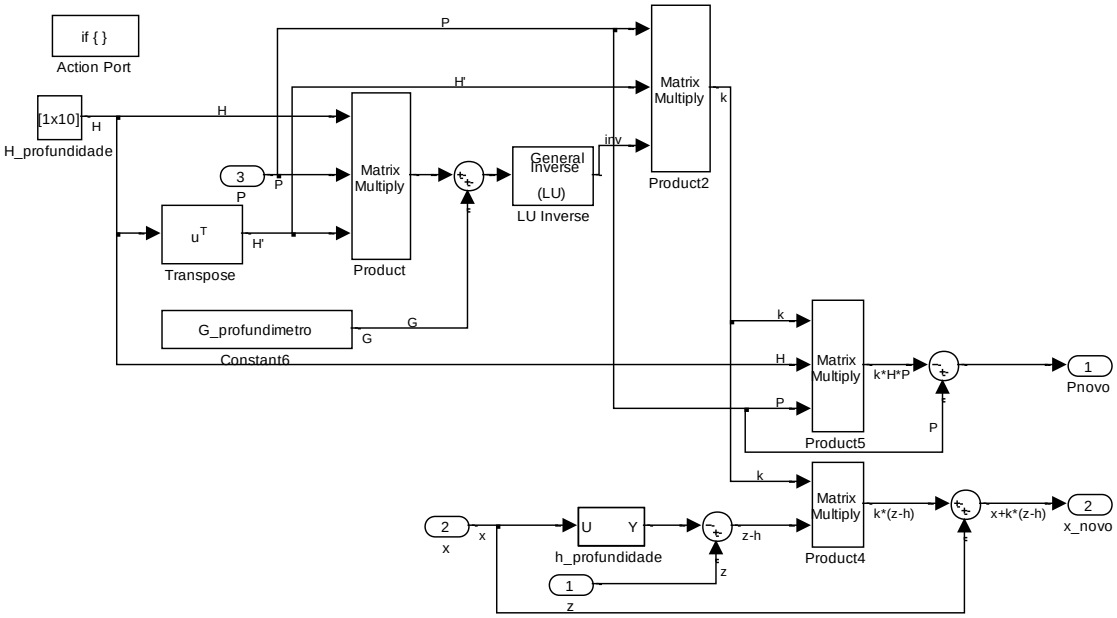


Figura B.9 – Ciclo de atualização do estimador de posição e velocidade para o profundímetro

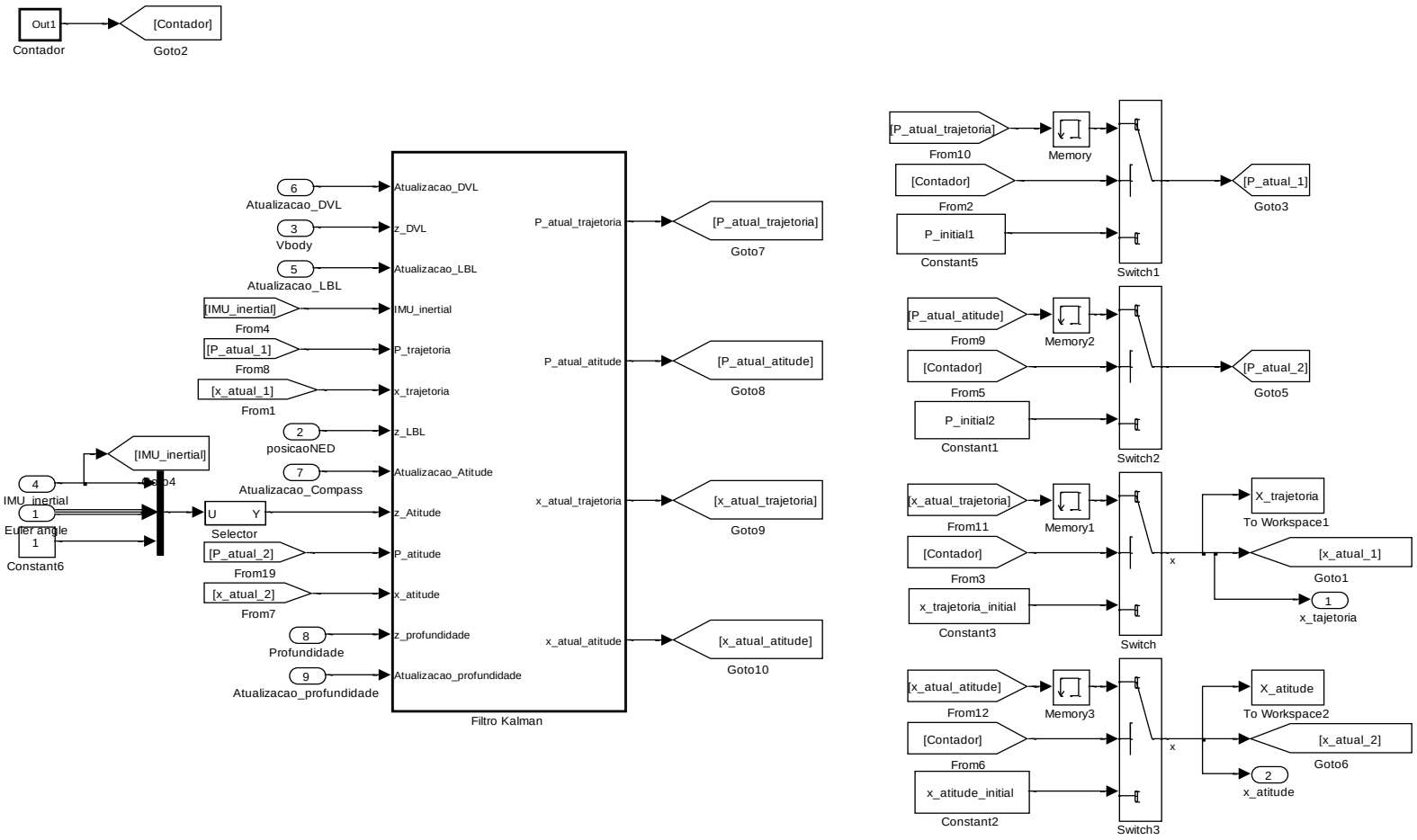


Figura B.10 – Implementação completa do Filtro de Kalman Estendido

Apêndice C – OBSERVABILIDADE E CONTROLABILIDADE

C.1 – CONCEITO DE CONTROLABILIDADE E OBSERVABILIDADE

A controlabilidade de um sistema indica a possibilidade de transferir o sistema de qualquer estado inicial $x(t_0)$ para qualquer outro estado, por meio de um vetor de controle não limitado, em um intervalo finito de tempo (OGATA, 2003). Já a obsevabiliadade indica a possibilidade de se determinar as componentes do estado do sistema através de observações da saída ($y(t)$) do sistema.

Para definir o conceito de sistema completamente controlável e completamente observável, toma-se como base um sistema dinâmico com n variáveis de estado, definido num intervalo de tempo (T_1, T_2) e que obedecem as equações:

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= f\left[x(t), u(t), t\right] \\ y(t) &= g\left[x(t), u(t), t\right] \end{aligned} \tag{C.1}$$

onde $u(t)$, vetor de entradas ou de controle, tem dimensão m e pertence a um dado conjunto U de entradas admissíveis.

Tomando agora $t_0 \in (T_1, T_2)$ e $x_0 \in \mathbb{R}^n$. Então, para $u \in U$ existe e é única a solução do sistema dinâmico $\dot{x}(t) = f\left[\ \right]$ dada por:

$$\dot{x}(\zeta) = \varphi\left[\zeta, u(t_0, \zeta), x_0\right] \tag{C.2}$$

que satisfaz a condição inicial $x(t_0) = x_0$. A função $\varphi\left[\zeta, u(t_0, \zeta), x_0\right]$ é dita função de transição do sistema, em analogia à matriz de transição dos sistemas lineares.

Assim, para que o sistema seja completamente controlável, o mesmo tem que respeitar as duas definições abaixo:

- Definição 1: Se é possível atingir o estado $x_1 = 0$, origem, a partir de x_0 em t_0. Em outras palavras, x_0 é controlável em t_0 se existe uma função u^0 tal que $\varphi\left[T, u^0(t_0, T), x_0\right] = x_1(T) = 0$ para algum T finito, $T \geq t_0$.

- Definição 2: Se cada estado x_0 é controlável em cada instante t_0 do intervalo $\left(T_1, T_2\right)$ então dizemos que o sistema é completamente observável.

Estados observáveis e sistemas completamente observáveis são definidos da seguinte forma:

- Definição 3: O estado x_0 é observável em t_0 se, dado um controle qualquer u, existe um instante t_1, sendo $t_1 \geq t_0$, tal que o conhecimento de $u\left(t_0, t_1\right)$ e da saída $y\left(t_0, t_1\right) = \hat{g}\left(x_0, u\left(t_0, t_1\right), t_1\right)$ seja suficiente para determinar o estado x_0.

- Definição 4: Se cada estado x_0 é observável em todos os instantes t_0 do intervalo $\left(T_1, T_2\right)$ de interesse, então o sistema é completamente observável.

Para casos em que os sistemas são lineares, existem regras práticas para determinar controlabilidade e observabilidade. No caso de sistemas lineares, a regra prática é obtida através do seguinte teorema.

Considere um sistema linear de n-ésima ordem na forma:

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= A \cdot x(t) + B \cdot u(t) \\ y(t) &= C \cdot x(t) \end{aligned} \tag{C.3}$$

onde A é uma matriz *(nxn)*, B é uma matriz *(nxm)* e C é uma matriz *(rxn)*.

Deste modo, o sistema acima será completamente controlável se e somente se a matriz $M_{(n \times n \cdot m)}$.

$$M = \left[B \middle| AB \middle| A^2 B \,|\, \ldots\ldots \,|\, A^{n-1} B \right] \tag{C.4}$$

for de posto n, isto é, existe um determinante não nulo de ordem n. O sistema da equação 3.6 será completamente observável se e somente se a matriz $N_{(n \times n \cdot r)}$

$$N = \left[C^T \middle| A^T C^T \middle| (A^T)^2 C^T \,|\, \ldots\ldots \,|\, (A^T)^{n-1} C^T \right] \tag{C.5}$$

for também de posto n.

C.2 – OBSERVABILIDADE E CONTROLABILIDADE DO SISTEMA

Considerando que os parâmetros desejados para a navegação do AUV são: posição, velocidade, e atitude, e considerando que o sistema esteja no sistema de coordenada NED, assim, representando estes parâmetros em um vetor de estado e derivando-o, tem-se:

$$\dot{x} = \begin{bmatrix} V_N \\ V_E \\ V_D \\ a_N \\ a_E \\ a_D \\ \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} \tag{C.6}$$

Agora, representando o sistema em espaço de estados:

$$\dot{\mathrm{x}} = \mathrm{A} \cdot \mathrm{x(t)} + \mathrm{B} \cdot \mathrm{u(t)} \tag{C.7}$$

$$y(t) = H \cdot x(t) \tag{C.8}$$

e considerando algumas simplificações, como: acelerações no sistema NED, corrigidas da aceleração da gravidade e dos erros de viés (bias), a_N, a_E, a_D; e as velocidades angulares no sistema RPY e corrigidas dos erros de viés (bias), $\dot{\phi}$, $\dot{\theta}$, $\dot{\psi}$. Deste modo, tem-se que as matrizes A e B são:

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \tag{C.9}$$

$$B = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \tag{C.10}$$

Fazendo algumas considerações como: utilização dos mesmos sensores que estão sendo utilizados para o ciclo de atualização do EKF (sensor acústico de posição, DVL, profundímetro e bússola) só que já realizada a mudança coordenadas para o sistema NED (a mudança de coordenadas realizada antes do observador); ângulos de roll e pitch calculados a partir das acelerações da plataforma obtidas da AHRS. Deste modo, pode-se representar a matriz H por:

$$\mathbf{H}=\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \tag{C.11}$$

Agora que o modelo simplificado está definido, se verificará os critérios de observabilidade e controlabilidade. Para que o sistema seja completamente observável é necessário que o posto da matriz N seja de ordem n, neste modelo n = 9, onde N é:

$$N = [H^T | A^T H^T | (A^T)^2 H^T | \ldots\ldots | (A^T)^{n-1} H^T] \tag{C.12}$$

Executando este procedimento no Matlab obteve-se o posto de N igual a 9, assim, pode-se dizer que este sistema é completamente observável.

Para verificar que o modelo é completamente controlável é necessário que o posto da matriz M seja de ordem n, neste caso n = 9.

$$M = [B | AB | A^2 B | \ldots\ldots | A^{n-1} B] \tag{C.13}$$

Realizando este procedimento no Matlab foi obtido o posto de M igual a 9, assim pode-se afirmar que este sistema é completamente controlável.

Apêndice D – TRANSFORMAÇÃO DE COORDENADAS

D.1 – TRANSFORMAÇÃO DE COORDENADAS ENTRE O SISTEMA RPY E O SISTEMA NED POR COSSENOS DIRETORES

A transformação de coordenadas através da matriz de cossenos diretores (MCD) é definida por uma matriz 3x3, cujas colunas representam os vetores unitários no eixo da plataforma e projetados ao longo do sistema de coordenadas de referência (neste exemplo o sistema de referência é o NED).

$$C_p^n = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & c_{13} \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} \\ c_{31} & c_{32} & c_{33} \end{bmatrix} \tag{D.1}$$

O elemento da i-ésima linha e j-ésima coluna representa o cosseno do ângulo entre o eixo do sistema de coordenadas de referência i e o eixo j do sistema de coordenadas da plataforma.

Um vetor γ definido no sistema de coordenadas da plataforma pode ser expresso no sistema de coordenadas de navegação por

$$\gamma^n = C_p^n \gamma^p \tag{D.2}$$

onde, a matriz C_p^n é obtida através dos ângulos de Euler.

A propagação da matriz cosseno diretor no tempo é dada através da seguinte equação:

$$\dot{C}_p^n = C_p^n \Omega_{np}^p \tag{D.3}$$

onde,

$$\Omega_{np}^{p} = \begin{bmatrix} 0 & -r & q \\ r & 0 & -p \\ -q & p & 0 \end{bmatrix} \tag{D.4}$$

Na equação (D.3), C_p^n é a matriz de orientação inicial (também conhecida como matriz de alinhamento inicial) e Ω_{np}^{p} é a matriz de propagação da velocidade angular do sistema da plataforma (RPY) em relação ao sistema de navegação local (NED).

D.2 – TRANSFORMAÇÃO DE COORDENADAS ENTRE O SISTEMA NED E O SISTEMA ECEF

Esta seção apresenta a matriz de transformação do sistema de navegação local, NED, para o sistema Terra-Fixa, ECEF, equação (D.5), e vice-versa, equação (D.6). Estas transformações são obtidas a partir da longitude ϕ e latitude geodésica λ.

$$C_n^e = \begin{bmatrix} \cos\phi & \sin\phi & 0 \\ -\sin\phi & \cos\phi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos\lambda & 0 & -\sin\lambda \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\lambda & 0 & \cos\lambda \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$C_n^e = \begin{bmatrix} -\sin\lambda\cos\phi & -\sin\phi & -\cos\lambda\cos\phi \\ -\sin\lambda\sin\phi & \cos\phi & -\cos\lambda\sin\phi \\ \cos\lambda & 0 & -\sin\lambda \end{bmatrix} \tag{D.5}$$

$$C_e^n = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos\lambda & 0 & \sin\lambda \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\lambda & 0 & \cos\lambda \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos\phi & -\sin\phi & 0 \\ \sin\phi & \cos\phi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$C_e^n = \begin{bmatrix} -\sin\lambda\cos\phi & -\sin\lambda\sin\phi & \cos\lambda \\ -\sin\phi & \cos\phi & 0 \\ -\cos\lambda\cos\phi & -\cos\lambda\sin\phi & -\sin\lambda \end{bmatrix} \tag{D.6}$$

D.3 – Transformação de coordenadas entre o sistema ECEF e o sistema ECI

As equações (D.7) e (D.8) representam as matrizes de coordenadas do sistema ECEF para ECI e do sistema ECI para ECEF respectivamente. Estas transformações são obtidas a partir da longitude ϕ.

$$C_e^i = \begin{bmatrix} \cos\phi & -\sin\phi & 0 \\ \sin\phi & \cos\phi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{D.7}$$

$$C_i^e = \begin{bmatrix} \cos\phi & \sin\phi & 0 \\ -\sin\phi & \cos\phi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{D.8}$$

Apêndice E – Modelagem da Navegação Inercial do tipo "Strapdown"

E.1 – MODELAGEM DA NAVEGAÇÃO NUM SISTEMA DE COORDENADAS FIXO

Considere a situação onde se deseja navegar em um sistema de coordenadas inercial. As componentes da força específica e da aceleração gravitacional são somadas para determinar as componentes da aceleração em relação a este sistema de coordenadas, este valor pode então ser integrado ao longo do tempo, uma vez para se obter a estimativa da velocidade e duas vezes para se obter a estimativa da posição.

Este processo pode ser expresso matematicamente conforme é apresentado a seguir. Seja "r" um vetor posição que mapeia o ponto P em relação à origem de coordenadas inerciais (figura E.1 (a)).

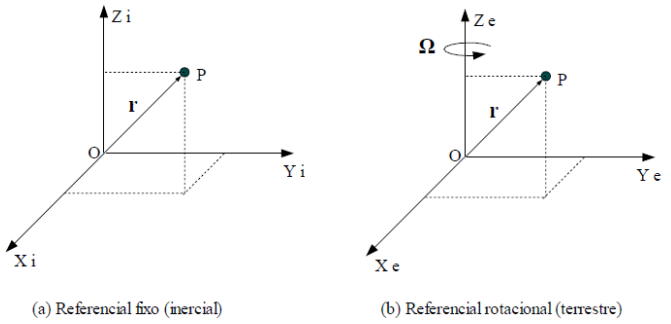


Figura E.1 – Sistema de coordenadas fixo e móvel, baseada em Titterton e Weston, 2004.

A velocidade e a aceleração de P em relação ao sistema de coordenadas inercial são dadas por:

$$v_i = \left[\frac{dr}{dt}\right]_i \tag{E.1}$$

$$a_i = \left[\frac{d^2 r}{d^2 t} \right]_i \tag{E.2}$$

Dado que os acelerômetros medem a força específica que atua sobre o ponto P, tem-se que:

$$\left[\frac{d^2 r}{dt^2} \right]_i = \mathrm{f} + g \tag{E.3}$$

A equação (E.3) é chamada de equação da navegação inercial, onde a primeira integração fornece a velocidade e a segunda integração fornece a posição.

E.2 – MODELAGEM DA NAVEGAÇÃO NUM SISTEMA DE COORDENADAS GIRANTE

Na prática, geralmente necessita-se obter informações sobre a velocidade e a aceleração de um veículo em relação a um sistema de coordenadas girante. Este caso ocorre quando se navega na superfície terrestre, devido à rotação da terra. Nesta situação, surge a atuação de forças aparentes sobre o veículo devido ao movimento de rotação terrestre. O teorema de Coriolis relaciona as velocidades de deslocamento de um veículo sobre um referencial girante e um referencial inercial através da seguinte equação:

$$v_e = \left[\frac{dr}{dt} \right]_e = \left[\frac{dr}{dt} \right]_i - \omega_{ie} \otimes r \tag{E.4}$$

ou seja,

$$v_e = \left[\frac{dr}{dt}\right]_e = v_i - \omega_{ie} \otimes r \tag{E.5}$$

onde $\omega_{ie} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \Omega \end{bmatrix}^T$ é o vetor que expressa a velocidade de rotação da Terra em relação ao sistema de referencia inercial e o símbolo $\otimes$ representa o produto vetorial.

E.3 – MODELAGEM DA NAVEGAÇÃO NO SISTEMA DE COORDENADAS ECI

Deseja-se determinar a velocidade de deslocamento de um veículo sobre a superfície da Terra num sistema cujos eixos coincidem com os eixos do sistema de coordenadas inercial. Esta velocidade é denominada pelo símbolo v_e^i e pode ser obtida expressando-se a equação da navegação (E.4) em termos da velocidade terrestre.

$$v_e = \left[\frac{dr}{dt}\right]_e \tag{E.6}$$

A velocidade inercial pode ser obtida por:

$$v_i = \left[\frac{\Delta r_i}{\Delta t}\right]_i = \left[\frac{dr_e}{dt}\right]_i = \left[\frac{dr_e}{dt}\right]_e + \omega_{ie} \otimes r_e \tag{E.7}$$

Cuja derivada produz a aceleração inercial, que é dada por:

$$a_i = \left[\frac{d^2 r}{dt^2}\right]_i = \left[\frac{dv_e}{dt}\right]_i + \frac{d}{dt}\left[\omega_{ie} \otimes r_e\right]_i \tag{E.8}$$

Isto é,

$$a_i = \left[\frac{d^2 r}{dt^2}\right]_i = \left[\frac{dv_e}{dt}\right]_i + \omega_{ie} \otimes \left[\frac{dr}{dt}\right]_i + \frac{d\omega_{ie}}{dt} \otimes r \qquad \text{(E.9)}$$

Como $\frac{d\omega_{ie}}{dt} = 0$ e $\left[\frac{dr}{dt}\right]_i = \left[\frac{dr}{dt}\right]_e + \omega_{ie} \otimes r = v_e + \omega_{ie} \otimes r$, obtém-se:

$$a_i = \left[\frac{d^2 r}{dt^2}\right]_i = \left[\frac{dv_e}{dt}\right]_i + \omega_{ie} \otimes \left(v_e + \omega_{ie} \otimes r\right) \qquad \text{(E.10)}$$

e portanto,

$$a_i = \left[\frac{d^2 r}{dt^2}\right]_i = \left[\frac{dv_e}{dt}\right]_i + \omega_{ie} \otimes v_e + \omega_{ie} \otimes \left(\omega_{ie} \otimes r\right) \qquad \text{(E.11)}$$

Sabendo que $a_i = \left[\frac{d^2 r}{dt^2}\right]_i = \mathrm{f} + g$ e substituindo-a na equação (E.11), obtém-se a equação da navegação no sistema de coordenadas inercial (ECI).

$$\left[\frac{dv_e}{dt}\right]_i = \mathrm{f} - \omega_{ie} \otimes v_e + g - \omega_{ie} \otimes \left(\omega_{ie} \otimes r\right) \qquad \text{(E.12)}$$

Nesta equação f representa a aceleração denominada força específica, na qual o sistema de navegação está submetido, enquanto que $\omega_{ie} \otimes v_e$ representa a aceleração causada pela velocidade do veículo movendo-se sobre a Terra, sendo que esta aceleração é geralmente chamada de

aceleração de Coriolis. O termo $\omega_{ie} \otimes (\omega_{ie} \otimes r)$ define a aceleração centrípeta devido à rotação da Terra.

A soma vetorial da aceleração gravitacional g e da aceleração centrípeta constitui uma componente gravitacional denominada gravidade local "g_l", ou seja, esta gravidade é aquela em que um prumo fica normal a superfície em qualquer ponto do globo terrestre, como mostra a figura E.2.

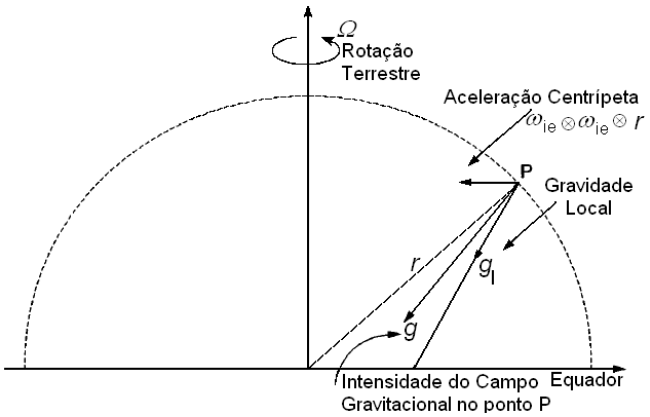


Figura E.2 – Aceleração centrípeta e gravidade local, baseada em Titterton e Weston, 2004

Analisando-se a figura E.2, conclui-se que $g = g_l + \omega_{ie} \otimes (\omega_{ie} \otimes r)$; e substituindo o na equação (E.12), obtém-se:

$$\left[\frac{dv_e}{dt}\right]_i = \mathrm{f} - \omega_{ie} \otimes v_e + g_l \tag{E.13}$$

Esta equação pode ser expressa no sistema inercial, por:

$$\dot{v}_e^i = \mathrm{f}^i - \omega_{ie}^i \otimes v_e^i + g_l^i \tag{E.14}$$

Como os acelerômetros medem a força específica no sistema de coordenadas da plataforma, é necessário aplicar uma transformação de coordenadas. Assim a equação (E.14), pode ser expressa como:

$$\dot{v}_e^i = C_p^i \mathrm{f}^p - \omega_{ie}^i \otimes v_e^i + g_l^i \tag{E.15}$$

E.4 – MODELAGEM DA NAVEGAÇÃO NO SISTEMA DE COORDENADAS TERRESTRE, ECEF

Neste sistema, a velocidade de deslocamento terrestre v_e é expressa ou projetada em um sistema de coordenadas denominado Terra-Centralizada, Terra-fixa (ECEF), e passa a ser denominada v_e^e. Através da equação de Coriolis, sabe-se que a taxa de variação da velocidade terrestre, v_e, em relação à Terra, pode ser expressa em termos do sistema inercial.

$$\left[\frac{dv_e}{dt}\right]_e = \left[\frac{dv_e}{dt}\right]_i - \omega_{ie} \otimes v_e \tag{E.16}$$

A derivada da velocidade em relação ao referencial é:

$$\left[\frac{dv_e}{dt}\right]_i = \mathrm{f} - \omega_{ie} \otimes v_e + g_l \tag{E.17}$$

e substituindo-a na equação (E.16), obtém-se a equação da navegação inercial no sistema de coordenadas Terra-Centralizada Terra-Fixa (ECEF),

$$\left[\frac{dv_e}{dt}\right]_e = \mathrm{f} - \omega_{ie} \otimes v_e + g_l - \omega_{ie} \otimes v_e \tag{E.18}$$

$$\left[\frac{dv_e}{dt}\right]_e = \mathrm{f} - 2\omega_{ie} \otimes v_e + g_l \tag{E.19}$$

que pode ser expressa no sistema ECEF, por:

$$\dot{v}_e^e = \mathrm{f}^e - 2\omega_e^e \otimes v_e^e + g_l^e \tag{E.20}$$

Para corrigir as saídas dos acelerômetros que fornecem a força especifica no sistema da plataforma, aplica-se a transformação de coordenadas e obtém-se:

$$\dot{v}_e^e = C_p^e \mathrm{f}^p - 2\omega_{ie}^e \otimes v_e^e + g_l^e \tag{E.21}$$

onde C_p^e é a matriz de rotação usada para transformar o vetor força específica no sistema da plataforma para o sistema ECEF (Terra-Fixa). Esta matriz se propaga no tempo através da equação:

$$\dot{C}_p^e = C_p^e \Omega_{ep}^p \tag{E.22}$$

onde Ω_{ep}^p é a forma anti-simétrica $A^T = -A$ de ω_{ep}^p que é a matriz das velocidades angulares dos giroscópios em relação ao sistema de coordenadas ECEF. Esta matriz é obtida derivando-se as velocidades angulares que são expressas no sistema de coordenadas da plataforma ω_{ip}^p, e a velocidade de rotação terrestre ω_{ie}^e, que é expressa no sistema ECI e projetada no sistema de coordenadas ECEF.

$$\omega_{ep}^p = \omega_{ip}^p - C_e^p \omega_{ie}^e \tag{E.23}$$

onde: $C_e^p = \left[C_p^e\right]^T$.

Apêndice F – CÁLCULO DA VELOCIDADE NO SISTEMA DE COORDENADAS LLA

A velocidade da plataforma em torno da terra pode ser representada pela equação (F.1). Para justificá-la utiliza-se a figura 3.4 e a figura F.1.

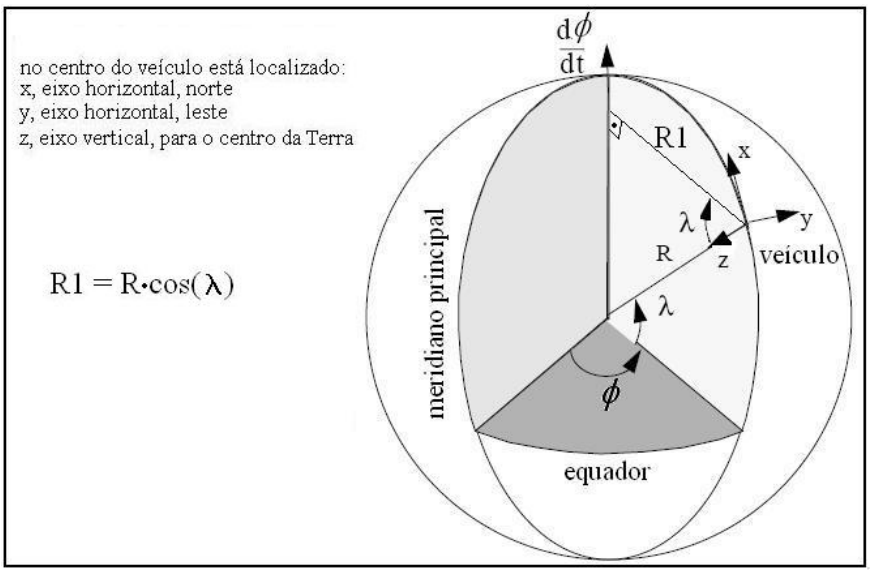


Figura F.1 – Definição da latitude, longitude e do raio a que elas estão sujeitas, baseada em Kelly,1996.

Para melhor observação da taxa da longitude, na a figura F.2 é apresentado um corte paralelo ao equador e que passa pelo veículo. Deste modo, pode-se expressar esta taxa em função de R_1 e V_E .

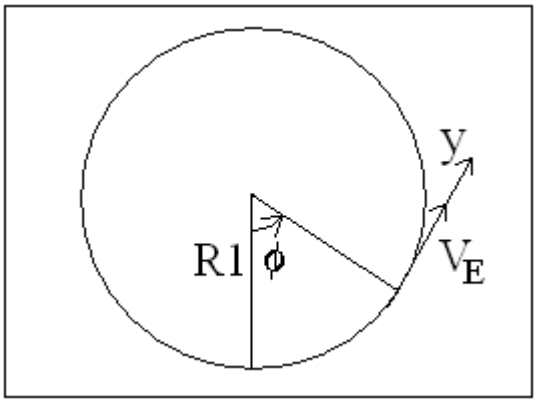


Figura F.2 – Corte paralelo ao equador na região do veículo

$$\begin{bmatrix} \dot{\lambda} \\ \dot{\phi} \\ \dot{h} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{V_N}{R} \\ \frac{V_E}{R_1} \\ -V_D \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{V_N}{R} \\ \frac{V_E}{R\cos(\lambda)} \\ -V_D \end{bmatrix} \tag{F.1}$$

Sendo que R é a soma da altitude do veículo e o Raio da Terra, tem-se:

$$\begin{bmatrix} \dot{\lambda} \\ \dot{\phi} \\ \dot{h} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{V_N}{(R_T + h)} \\ \frac{V_E}{(R_T + h)\cos(\lambda)} \\ -V_D \end{bmatrix} \tag{F.2}$$

É notório que a Terra não é perfeitamente esférica, deste modo, para realizar uma modelagem mais consistente com a realidade e obtermos uma acurácia melhor durante a navegação, há a necessidade de modelarmos a Terra como se ela fosse um elipsóide, a fim de nos aproximarmos melhor da geometria verdadeira da Terra, esta modelagem foi proposta pelo comitê “World Geodetic System” em sua convenção de 1984 (WGS-84), como ilustra a figura F.3.

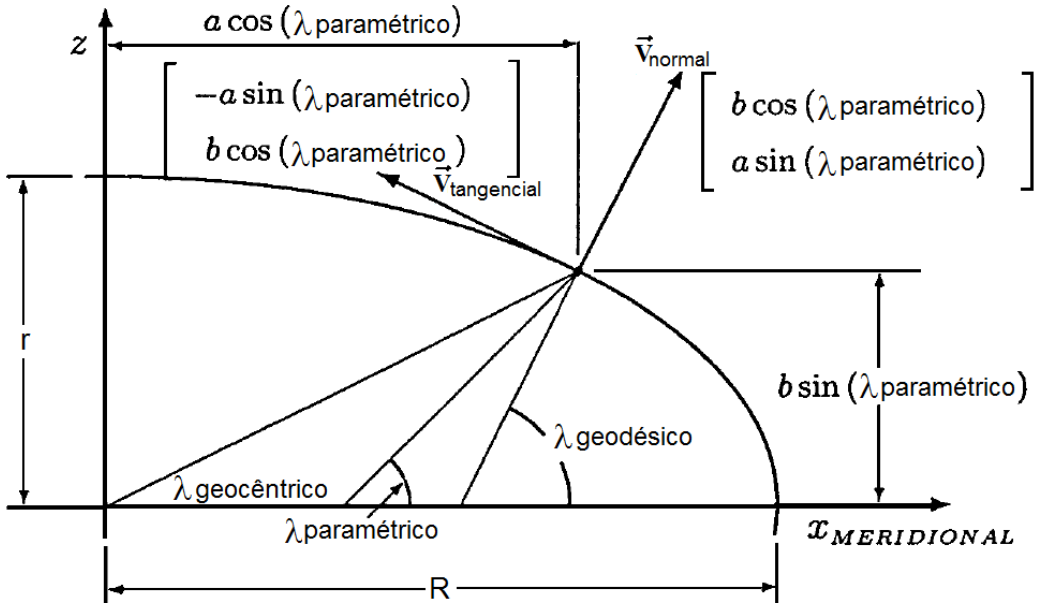


Figura F.3 – Perfil elíptico aproximado da Terra (GREWAL, 2001)

Desta forma, modelando a Terra de acordo com um elipsóide, as taxas de latitude e da longitude podem ser expressas em função do raio meridiano de curvatura (R_λ) e do raio transversal de curvatura (R_ϕ).

$$\begin{bmatrix} \dot{\lambda} \\ \dot{\phi} \\ \dot{h} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dfrac{V_N}{(R_\lambda + h)} \\ \dfrac{V_E}{(R_\phi + h)cos(\lambda)} \\ -V_D \end{bmatrix} \tag{F.3}$$

onde:

$$R_\lambda = \frac{R(1-e^2)}{\left(1-e^2(\sin(\lambda))^2\right)^{3/2}} \tag{F.4}$$

$$R_{\phi} = \frac{R}{\left(1 - e^2 \left(\sin\left(\lambda\right)\right)^2\right)^{1/2}} \tag{F.5}$$

O raio de curvatura médio será $R_T = (R_\lambda R_\phi)^{1/2}$ e a excentricidade do elipsóide, $e = 0.08188191908426$. Nesta representação, $\lambda = \lambda_{geodésico}$.

Tabela F.1 – Parâmetros do equacionamento do formato da Terra

Parâmetro	Definição	Magnitude	Unidade
R	Semi-eixo maior (Raio Equatorial)	6378137,0	[m]
$r = R(1 - f)$	Semi-eixo menor (Raio Polar)	6356752,3142	[m]
$f = \frac{R - r}{R}$	Achatamento da elipsóide	$\frac{1}{298,257223563}$	--
$e = \sqrt{f\left(2 - f\right)}$	Excentricidade do elipsóide	0,0818191908426	--
Ω	Rotação da Terra	7,292115e-6 ou 15,041067	[rad/s] ou [º/h]

Apêndice G – Procedimento Experimental

G.1 – Ensaio com um Veículo Automotivo

O procedimento experimental apresentado tem por objetivo desenvolver uma metodologia simples de alinhamento da AHRS com o movimento longitudinal do automóvel.

Primeiramente estacionou-se o automóvel em uma região plana, com a finalidade de se obter ângulos de roll e pitch próximos de zero. Em seguida, definiu-se uma região do veículo para se fixar a AHRS, considerando-se a influência dos mecanismos do automóvel no campo magnético terrestre. Após este estudo, constatou-se que esta região se situava na traseira do veículo. Além disto, optou-se por um ponto onde houvesse alguma superfície de referência para facilitar o alinhamento com o eixo de movimento do veículo, e que ainda estivesse sobre a linha do eixo traseiro, pois sobre este eixo não há acelerações laterais, quando o automóvel está em velocidade baixa, assim, optou-se pela região representada pela figura 5.31.

Após fixar a AHRS no veículo, fez-se a calibração 2D de seus magnetômetros. Para isto, optou-se por uma região plana onde o veículo automotivo poderia se locomover em círculos, por exemplo, uma rotatória. Utilizando-se do software de calibração dos magnetômetros da AHRS, amostraram-se ± 3000 pontos. Posteriormente estes dados de calibração foram armazenados em uma memória permanente da AHRS (memória flash).

Por fim, tentou-se realizar uma correção fina, via software, do erro de alinhamento do ângulo de yaw, para isto, percorreu-se em linha reta por três minutos a Av.Prof. Luciano Gualberto, posteriormente, calculou-se a média do ângulo de rumo aquisitada pela AHRS (considerando o norte geográfico) e comparou-a com a média obtida a partir do GPS. Com a diferença destas médias (erro de alinhamento) fez a correção do ângulo de yaw de forma a se tentar minimizar o erro de alinhamento da AHRS com o eixo longitudinal do movimento do automóvel.

G.2 – Ensaio Estático com os Sensores que serão Embarcados no AUV Pirajuba.

Neste ensaio, fixaram-se os sensores USBL e DVL em uma estrutura metálica sobre o tanque, já a AHRS e os ARMs foram fixados sobre uma mesa, observe a figura G.1 que representa o ensaio realizado.

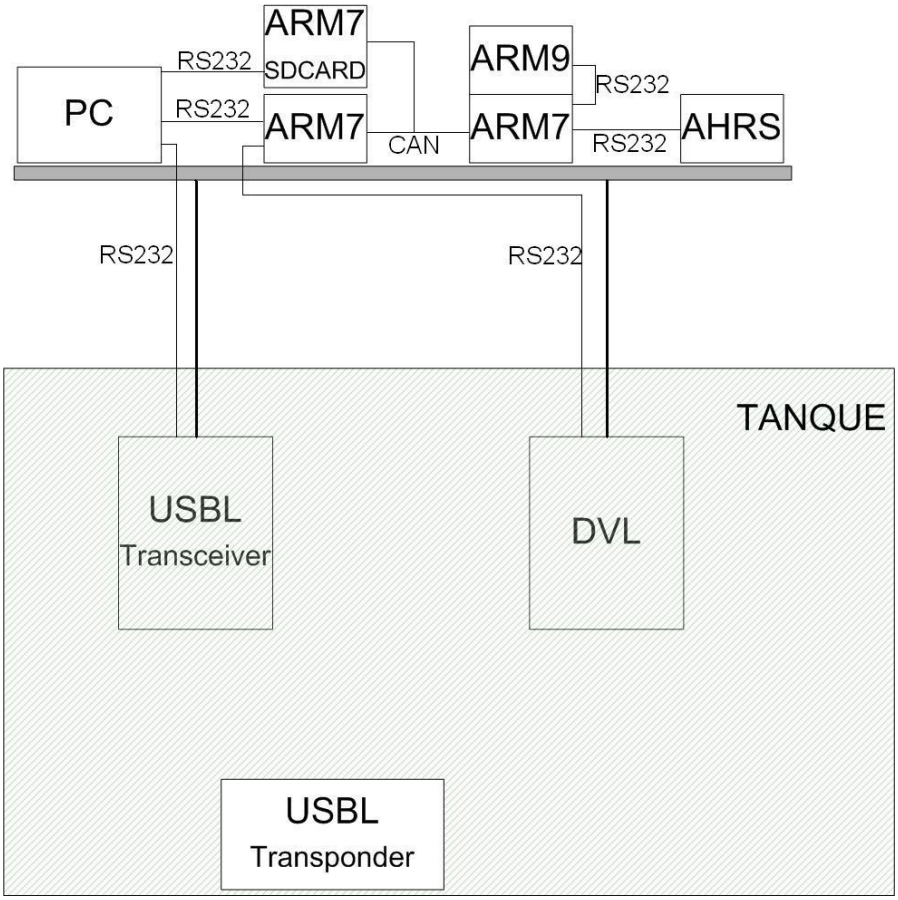


Figura G.1 – Esquemático representativo do ensaio estático

Inicialmente aquisitou-se por um minuto o DVL e a ARHS para que se comparar seus ângulos de atitude, posteriormente, com a média destes ângulos realizou-se um alinhamento manual destes ângulos de forma a deixar-los com médias próximas, e em seguida deu-se início ao ensaio estático.

Anexo A – Características da IMU

Os dados a seguir, foram extraídos de SBG SYSTEMS (2009).

Atitude	Especificação
Acurácia estática	± 0.5° (ângulos de Roll e Pitch) ± 1° (ângulos de Yaw/Rumo)
Acurácia dinâmica	± 2° RMS
Resolução	<0.05°
Frequência de aquisição	0.01 a 100 Hz

Características dos sensores inerciais	Intervalo de medição	"Bias"/Viés	Densidade de Ruído
Acelerômetro	$\pm 3g$ [1]	$\pm 4mg$ [1]	$0.25mg$ [1] $/\sqrt{Hz}$
Giroscópio	± 300 °/s	± 1 °/s; sem FK[2] ± 0.1 °/s; com FK[2]	0.05 ° $/s/\sqrt{Hz}$
Magnetômetro	± 1.2 Gauss	± 0.5 mGauss	0.01 mGauss $/\sqrt{Hz}$

g '1' aceleração da gravidade; FK'2' filtro de Kalman do sensor AHRS

Anexo B – Características do DVL

Os dados a seguir, foram extraídos de LINKQUEST INC (2006).

Velocidade	Especificação
Acurácia	0.2% ± 1 mm/s
Máxima taxa de Ping	5/segundo
Máxima altitude	110 m
Mínima altitude	0.3 m
Atitude	**Especificação**
Acurácia da bússola	± 2°
Acurácia do ângulo de roll e pitch	± 0.5° até 15°
Comunicação	RS422 ou RS232

Anexo C – Características do USBL

Os dados a seguir, foram extraídos do manual do fabricante, LinkQuest.

USBL TrackLink 1500 HA	Especificações
Comunicação:	RS232; 1 start bi, 1 stop bit, sem paridade e fluxo de controle
Acurácia de posição:	0.25° (melhor que 0.5% do alcance)
Acurácia do alcance:	0.2 m
Largura do feixe de operação:	120°
Faixa de trabalho com ruído do barco:	até 1000 m
Máxima profundidade do transceiver:	até 20 m
Taxa da comunicação acústica (opcional):	até 19200 baud
Período das interrogações:	Mínima: 1.2 segundos Máxima: 60 segundos