



Ministério da  
Ciência e Tecnologia



INPE-15763-TDI/1506

**MECANIZAÇÃO DE CENTRAL DE NAVEGAÇÃO  
INERCIAL COM DADOS A PARTIR DA INTEGRAÇÃO  
DE IMU MEMS E RECEPTOR GPS**

Walter Einwoegerer

Dissertação de Mestrado do Curso de Pós-Graduação em Engenharia e Tecnologia Espaciais/Mecânica Espacial e Controle, orientada pelos Drs. Hélio Koiti Kuga e Paulo Giácomo Milani, aprovada em 23 de março de 2009.

Registro do documento original:

<<http://urlib.net/sid.inpe.br/mtc-m18@80/2009/03.03.15.06>>

INPE  
São José dos Campos  
2009

**PUBLICADO POR:**

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE

Gabinete do Diretor (GB)

Serviço de Informação e Documentação (SID)

Caixa Postal 515 - CEP 12.245-970

São José dos Campos - SP - Brasil

Tel.:(012) 3945-6911/6923

Fax: (012) 3945-6919

E-mail: [pubtc@sid.inpe.br](mailto:pubtc@sid.inpe.br)

**CONSELHO DE EDITORAÇÃO:****Presidente:**

Dr. Gerald Jean Francis Banon - Coordenação Observação da Terra (OBT)

**Membros:**

Dr<sup>a</sup> Maria do Carmo de Andrade Nono - Conselho de Pós-Graduação

Dr. Haroldo Fraga de Campos Velho - Centro de Tecnologias Especiais (CTE)

Dr<sup>a</sup> Inez Staciarini Batista - Coordenação Ciências Espaciais e Atmosféricas (CEA)

Marciana Leite Ribeiro - Serviço de Informação e Documentação (SID)

Dr. Ralf Gielow - Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPT)

Dr. Wilson Yamaguti - Coordenação Engenharia e Tecnologia Espacial (ETE)

**BIBLIOTECA DIGITAL:**

Dr. Gerald Jean Francis Banon - Coordenação de Observação da Terra (OBT)

Marciana Leite Ribeiro - Serviço de Informação e Documentação (SID)

Jefferson Andrade Ancelmo - Serviço de Informação e Documentação (SID)

Simone A. Del-Ducca Barbedo - Serviço de Informação e Documentação (SID)

**REVISÃO E NORMALIZAÇÃO DOCUMENTÁRIA:**

Marciana Leite Ribeiro - Serviço de Informação e Documentação (SID)

Marilúcia Santos Melo Cid - Serviço de Informação e Documentação (SID)

Yolanda Ribeiro da Silva Souza - Serviço de Informação e Documentação (SID)

**EDITORAÇÃO ELETRÔNICA:**

Viveca Sant´Ana Lemos - Serviço de Informação e Documentação (SID)



Ministério da  
Ciência e Tecnologia



INPE-15763-TDI/1506

**MECANIZAÇÃO DE CENTRAL DE NAVEGAÇÃO  
INERCIAL COM DADOS A PARTIR DA INTEGRAÇÃO  
DE IMU MEMS E RECEPTOR GPS**

Walter Einwoegerer

Dissertação de Mestrado do Curso de Pós-Graduação em Engenharia e Tecnologia Espaciais/Mecânica Espacial e Controle, orientada pelos Drs. Hélio Koiti Kuga e Paulo Giácomo Milani, aprovada em 23 de março de 2009.

Registro do documento original:

<<http://urlib.net/sid.inpe.br/mtc-m18@80/2009/03.03.15.06>>

INPE  
São José dos Campos  
2009

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

---

Einwoegerer, Walter.  
E68m Mecanização de central de navegação inercial com dados a partir da integração de IMU MEMS e receptor GPS / Walter Einwoegerer. – São José dos Campos : INPE, 2009.  
142p. ; (INPE-15763-TDI/1506)

Dissertação (Mestrado em Mecânica Espacial e Controle) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2009.

Orientadores : Drs. Hélio Koiti Kuga e Paulo Giácomo Milani.

1. Unidade de Medida Inercial (UMI). 2. Micro Electro-Mechanical System (MEMS). 3. Global Positioning System (GPS). 4. Filtro de Kalman Sigma-Ponto (FKSP). 5. Central de Navegação Inercial (CNI). I.Título.

CDU 629.7.05

---

Copyright © 2009 do MCT/INPE. Nenhuma parte desta publicação pode ser reproduzida, armazenada em um sistema de recuperação, ou transmitida sob qualquer forma ou por qualquer meio, eletrônico, mecânico, fotográfico, reprográfico, de microfilmagem ou outros, sem a permissão escrita da Editora, com exceção de qualquer material fornecido especificamente no propósito de ser entrado e executado num sistema computacional, para o uso exclusivo do leitor da obra.

Copyright © 2009 by MCT/INPE. No part of this publication may be reproduced, stored in a retrieval system, or transmitted in any form or by any means, electronic, mechanical, photocopying, recording, microfilming or otherwise, without written permission from the Publisher, with the exception of any material supplied specifically for the purpose of being entered and executed on a computer system, for exclusive use of the reader of the work.

Aprovado (a) pela Banca Examinadora  
em cumprimento ao requisito exigido para  
obtenção do Título de Mestre em  
Engenharia e Tecnologia Espaciais/Mecânica  
Espacial e Controle

Dr. Ulisses Thadeu Vieira Guedes



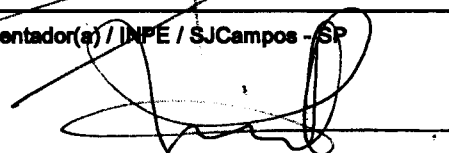
Presidente / INPE / SJC Campos - SP

Dr. Hélio Kolti Kuga



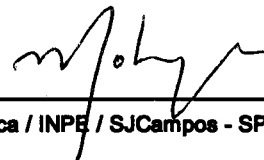
Orientador(a) / INPE / SJC Campos - SP

Dr. Paulo Giacomio Milani



Orientador(a) / INPE / SJC Campos - SP

Dr. Marcelo Lopes de Oliveira e Souza



Membro da Banca / INPE / SJC Campos - SP

Dr. Julio Kiyoshi Hasegawa



Convidado(a) / UNESP / Presidente Prudente - SP

Aluno (a): Walter Einwoegerer

São José dos Campos, 27 de março de 2009



*'Um pouco de ciência nos afasta de Deus. Muito, nos aproxima.'*

*Louis Pasteur*





*A meus pais  
Josef e Maria*



## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço ao Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE pela oportunidade de viabilizar este estudo e pela utilização de sua infra-estrutura para que este trabalho pudesse se realizar.

Agradeço ao orientador Dr. Hélio Koiti Kuga pela orientação acadêmica, pelos preciosos ensinamentos na parte de estimação e pela enorme paciência despendida ao longo deste trabalho.

Agradeço ao co-orientador Dr. Paulo Giácomo Milani sempre presente, pelo incentivo e ajuda na execução deste trabalho, bem como pela sua amizade ao longo destes anos, muito importante para mim.

Aos membros da banca examinadora pela análise, crítica e sugestões ao presente trabalho.

A todos os colegas do DMC e amigos com os quais convivi ao longo destes anos e me ajudaram direta ou indiretamente.

À minha esposa Angelika e as minhas filhas Cristine e Caroline pela compreensão que tiveram durante a execução deste trabalho.

A meus pais, por terem me educado para vencer mais esta etapa na vida.



## RESUMO

Esta dissertação visa apresentar um procedimento de integração das informações de aceleração e taxa angular de uma Unidade de Medida Inercial (UMI) de baixo custo, com tecnologia Micro Electro-Mechanical System (MEMS) às medidas de posição e velocidade obtidas de um receptor GPS. Para tal detalham-se as equações diferenciais que foram utilizadas para integrar o movimento e a atitude de um sistema móvel na configuração solidária à plataforma (strapdown); os procedimentos de alinhamento dessa mesma UMI MEMS em um simulador dinâmico servo-assistido de precisão de 3 eixos para análise de desempenho nas condições estática e semi-dinâmica; a forma de obtenção dos parâmetros para a calibração da UMI através de algoritmo apropriado utilizando o método da filtragem estocástica de Kalman Sigma-Ponto, verificando seu desempenho e comparando resultados. Na seqüência, descrevem-se os resultados obtidos da integração de medidas da UMI a um receptor GPS em condições dinâmicas. O algoritmo baseado no Filtro de Kalman Sigma-Ponto foi desenvolvido para aplicação à navegação a fim de realizar a fusão das informações de posição e velocidade via GPS e as coordenadas calculadas através da UMI.



# **INERTIAL NAVIGATION MECHANIZATION THROUGH THE INTEGRATION OF AN IMU MEMS AND A GPS RECEIVER**

## **ABSTRACT**

The proposal of this work is to present a procedure for integration of the acceleration and angular rate measurements of a low cost Inertial Measurement Unit (IMU) based on MEMS (Micro Electro-Mechanical System) technology with position and speed data from a GPS receiver. Then, it details the equations that have been used to integrate the movement and the attitude of a system in strapdown configuration, the alignment procedures of a IMU MEMS in a precision 3 axis servo table for the analysis of the static and semi-dynamic conditions, the way to obtain the IMU calibration through appropriate algorithm using the method of the Sigma-Point Kalman filter, verifying its performance and comparing results. After it also describes the results using the IMU and GPS simultaneously in dynamic conditions. A Sigma-Point Kalman Filter algorithm was developed for navigation application in order to execute the fusion of the GPS position and speed information with the coordinates calculated from the IMU.





## SUMÁRIO

	<u>Pág.</u>
LISTA DE FIGURAS .....	
LISTA DE TABELAS .....	
LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS .....	
LISTA DE SÍMBOLOS.....	
<b>1 INTRODUÇÃO.....</b>	<b>27</b>
1.1 Motivação.....	27
1.2 Objetivos .....	28
1.3 Justificativa do trabalho.....	28
1.4 Etapas seguidas.....	29
<b>2 REVISÃO DA LITERATURA E CONCEITOS .....</b>	<b>31</b>
2.1 Conceitos básicos sobre os equipamentos utilizados .....	31
2.1.1 UMI MEMS.....	31
2.1.1.1 Características da UMI MEMS utilizada .....	35
2.1.2 Simulador dinâmico servo-assistido em três eixos.....	36
2.1.2.1 Características do simulador dinâmico em três eixos utilizado .....	37
2.1.3 Receptor GPS .....	38
2.1.3.1 Características do receptor GPS utilizado.....	40
2.2 Conceitos sobre os erros envolvidos.....	41
2.2.1 Principais fontes de erro comuns aos sensores usados.....	42
2.2.2 Erros associados ao receptor GPS .....	44
2.3 Conceitos sobre a mecanização da Central de Navegação Inercial .....	46
2.3.1 Referenciais .....	47
2.3.2 Transformações entre sistemas de coordenadas.....	49
2.3.3 Equações dinâmicas .....	50
2.3.3.1 Integração do movimento.....	50
2.3.3.2 Integração da atitude.....	53
2.4 Conceitos sobre a estimação de estados.....	59
2.5 Ambiente de programação .....	76
<b>3 METODOLOGIA.....</b>	<b>77</b>
3.1 Considerações .....	77
3.2 Formulação do problema.....	78
3.2.1 Determinação do <i>bias</i> dos acelerômetros e derivas dos giroscópios em condição estática.....	79
3.2.2 Determinação dos <i>bias</i> dos acelerômetros e deriva dos giroscópios em condição semi-dinâmica .....	79
3.2.3 Integração da UMI-MEMS ao GPS .....	79

3.3	Etapas do trabalho .....	80
<b>4</b>	<b>EXPERIMENTOS E RESULTADOS OBTIDOS.....</b>	<b>85</b>
4.1	Determinação do <i>bias</i> dos acelerômetros e derivas dos giroscópios em condição estática.....	85
4.1.1	Montagem do experimento.....	85
4.1.2	Estimações no Matlab® .....	87
4.1.3	Análise dos resultados obtidos.....	89
4.1.4	Comentários .....	90
4.2	Determinação dos <i>bias</i> dos acelerômetros e deriva dos giroscópios em condição semi-dinâmica .....	92
4.2.1	Montagem do experimento.....	92
4.2.2	Estimações no Matlab®.....	92
4.2.3	Análise dos resultados obtidos.....	93
4.2.4	Comentários .....	94
4.3	Comparação entre integração das equações de atitude e movimento diretamente e pelo Filtro de Kalman Sigma-Ponto desenvolvido .....	95
4.3.1	Comentários .....	98
4.4	Integração da IMU-MEMS ao GPS .....	99
4.4.1	Montagem do experimento.....	99
4.4.2	Características do experimento.....	100
4.4.3	Estrutura básica do algoritmo.....	104
4.4.4	Medidas feitas com GPS.....	105
4.4.5	Resultados obtidos no Matlab®.....	110
4.4.5.1	Caso 1 – Considerando todas as leituras obtidas pelo receptor GPS como válidas.....	111
4.4.5.2	Caso 2 - Considerando apenas as leituras obtidas pelo receptor GPS com $Pdop \leq 5$ .....	114
4.4.5.3	Análise de erros .....	116
4.4.5.4	Resposta do filtro e tempo de convergência.....	119
4.4.5.5	Análise dos resultados obtidos .....	119
4.4.5.6	Comentários .....	120
<b>5</b>	<b>CONSIDERAÇÕES SOBRE O ALGORITMO .....</b>	<b>121</b>
5.1	Utilização do Profiler do Matlab® .....	121
5.2	Facilidades na inclusão de outras formas de atualização e/ou controle... ..	122
5.3	Comparação entre tempos de processamento no FORTRAN e no MATLAB® .....	123
<b>6</b>	<b>CONCLUSÕES.....</b>	<b>125</b>
6.1	Trabalhos futuros .....	126
	<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....</b>	<b>127</b>
	<b>APÊNDICE A - Valores utilizados no algoritmo para o caso estático e semi-dinâmico .....</b>	<b>131</b>

<b>APÊNDICE B - Parâmetros WGS-84</b> .....	<b>133</b>
<b>APÊNDICE C - Aceleração de Coriolis</b> .....	<b>135</b>
<b>APÊNDICE D - Oscilação de Schuler</b> .....	<b>137</b>
<b>APÊNDICE E - Fluxogramas</b> .....	<b>139</b>



## LISTA DE FIGURAS

	<u>Pág.</u>
2.1 - UMI-MEMS Crossbow CD400-200 .....	35
2.2 - Simulador dinâmico servo assistido e controlador ACL/3000.....	38
2.3 - Conjunto receptor GPS Ashtech Z-12, bateria e antena .....	41
2.4 - Sistema de Referência ECEF .....	47
2.5 - Sistema de Referência NED .....	48
2.6 - Ciclo do Filtro de Kalman.....	64
2.7 - Diagrama UMI/GPS e integração ao FKSP .....	74
2.8 - Tempos fornecidos pela UMI e pelo GPS.....	75
3.1 - Ciclo de predição e correção do algoritmo.....	84
4.1 - UMI MEMS montada sobre o simulador de três eixos e referência da UMI.....	86
4.2 - Bias dos acelerômetros e derivas dos giros obtidos pelo FKSP a uma taxa de amostragem de 20 Hz com valores iniciais nulos e maior valor para a covariância inicial .....	87
4.3 - Bias dos acelerômetros e derivas dos giros obtidos pelo FKSP a uma taxa de amostragem de 20 Hz com valores iniciais obtidos da etapa anterior e menor valor para a covariância .....	87
4.4 - Bias dos acelerômetros e derivas dos giros obtidos pelo FKSP a uma taxa de amostragem de 133 Hz com valores iniciais nulos.....	88
4.5 - Bias dos acelerômetros e derivas dos giros obtidos pelo FKSP a uma taxa de amostragem de 133 Hz com valores iniciais para média e covariância obtidos da etapa anterior (Fig. 4.4) .....	88
4.6 - Bias e derivas obtidos para o caso semi-dinâmico.....	93
4.7 - Valores de bias e derivas para o caso semi-dinâmico com condições iniciais a partir da Tabela 4.3.....	94
4.8 - Receptor GPS, conjunto UMI/bateria e computador .....	99
4.9 - Vista aérea do trajeto percorrido .....	101
4.10 - Formato do arquivo de dados do GPS.....	102
4.11 - Formato do arquivo dos dados da UMI.....	103
4.12 - Trajetória percorrida pelo veículo fornecida pelo GPS.....	105
4.13 - Latitude fornecida pelo receptor GPS ao longo da trajetória percorrida.....	107
4.14 - Longitude fornecida pelo receptor GPS ao longo da trajetória percorrida .....	107
4.15 - Altitude fornecida pelo receptor GPS ao longo da trajetória .....	108
percorrida.....	108
4.16 - Pdop (position dilution of precision) fornecida pelo receptor GPS ao longo da trajetória.....	108
4.17 - Trajetória percorrida GPS X Algoritmo sem filtragem de medidas do receptor GPS.....	111
4.18 - Região de interesse devido á perda de sinal GPS .....	112
4.19 - Resíduos entre medidas GPS e a trajetória obtida através do conjunto UMI/GPS para o caso 1 no trecho P1 a P2 .....	113
4.20 - Trajetória comparativa GPS x Algoritmo com filtragem GPS .....	114
4.21 - Detalhe da região com perda do sinal GPS e resposta do filtro .....	115

4.22 - Resíduos entre medidas GPS e a trajetória obtida através do conjunto UMI/GPS para o caso 2 no trecho P1 a P2 .....	116
4.23 - Trecho percorrido subdividido em regiões de interesse para estudo .....	117
5.1 - Tempos de execução .....	121
C.1 - Força de Coriolis .....	135
D.1 - Oscilação de Schuler devido a erro de posição .....	137
E.1 - Fluxograma para a determinação de bias e derivas desenvolvido para os casos estático e semi-dinâmico .....	139
E.2 - Rotina principal do algoritmo UMI/GPS.....	140
E.3 - Rotina para obtenção de tempos próximos TIMU e GPS.....	141
E.4 - Subrotinas UKF utilizadas .....	142

## LISTA DE TABELAS

	<u>Pág.</u>
2.1 - Especificações da UMI-MEMS CROSSBOW CD400-200.....	36
2.2- Características do simulador CONTRAVES/ACUTRONIC53M-2B .....	38
3.1 – Distribuição das atividades para a realização do experimento .....	27
4.1 – Valores obtidos de bias e derivas para a UMI-MEMS em condição estática e a diferentes taxas de amostragem.....	89
4.2 - Erros do FKSP para o caso estático .....	90
4.3 - Valores obtidos de <i>bias</i> e derivas para a IMU-MEMS em condição semi- .....	93
4.4 - Valores de bias e derivas utilizados .....	96
4.5 - Comparação de integração das equações diferenciais obtidas com a UMI mantida em condição estática.....	97
4.6 - Coordenadas de referência para o experimento UMI/GPS .....	102
4.7 - Tempos correspondentes a cada etapa e respectivas atividades.....	106
4.8 - Subdivisão da trajetória para os respectivos intervalos de tempos .....	117
4.9 - Tabela de erros médios e desvios-padrão.....	27
4.10 - Intervalos de perda de sinal GPS e tempo de convergência.....	119





## LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

A/D	Analog to Digital converter
CNI	Central de Navegação Inercial
CPD	Carrier Phase Differential
DGPS	Differential Global Positioning System
DoD	Departament of Defense
DOP	Dilution of Precision
ECEF	Earth Centered Earth Fixed
EKF	Extended Kalman Filter
FK	Filtro de Kalman
FKSP	Filtro de Kalman Sigma-Ponto
GDOP	Geometric Dilution of Precision
GMT	Greenwich Mean Time
GPS	Global Positioning System
HDOP	Horizontal Dilution of Precision
IMU	Inertial Measurement Unit
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
INS	Inertial Navigation System
LABSIM	Laboratório de Simulação
MEMS	Micro Electro-Mechanical System
NED	Abreviatura do referencial North-East-Down
NEMS	Nano Electro-Mechanical System
PDOP	Position Dilution of Precision
RK4	Runge-Kutta de Quarta Ordem
SA	Selective Availability
SD	Selective Deniability
TDOP	Time Dilution of Precision
TGPS	Tempo em que ocorreu uma medida GPS
TIMU	Tempo em que ocorreu uma dada amostragem da UMI
UKF	Unscented Kalman Filter
UMI	Unidade de Medida Inercial
VDOP	Vertical Dilution of Precision
WGS-84	World Geodetic System of 1984



## LISTA DE SÍMBOLOS

$\bar{F}$	Matriz do sistema dinâmico
$G$	Matriz de adição de ruído dinâmico
$H_k$	Matriz de relação entre as medidas e os estados no instante $t_k$
$H_k^T$	Matriz transposta de $H_k$
$I$	Matriz identidade
$K_k$	Ganho de Kalman no instante $t_k$
$L$	Matriz fatorada de $P$ por <i>Decomposição de Cholesky</i>
$\bar{P}_k$	Matriz de covariância propagada para o instante $t_k$
$\hat{P}_k$	Matriz de covariância atualizada no instante $t_k$
$Q$	Matriz de densidade espectral de potência dos ruídos dinâmicos
$R_k$	Matriz de covariância do ruído das medidas no instante $t_k$
$W$	Matriz de pesos
$w$	Ruído dinâmico contínuo do sistema
$v$	Ruído sobre a medida
$a$	Semi-eixo maior
$b$	Semi-eixo menor
$e$	Excentricidade
$f$	Fator de achatamento
$m$	Número de medidas ou observações
$n$	Número de estados
$\bar{x}$	Vetor de estado
$\bar{x}_0$	Vetor de estado inicial
$\bar{x}_k$	Vetor de estado propagado para o instante $t_k$
$\hat{x}_k$	Vetor de estado atualizado no instante $t_k$
$\bar{y}_k$	Vetor de medidas ou observações no instante $t_k$
$E[\bullet]$	Operador Esperança
$\sqrt{q_{vv}}$	Densidade espectral de potência do ruído aplicado à equação diferencial estocástica de velocidade
$\sqrt{q_{\theta\theta}}$	Densidade espectral de potência do ruído aplicado à equação diferencial estocástica de taxa de atitude
$\sqrt{q_{b_a b_a}}$	Densidade espectral de potência do ruído aplicado à equação diferencial estocástica dos bias dos acelerômetros
$\sqrt{q_{b_g b_g}}$	Densidade espectral de potência do ruído aplicado à equação diferencial estocástica das derivas dos giroscópios
$\varphi_{k,k-1}$	Matriz de transição do estado do instante $t_{k-1}$ ao instante $t_k$

$\delta(t - \tau)$

Função delta de Dirac

# 1 INTRODUÇÃO

## 1.1 Motivação

Este trabalho tem por motivação a possibilidade da utilização de uma Unidade de Medida Inercial (UMI) baseada em tecnologia *Micro Electro-Mechanical System* (MEMS) que, devido à grande disponibilidade e crescente barateamento, quando integrada com medidas do sistema GPS, permite implementar aplicações de navegação de baixo custo como as unidades de navegação UMI/GPS.

Uma desvantagem na utilização de Unidades de Medidas Inerciais (UMI) isoladamente, mesmo as mais precisas, é devida ao fato de não ser uma tecnologia cuja precisão seja independente do tempo e, conseqüentemente, os sistemas de navegação inerciais que as empregam tipicamente sofrem de erros acumulados ao longo do período de medição. Todos os erros na medida, mesmo que pequenos, são acumulados levando a erros crescentes em relação à posição e velocidade medidas ao longo do tempo.

Para compensar esse tipo de limitação pretende-se atingir o domínio das técnicas de mecanização de Centrais de Navegação Inercial (CNI), permitindo o estudo da calibração de sensores inerciais, a determinação dos erros envolvidos, seus parâmetros e os parâmetros da Central de Navegação. Isto possibilitará a implementação de um algoritmo de navegação e sua integração a outros equipamentos que permitam compensar a perda acumulada da precisão na determinação de posição, velocidade e atitude. O equipamento comumente considerado para este tipo de integração é o receptor GPS que, por suas características intrínsecas, fornece informações de mesma natureza, mas complementares aos da UMI.

Esse tipo de integração se torna cada vez mais comum devido ao crescente desenvolvimento deste tipo de UMI não apenas com integração a receptores GPS, mas também com magnetômetros, altímetros, rádio enlaces ou outros dispositivos de apoio à navegação.

Essa é hoje uma área de grande desenvolvimento em sistemas de posicionamento e navegação em tempo real (ou não) em todos os países desenvolvidos, incluindo os emergentes.

## **1.2 Objetivos**

Este trabalho tem como objetivo descrever e realizar a integração das medidas de aceleração e velocidade angular de uma UMI de baixo custo, tipo *Micro Electro-Mechanical System* (MEMS), às medidas de posição e velocidade obtidas de um receptor GPS através de um algoritmo de estimação usando o Filtro de Kalman Sigma-Ponto (FKSP).

## **1.3 Justificativa do trabalho**

Este trabalho justifica-se pela necessidade de conhecer técnicas e algoritmos próprios a este tipo de projeto e que foram desenvolvidos ao longo do presente estudo. Assim sendo, foi necessário:

- Dominar técnicas de caracterização estática e dinâmica de uma UMI-MEMS em ambiente de laboratório usando um simulador servo-assistido de precisão com 3 graus de liberdade.
- Dominar a técnica de projeto e caracterização de uma central de navegação inercial *strapdown* baseada em sensores inerciais de baixo custo e receptores GPS.

- Ambientar-se com algoritmos de estimação não-lineares.
- Viabilizar a calibração da UMI em operação, utilizando receptores GPS.

#### **1.4 Etapas seguidas**

Para atingir os objetivos deste trabalho foi seguida uma série de diferentes etapas. Abaixo se apresenta uma lista das principais etapas e alguns detalhes de como elas foram feitas. Ao longo deste documento essas etapas serão apresentadas em maiores detalhes e seus resultados analisados.

- Determinar os procedimentos de montagem da UMI-MEMS em um simulador servo-assistido de precisão com 3 graus de liberdade, com alinhamentos bem determinados em relação a marcos geodésicos relacionados ao sistema ECEF.
- Armazenar as medidas das leituras dos acelerômetros e giroscópios obtidas a diferentes taxas de amostragem e em condições estáticas e semi-dinâmicas<sup>1</sup> aplicadas ao simulador servo-assistido para utilização em pós processamento.
- Aplicar as equações diferenciais de posição, velocidade e atitude aos dados obtidos nos experimentos acima e associá-los a um algoritmo do tipo Filtro de Kalman, apropriado para a obtenção dos parâmetros de calibração da UMI.

---

<sup>1</sup> Condição de manter velocidade angular constante em relação a um eixo no triedo de referência da UMI

- Verificar o desempenho deste filtro não-linear de Kalman, baseado na técnica Sigma-Ponto, uma vez estimados os parâmetros de calibração<sup>2</sup> e analisando o tempo de convergência para sua posterior possível utilização em condições de tempo real.
- Fazer experimento prático em trajetória conhecida com a finalidade de obter leituras de acelerações e velocidades angulares obtidas através da UMI simultaneamente com valores de posição e velocidade fornecidos pelo receptor GPS. Este experimento em condições dinâmicas armazena os dados para processamento posterior.
- Desenvolver algoritmo de Filtro de Kalman Sigma-Ponto (FKSP) para utilização dos valores obtidos na condição dinâmica para a determinação e correção da trajetória percorrida.
- Avaliar os resultados obtidos pelo algoritmo FKSP e analisar os erros envolvidos em cada etapa.

---

<sup>2</sup> Esses parâmetros são bias (polarização) e fator de escala dos giroscópios e acelerômetros MEMS



## **2 REVISÃO DA LITERATURA E CONCEITOS**

O trabalho aqui apresentado é de característica multidisciplinar, englobando aplicações práticas utilizando equipamentos de medida em laboratório, equipamentos para ensaios de campo e de processamento para a determinação e análise do algoritmo de navegação.

Os experimentos utilizaram uma UMI-MEMS de baixo custo (Crossbow, CD400-200), um simulador dinâmico servo-assistido em 3 eixos de elevada precisão (Contraves 53M2B), diversos computadores tipo IBM-PC para coleta e armazenamento dos dados e um receptor GPS com qualificação aeronáutica (Ashtech Z-12).

### **2.1 Conceitos básicos sobre os equipamentos utilizados**

#### **2.1.1 UMI MEMS**

##### **➤ UMI**

Uma Unidade de Medida Inercial (UMI) ou Inertial Measurement Unit (IMU) é a componente principal de um sistema navegação inercial. Uma UMI opera usando uma combinação de blocos de acelerômetros e de giroscópios, cada bloco com seus sensores geralmente dispostos ortogonalmente entre si, medindo as respectivas acelerações e taxas angulares nos 3 eixos.

##### **➤ MEMS**

Na década de 60, os cientistas aprenderam que, com um grande número de transistores microscópicos em um único substrato de silício, poderiam ser construídos circuitos microeletrônicos que melhorariam dramaticamente o desempenho, a funcionalidade, e a confiabilidade, além de reduzirem o custo de fabricação de circuitos eletrônicos com componentes discretos. Mais

recentemente, os cientistas aprenderam que não somente os dispositivos elétricos, mas também os dispositivos mecânicos, entre outros, podem ser miniaturizados, prometendo os mesmos benefícios ao mundo mecânico o que a tecnologia de circuito integrado havia trazido ao mundo eletrônico.

O termo MEMS (Micro Electro-Mechanical System) foi inventado nos anos 80 para descrever os novos sistemas eletromecânicos, tais como os micromotores elétricos, micro-engrenagens, e assim por diante. Hoje, o termo MEMS é usado na prática para definir tipos de dispositivos microscópicos com uma função mecânica ou eletromecânica. Por exemplo, um arranjo com engrenagens microscópicas fabricadas em um microchip é considerado um dispositivo MEMS.

A tecnologia MEMS gerou uma quantidade tremenda de entusiasmo, devido às novas aplicações possíveis, particularmente na área de sensores. Em uma época onde tudo deva ser menor, mais rápido e mais barato, os MEMS oferecem uma possível solução viável.

A técnica da micro-tecnologia já permitiu produzir a seguinte lista não exaustiva de componentes na escala de um micrômetro usando a fotolitografia ou técnicas equivalentes: a) na eletrônica: fios elétricos, resistores, transistores, capacitores, diodos, sensores; b) em mecânica: motores elétricos, engrenagens, alavancas, dobradiças; c) em controle de fluídos: válvulas, bombas, turbinas; etc. A tecnologia em constante evolução busca atualmente soluções destes dispositivos em nanotecnologia (NEMS).

#### ➤ **UMI MEMS**

Uma UMI tradicional é um dispositivo de um certo porte dimensional, caro e de alto consumo de energia com a vantagem de baixa degradação das medidas devido aos desvios inerentes a seus sensores. A UMI em estudo, tal como a

utilizada é pequena, leve e de baixo consumo de energia, porém com alta degradação devido aos seus desvios.

Na última década, os grandes avanços em tecnologia MEMS conduziram ao desenvolvimento de acelerômetros e de giroscópios em miniatura, do tamanho de circuitos integrados.

Estes sensores inerciais diminutos podem ser produzidos em massa e com custo relativamente baixo atendendo às exigências de tamanho, potência e preço. Infelizmente, o tamanho reduzido do sensor MEMS implica que estes possuam erros de magnitudes de muitas ordens de grandeza acima das unidades que possuem os sensores inerciais convencionais. Estes erros representam um grande problema quando se pretende utilizar a UMI-MEMS como integrante de uma Central de Navegação Inercial (CNI). O desenvolvimento da tecnologia UMI MEMS, os conceitos sobre a precisão e os erros envolvidos, suas limitações e aplicações estão detalhados em (INSIDEGNSS, 2007)

Uma Central de Navegação Inercial precisa ser iniciada com os valores de posição, velocidade e atitude.

A posição inicial pode ser obtida através de referência externa, como um receptor GPS. A velocidade inicial pode ser obtida quando da inicialização da CNI em estado estacionário, atribuindo-se então a esses vetores a velocidade zero. A inicialização da atitude, também conhecida como alinhamento, pode ser feita em duas etapas:

Primeiramente, é necessário posicionar fisicamente a central de forma que as saídas dos acelerômetros dispostos horizontalmente sejam nulas. Nestas condições estes eixos são assumidos como perpendiculares ao vetor gravidade. Todos os *bias* dos acelerômetros para este caso devem ser

previamente determinados para diminuição dos erros de nivelamento envolvidos.

A etapa seguinte consiste em fazer o alinhamento do eixo vertical. Em um sistema convencional, de maior precisão, a velocidade de rotação da Terra pode ser usada para identificar o leste, onde a componente da velocidade angular da Terra é nula.

No estágio atual do desenvolvimento de giros MEMS, estes têm ruídos de fundo da ordem de grandeza igual ou superior ao da velocidade angular da Terra que, desta forma, não podem ser medidos. Assim, uma informação adicional externa é necessária para o alinhamento, tal como uma bússola digital.

Enquanto estacionário, o alinhamento pode ser mantido, mas uma vez iniciado o movimento, não é mais possível separar os sinais correspondentes à gravidade e a rotação da Terra e que agora ficam inseridos nas medidas.

Erros intrínsecos dos sensores e desalinhamentos de montagem causam erros de navegação que crescem ao longo do tempo. A razão do crescimento do erro é função da qualidade do sensor e da exatidão do alinhamento. Por este motivo torna-se necessária informação adicional externa para evitar o crescimento deste erro. No presente caso essa informação é fornecida por um receptor GPS.

Como detalhado anteriormente, para o sistema integrado optou-se por um Filtro de Kalman para realizar as correções de *bias* e derivas e que a trajetória obtida pela UMI seja corrigida em posição e velocidade pela solução de navegação do receptor GPS.

### 2.1.1.1 Características da UMI MEMS utilizada

A UMI-MEMS a ser utilizada (Modelo Crossbow IMU-CD400-200) é um sistema de medidas de 6-eixos, para medidas de aceleração linear em torno de 3 eixos tri-ortogonais; e taxas de rotação em torno de 3 eixos tri-ortogonais, que possibilitam medidas completas da dinâmica do sistema. A tecnologia MEMS para medida da rotação consiste em placas cerâmicas vibrantes que utilizam a força de Coriolis para medir a velocidade angular. Os acelerômetros são componentes de silício mecânicos miniaturizados que usam a capacitância diferencial para medir aceleração.

Este modelo proporciona interfaces de saída analógicas (12-bit DAC) e digitais (RS-232). A aquisição dos dados foi feita através da porta de comunicação serial RS-232, com um protocolo proprietário da Crossbow, onde a temperatura já foi compensada (calibração de fábrica, armazenada em EEPROM interna). Sua taxa máxima configurável de amostragem é de 133Hz. O tempo necessário na inicialização para se obter dados válidos é menor que 1 segundo, embora se recomende um *warm-up* mínimo de 30s.

Em termos de atitude, quando os eixos estão inicialmente alinhados com as direções (NED) norte-leste-nadir, os eixos são denominados de *roll* (rolagem), *pitch* (arfagem) e *yaw* ou *heading* (guinada) respectivamente.



Figura 2.1 - UMI-MEMS Crossbow CD400-200

A Tabela 2.1 fornece as principais especificações da UMI.

Tabela 2.1 - Especificações da UMI-MEMS CROSSBOW CD400-200

Características dos Giroscópios	Valor	Características dos Acelerômetros	Valor
Range Roll, Pitch, Yaw ( $^{\circ}/s$ )	$\pm 200$	Range X, Y, Z (g)	$\pm 4$
Bias Roll, Pitch, Yaw ( $^{\circ}/s$ )	$< \pm 1.0$	Bias X, Y, Z (mg)	$< \pm 12$
Scale Factor Accuracy (%)	$< 1$	Factor Accuracy (%)	$< 1$
Non-Linearity (% FS)	$< 0.3$	Non-Linearity (% FS)	$< 1$
Resolution ( $^{\circ}/sec$ )	$< 0.05$	Resolution (mg)	$< 0.6$
Bandwidth (Hz)	$> 25$	Bandwidth (Hz)	$> 75$
Random Walk ( $^{\circ}/hr^{1/2}$ )	$< 4.5$	Random Walk (m/s/hr $^{1/2}$ )	$< 1$

A amostragem máxima para a UMI-MEMS CROSSBOW CD400-200 é de 133Hz.

### 2.1.2 Simulador dinâmico servo-assistido em três eixos

O simulador dinâmico é um sistema de teste e simulação de movimento. Tem como finalidade avaliar equipamentos ou a integração de sistemas que utilizam medidas inerciais precisas. Suas principais aplicações são nas áreas de aeronáutica, defesa, espaço, marítima, automotriz e aplicações especiais (P&D).

É composto de uma mesa servo-assistida acionada por motores de corrente contínua ou alternada e de um controlador digital que controla a mesa e processa o fluxo e a transferência dos dados entre a instrumentação submetida ao movimento sobre a mesa e um computador de simulação externo.

O objetivo é transferir dados entre sistemas em tempo real e produzir um movimento dinâmico de elevada precisão de movimento. Isto permite a realização de testes de navegação inercial e aplicações com *Hardware in the loop*.

Neste trabalho será utilizado um simulador dinâmico servo-assistido em três eixos que é caracterizado por eixos de rotação aqui denominados de interno, intermediário e externo. A montagem do equipamento a ser submetido a testes é feita sobre uma base montada no eixo mais interno da mesa.

Cada eixo possui uma larga escala de testes aplicáveis a:

- Posicionamentos,
- Velocidades angulares,
- Oscilações,
- Combinação de movimentos

A configuração, operação e controle do simulador dinâmico servo-assistido de três eixos estão descritas no respectivo manual (ACUTRONIC, 2008).

No presente trabalho o simulador será utilizado para garantir o posicionamento preciso de um equipamento montado no centro da mesa simuladora, além de fornecer uma rotação controlada em torno de determinado eixo, quando necessário.

#### **2.1.2.1 Características do simulador dinâmico em três eixos utilizado**

A UMI-MEMS foi montada e testada utilizando-se do simulador dinâmico de 3 eixos Contraves/Acutronic 53M2B/ACL3000 mostrado na Figura 2.2:



Figura 2.2 - Simulador dinâmico servo assistido e controlador ACL/3000

A Tabela 2.2 resume as principais características para a utilização deste modelo.

Tabela 2.2- Características do simulador CONTRAVES/ACUTRONIC53M-2B

Tipo	Eixo Externo	Eixo intermediário	Eixo Interno
Maximum Axis Rate	500 °/s	750 °/s	1000 °/s
Inertia (Maximum)	115 ft-lb-s <sup>2</sup>	25 ft-lb-s <sup>2</sup>	3 ft-lb-s <sup>2</sup>
Peak Torque	600 ft-lbs	160 ft-lbs	90 ft-lbs
Continuous Stall Torque	300 ft-lbs	80 ft-lbs	45 ft-lbs
Peak Acceleration	4.8 rad/s <sup>2</sup>	6.4 rad/s <sup>2</sup>	15 rad/s <sup>2</sup>
Position Accuracy	0.2376 arc sec	0.8101 arc sec	0.6346 arc sec

### 2.1.3 Receptor GPS

GPS (sigla em inglês para Global Positioning System) é um sistema de navegação por satélite criado e controlado pelo Departamento de Defesa dos EUA (DoD). É um sistema composto por uma constelação de 24 ou mais satélites em diferentes órbitas de cerca de 20.000 km de altitude e de 55° de inclinação em relação ao plano do Equador. O sistema envia sinais de satélite



especialmente codificados que podem ser processados por um receptor GPS, que fornece tempo, velocidade e posição com referência ao sistema ECEF.

Devido às órbitas dos satélites serem bem conhecidas e, desta forma, suas respectivas posições e velocidades, a posição e velocidade de um objeto nas imediações da superfície da Terra podem ser obtidas por um processo de triangulação. Quatro sinais de satélites GPS e o tempo na qual se encontra o receptor são necessários para computar posições em 3 dimensões. O sistema GPS consiste de 3 segmentos: O espaço (no qual se encontram no mínimo 24 satélites em órbita, distribuídos de tal forma que cobrem todo o globo terrestre); o controle em terra, que consiste numa rede de estações de rastreamento localizadas por todo o planeta e o segmento do usuário, formado por todos os receptores GPS e a comunidade usuária.

Na virada dos anos 80 para 90, a entrada em funcionamento comercial do sistema GPS do departamento de defesa dos EUA revolucionou o ato de navegar. O acesso instantâneo à posição (latitude e longitude), velocidade e curso que os receptores GPS proporcionaram levou muita gente a se sentir à vontade desconsiderando antigas formas de navegação.

Com o passar do tempo, muitos destes usuários passaram a demandar do sistema um nível de precisão superior àquele disponível para uso civil, tipicamente em torno de 60 metros<sup>3</sup>, no início.

Em 1 de maio de 2000 o modo “selective availability” (SA) foi definitivamente desativado, sendo substituído pelo “regional deniability”, que na prática se

---

<sup>3</sup> A precisão padrão do sistema é de cerca de 10m, mas esta podia ser degradada intencionalmente para o nível citado acima através de um código de acesso seletivo (SA), para impedir seu uso em aplicações militares por partes não autorizadas.

traduz por eventuais degradações voluntárias do sinal GPS em determinadas regiões do globo atendendo aos interesses dos Estados Unidos da América.

### ➤ **GPS Diferencial**

O conceito fundamental para qualquer sistema diferencial GPS é o de se utilizar medidas de dados de um receptor GPS estacionário em local bem conhecido (estação base) de forma a corrigir os erros na medição de dados de um receptor GPS em uma localização desconhecida (estação remota). As medidas de GPS que são transferidas de uma estação base para a estação remota podem ser medidas de pseudo-range, medidas de portadora de fase ou uma combinação de ambas. Podem ser ainda em formato de dados brutos ou em formato específico. Para uma operação de GPS diferencial em tempo real os dados são transferidos através de um rádio enlace (link de RF).

A aplicação de GPS diferencial mais comum usa correção de pseudo range e pode fornecer precisão que vai de alguns metros a menos de um metro. Para obter precisão de centímetros, a correção de portadora de fase também deve ser usada. Um sistema GPS que utiliza as duas medidas acima é chamado de “Carrier Phase Differential” (CPD) GPS.

O receptor GPS Ashtech Z-12, quando utilizado em tempo real pode operar em modo (CPD) GPS.

#### **2.1.3.1 Características do receptor GPS utilizado**

O receptor GPS Ashtech Z-12 utilizado para este trabalho faz uso completo do sistema de posicionamento e provê precisão de navegação no estado-da-arte. Possui 12 canais independentes detectando automaticamente os satélites visíveis eliminando a necessidade de programação manual em função das efemérides (ASHTECH,1999). O conjunto é um sistema composto de receptor,

bateria, antena e cabo coaxial com grande vantagem em aplicações de campo. Os dados podem ser armazenados internamente ao receptor e depois recuperados via comunicação serial RS-232 ou então podem ser utilizados em tempo real valendo-se desta mesma porta de comunicação.



Figura 2.3 - Conjunto receptor GPS Ashtech Z-12, bateria e antena

Neste trabalho serão utilizadas as soluções de navegação (posição, velocidade e pdop) fornecidas pelo receptor em análise pós-processada.

## 2.2 Conceitos sobre os erros envolvidos

Os erros dos sensores e os distúrbios aleatórios a que estes são submetidos caracterizam a precisão de um sistema de navegação inercial. Se os erros destas fontes forem de natureza aleatória, estas podem ser descritas através da teoria de processos estocásticos.

A seguir são dadas as principais fontes de erro que degradam o processo de navegação inercial *strapdown*.

### 2.2.1 Principais fontes de erro comuns aos sensores usados

As principais fontes de erro dos sensores (TITTERTON, 2004) estão descritas abaixo. Os erros referentes à UMI utilizada estão listadas na Tabela 2.1, podendo as demais referências técnicas do fabricante serem consultadas em (CROSSBOW, 2007).

- **Deriva térmica:** o desempenho dos sensores é afetado com a variação de temperatura e uma vez conhecida esta variação os valores medidos podem ser compensados eletronicamente. Esta compensação da deriva térmica (*drift*) pode ser modelada como um processo aleatório ou compensada através de curvas de calibração.

A UMI-MEMS utilizada possui sensor interno de temperatura, efetuando as devidas compensações.

- **Fator de escala:** trata-se de um erro nos fatores de escala dos acelerômetros e giroscópios podendo ainda adicionar algum grau de não linearidade.
- **Ruído de medida:** erro aleatório presente na medida
- **Erro de quantização:** os sinais de saída dos acelerômetros e giroscópios de uma UMI são amostras obtidas em instantes discretos no tempo e provém de uma conversão analógica para digital. O ruído branco obtido na saída é proporcional à magnitude desta quantização.
- **Desalinhamentos:** refere-se aos erros não controlados das montagens mecânicas entre eixos da base tri-ortogonal, quer individualmente ou do conjunto da montagem na estrutura da plataforma. Estes erros serão descritos como os erros de alinhamento de cada sensor com relação aos eixos da plataforma e consideradas como constantes.

- **Erros de computação numérica:** são devidos a:
  - limitações restritas à frequência de operação do computador;
  - truncamento de funções matemáticas utilizadas para aproximações nos algoritmos de navegação;
  - limitações de ordem numérica nas integrações realizadas.
- **Erros devido ao modelo gravitacional:** incerteza do valor da gravidade local utilizado.

➤ **Principais fontes de erro comuns aos acelerômetros**

- **Bias:** um erro de bias é medido como força específica dos acelerômetros e pode ser modelado como sendo um nível de sinal constante ou que varia de forma linear muito lentamente, independentemente da existência do sinal de entrada. Por este motivo o bias do acelerômetro permite a sua modelagem como sendo uma constante entre leituras consecutivas.
- **Não linearidade:** devido ao desvio da relação linear entrada/saída desejada.

➤ **Principais fontes de erro comuns aos giroscópios**

- **Deriva dos giroscópios:** é caracterizada pela mudança aleatória dos valores medidos ao longo do tempo e a cada vez que o equipamento é religado, independentemente da dinâmica a que se submeta o sensor. A melhor modelagem do erro de deriva é como sendo um nível de sinal

que varia linearmente ou por trechos. Neste caso para estimar a deriva na sua forma mais simples, ela será modelada como um valor constante por trechos.

- **Sensibilidade a g**: característica de saída do giroscópio relativa a uma aceleração aplicada ao longo de um eixo ou perpendicularmente ao eixo sensível.

### 2.2.2 Erros associados ao receptor GPS

Os fatores relevantes de erros, que afetam a precisão de posicionamento fornecida pelo sistema GPS derivam:

1) da posição relativa do receptor aos satélites utilizados nos cálculos que é caracterizada pelos fatores DOP (*Dilution of Precision*). Os fatores relacionados com os parâmetros de posicionamento são:

- **VDOP**: em relação à altura elipsoidal (erro vertical),
- **HDOP**: em relação à latitude e longitude elipsoidal (erro horizontal),
- **PDOP**: em relação ao posicionamento tridimensional,
- **TDOP**: em relação aos intervalos de tempo,
- **GDOP**: de uma combinação entre o PDOP e o TDOP.

Quanto maior o número de satélites “visíveis”, maior a probabilidade de se obter um menor PDOP em função de uma melhor geometria dos satélites e conseqüentemente melhor precisão. Entre os benefícios que um maior número de satélites visíveis possibilita estão:

- Melhor geometria,
- Menor PDOP,
- Melhor precisão,

- Menor possibilidade de intervalos sem sinais para posicionamento.

A imprecisão de posicionamento, em suas componentes, cresce com os valores crescentes de PDOP. Este é o principal fator de interesse e do qual se fará uso dentro do escopo deste trabalho.

- 2) do *range error*, ou seja, dos erros cometidos nas medições das distâncias aos satélites e na determinação da posição destes satélites.

O *range error* pode ter como causas:

- erros nas efemérides,
- atraso ionosférico,
- atraso troposférico,
- funcionamento imperfeito dos relógios dos satélites,
- níveis de ruído e qualidade do relógio do receptor,
- efeito devido as reflexões dos sinais (efeito *multipath*),
- ruído no sinal dos satélites.

A imprecisão na determinação dos tempos envolvidos oriundas do *range error* acarreta erros na obtenção das respectivas componentes da velocidade. Esta imprecisão afeta as medidas de velocidade obtidas neste trabalho uma vez que o receptor GPS foi utilizado na configuração *stand alone*, ou seja, as medidas foram feitas apenas por um receptor GPS, sem nenhuma correção adicional que permita uma melhor precisão.

## 2.3 Conceitos sobre a mecanização da Central de Navegação Inercial

### ➤ Considerações iniciais

Para a modelagem é necessária a utilização de sistemas de coordenadas para referenciar geograficamente o corpo ao qual está fixo o sistema integrado de medição inercial.

Como exposto, o sistema composto de três acelerômetros e três giroscópios montados sobre eixos ortogonais coincidentes sobre a mesma base rígida é denominado de *strapdown* (solidário ao veículo).

Quando este sistema de sensores é associado a um controle eletrônico, a estrutura é denominada de *Unidade de Medição Inercial Strapdown (UMI strapdown)*.

A denominação de plataforma é obtida ao se fixar uma UMI a um veículo.

Desta forma é necessário especificar o sistema de coordenadas no qual a UMI está inserida e explicitar as transformações de coordenadas utilizadas para converter um vetor representado num determinado sistema de coordenadas para outro sistema de coordenadas conveniente.

Quando a Unidade de Medida Inercial (UMI) é associada a um algoritmo de navegação instalado em um computador de navegação, denomina-se o conjunto de Central de Navegação Inercial (CNI).

Neste trabalho utilizou-se de matrizes de transformação de coordenadas baseadas nos “Ângulos de Euler”.



### 2.3.1 Referenciais

Os sistemas de coordenadas descritas em (TITTERTON, 1997) e (CARVALHO, 2007) são comumente utilizados em sistemas de navegação inercial e consistem de três eixos ortogonais entre si. Os de interesse e abordados neste trabalho são:

#### ➤ ECEF (Earth Centered Earth Fixed)

É o sistema de eixos tri-ortogonal XYZ onde:

- sua origem é posicionada no centro de massa da Terra
- o eixo X passa pelo cruzamento entre a linha do equador e o meridiano de Greenwich
- o eixo Z fica sobre a direção do eixo de rotação da Terra e aponta para o pólo norte
- o eixo Y completa o conjunto dextrógiro XYZ.

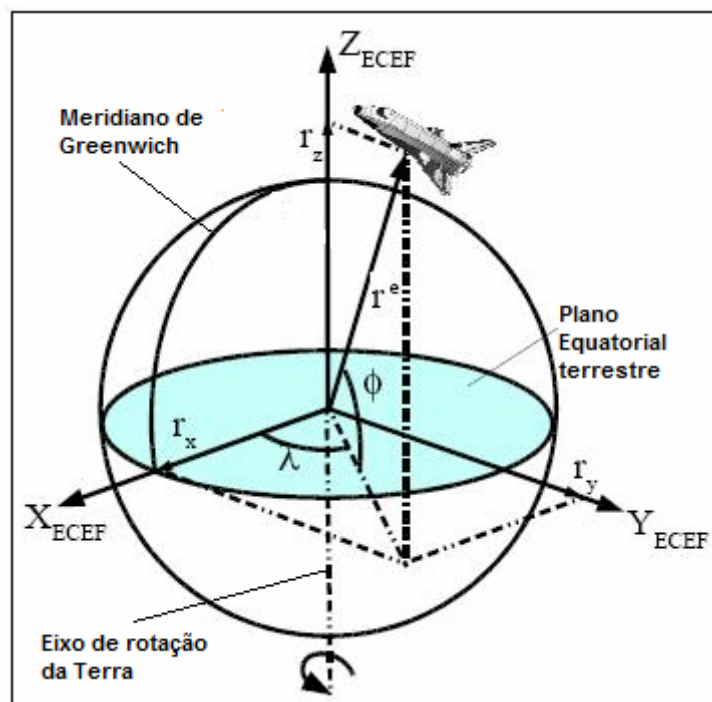


Figura 2.4 – Sistema de Referência ECEF

Fonte: Adaptado de Carvalho (2007, p 19)

## ➤ NED (North-East-Down)

Dado um sistema cartesiano tri-ortogonal dextrógiro XYZ, o sistema NED é definido como:

- tendo a origem do sistema posicionado no ponto de origem da força específica;
- eixo N ( $X_{\text{NED}}$ ) aponta na direção do incremento da latitude (Norte Geográfico), no plano paralelo ao plano tangente ao elipsóide de referência (Terra), a partir da localização geodética do veículo;
- eixo E ( $Y_{\text{NED}}$ ) aponta na direção do incremento de longitude (Leste Geográfico), no plano paralelo ao plano tangente ao elipsóide de referência (Terra), a partir da localização geodética do veículo;
- eixo D ( $Z_{\text{NED}}$ ) aponta para baixo e na direção perpendicular ao plano tangente do elipsóide (Terra).

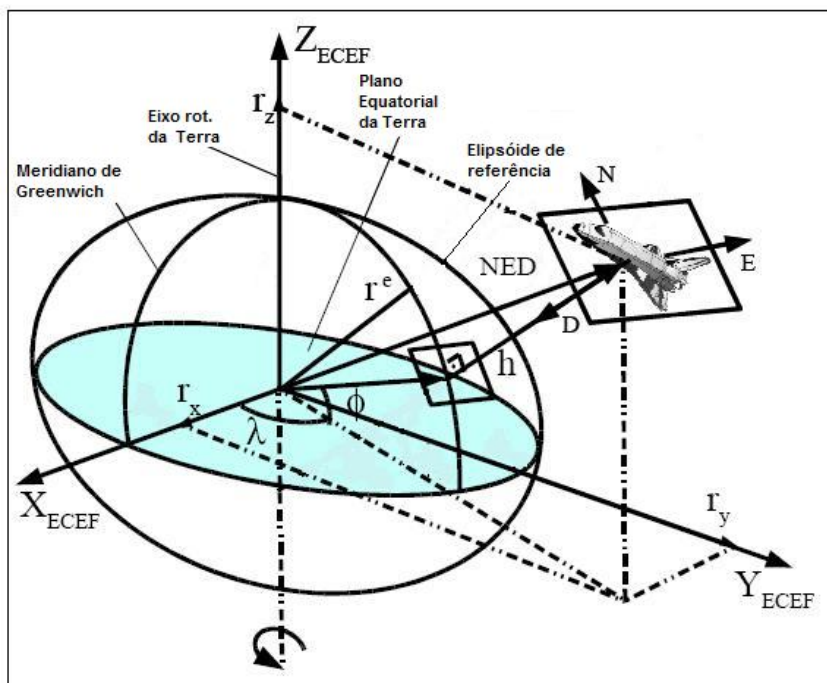


Figura 2.5 – Sistema de Referência NED

Fonte: Adaptado de Carvalho (2007, p 32)

É conhecido também como sistema de navegação local e sua origem pode ser estabelecida em qualquer ponto de interesse.

### 2.3.2 Transformações entre sistemas de coordenadas

Considerações sobre a necessidade da transformação entre sistemas de coordenadas:

- O referencial do corpo é rigidamente acoplado ao veículo de interesse e usualmente o centro de gravidade deste último é o centro de coordenadas do sistema.
- Medidas de sensores inerciais são baseadas em referenciais inerciais. Para que os sinais dos acelerômetros sejam processados no algoritmo de navegação é necessário que eles sejam transformados do sistema de referência do veículo para o sistema de referência NED.
- A navegação do veículo, para a realização das medidas no sistema NED, será baseada em um ponto de interesse conveniente na superfície da Terra.
- Medidas de receptor GPS são baseadas em referencial centrado na Terra (ECEF) e também devem ser transformadas para o ponto fixo de interesse na superfície da Terra. Neste caso estão vinculados ao veículo de referência no sistema NED.

Para isto, serão utilizadas as matrizes de rotação  $R_{n2p}$ , transformação do sistema NED para o sistema da plataforma da UMI, dada por:

$$R_{n2p} = \begin{bmatrix} \cos \psi \cos \theta & \sin \psi \cos \theta & -\sin \theta \\ \cos \psi \sin \theta \sin \phi - \sin \psi \cos \phi & \sin \psi \sin \theta \sin \phi + \cos \psi \cos \phi & \cos \theta \sin \phi \\ \cos \psi \sin \theta \cos \phi + \sin \psi \sin \phi & \sin \psi \sin \theta \cos \phi - \cos \psi \sin \phi & \cos \theta \cos \phi \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

e  $R_{p2n}$ , transformação do sistema da plataforma para o sistema NED, a transposta da equação 2.1, ou seja:

$$R_{p2n} = (R_{n2p})^T \quad (2.2)$$

onde:

$[\phi, \theta, \psi]$  são os ângulos de Euler de rolamento ("roll"), arfagem ("pitch") e guinada ("yaw");

### 2.3.3 Equações dinâmicas

As variáveis de estado são representadas pelas coordenadas de posição, velocidade, e atitude; e as equações diferenciais adotadas (FARREL e BARTH, 1998) que mecanizam a cinemática de navegação para determinar estas variáveis da UMI-MEMS são descritas abaixo.

Neste trabalho são considerados também os "bias" dos acelerômetros e a deriva dos giroscópios como variáveis de estado a serem estimadas.

#### 2.3.3.1 Integração do movimento

Com a UMI na configuração solidária à plataforma (*strapdown*) e o sistema de coordenadas girante com a Terra, resultam as correções a serem aplicadas nas acelerações considerando:

a) as medidas e os *bias* dos acelerômetros corrigidas e transformadas para o sistema NED via matriz de transformação  $R_{p2n}$  descrita no item 2.3.2 conforme equação (2.2) na forma:

$$\begin{bmatrix} f_N \\ f_E \\ f_D \end{bmatrix} = R_{p2n} \left\{ \begin{bmatrix} \tilde{f}_u \\ \tilde{f}_v \\ \tilde{f}_w \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} b_u \\ b_v \\ b_w \end{bmatrix} \right\} \quad (2.3)$$

onde:

$[\tilde{f}_u, \tilde{f}_v, \tilde{f}_w]$  são as medidas acelerométricas,

$[b_u, b_v, b_w]$  são seus *bias* respectivos obtidos ou estimados durante o processo,

$R_{p2n}$  é a matriz de rotação do sistema do corpo (plataforma) para o sistema de navegação NED (Norte, Leste, e Nadir);

$[f_N, f_E, f_D]$  são as medidas acelerométricas transformadas para o sistema NED.

O equacionamento considera ainda a correção da aceleração da gravidade local e da aceleração de Coriolis em função da velocidade angular da Terra e da velocidade do corpo, escopo amplamente detalhado em (FARREL e BARTH, 1998) e (TITTERTON, 2004). Desta forma, incluem-se:

b) o termo devido à aceleração da gravidade local considerando o modelo de gravidade do sistema WGS-84, reproduzido no Apêndice B,

c) o termo da aceleração de Coriolis devido à rotação da Terra,

d) o termo da aceleração de Coriolis devido ao termo de Schuler,

resultando nas equações diferenciais do movimento:

$$\begin{bmatrix} \dot{V}_N \\ \dot{V}_E \\ \dot{V}_D \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_N \\ f_E \\ f_D \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ g \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -2\Omega_e V_E \sin(\varphi) \\ 2\Omega_e (V_N \sin(\varphi) + V_D \cos(\varphi)) \\ -2\Omega_e V_E \cos(\varphi) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{V_N V_D}{(R_n + h)} - \frac{V_E^2 \tan(\varphi)}{(R_e + h)} \\ \frac{V_E (V_N \tan(\varphi) + V_D)}{(R_e + h)} \\ -\frac{V_E^2}{(R_e + h)} - \frac{V_N^2}{(R_n + h)} \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

onde:

$[\varphi, \lambda, h]$  são a latitude geodética, longitude e a altitude;

$[V_N, V_E, V_D]$  são os componentes de velocidade da plataforma nas direções Norte, Leste e Nadir local;

$R_e$  é o raio terrestre leste ou raio de curvatura da seção meridiana;

$R_n$  é o raio terrestre norte ou raio de curvatura da primeira vertical;

$\Omega_e$  é a velocidade de rotação da Terra;

$g$  é a gravidade local.

Os raios de curvatura norte e leste  $R_n$  e  $R_e$  podem ser calculados através das equações dadas em (2.5) e (2.6):

$$R_n = \frac{R_t(1-e^2)}{\sqrt{(1-e^2 \text{sen}^2 \varphi)^3}} \quad (2.5)$$

$$R_e = \frac{R_t}{\sqrt{(1-e^2 \text{sen}^2 \varphi)}} \quad (2.6)$$

sendo

$R_t$  é o raio equatorial da Terra,

$\varphi$  é a latitude geodética,

$e^2 = f(2-f)$ , onde

$e$  é a excentricidade e  $f$  é o fator de achatamento da Terra,

As coordenadas esféricas  $\varphi$ ,  $\lambda$ ,  $h$ , sendo  $\varphi$  a latitude geodética,  $\lambda$  a longitude, e  $h$  a altitude, são obtidas através da equação (2.7):

$$\begin{bmatrix} \dot{\varphi} \\ \dot{\lambda} \\ \dot{h} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{(R_n+h)} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{(R_e+h)\cos\varphi} & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_N \\ V_E \\ V_D \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

### 2.3.3.2 Integração da atitude

A integração da atitude é dada pelos ângulos de Euler  $[\phi, \theta, \psi]$ , respectivamente roll (rolamento), pitch (arfagem) e “yaw” ou “heading” (guinada).

Analogamente as velocidades angulares corrigidas são as medidas das velocidades angulares dos giroscópios descontadas as respectivas derivas estimadas durante o processo:

$$\begin{bmatrix} \hat{p} \\ \hat{q} \\ \hat{r} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{p} \\ \tilde{q} \\ \tilde{r} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} b_p \\ b_q \\ b_r \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

onde:

$[\tilde{p}, \tilde{q}, \tilde{r}]$  são as taxas angulares medidas pelos giros;

$[b_p, b_q, b_r]$  são suas derivas, respectivamente;

compensando a contribuição da rotação da Terra e a velocidade do veículo em relação ao sistema do corpo (plataforma), as velocidades angulares corrigidas resultam:

$$\begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{p} \\ \hat{q} \\ \hat{r} \end{bmatrix} - R_{n2p} \left\{ \begin{bmatrix} \Omega_e \cos(\varphi) \\ 0 \\ -\Omega_e \sin(\varphi) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{V_E}{(R_e + h)} \\ -\frac{V_N}{(R_n + h)} \\ -\frac{V_E \tan \varphi}{(R_e + h)} \end{bmatrix} \right\} \quad (2.9)$$

onde:

$[\varphi, \lambda, h]$  são a latitude, longitude e a altitude;

$[V_N, V_E, V_D]$  são as componentes de velocidade da plataforma nas direções Norte, Leste e Nadir local;

$R_e$  é o raio terrestre leste ou raio de curvatura da seção meridiana;

$R_n$  é o raio terrestre norte ou raio de curvatura da primeira vertical;

$\Omega_e$  é a velocidade da rotação da Terra;

$R_{n2p}$  é a matriz de rotação do sistema NED para o sistema do corpo.

$[p, q, r]$  são as respectivas velocidades angulares nos eixos do corpo;

As equações diferenciais em função das velocidades angulares nos eixos de *roll*, *pitch* e *yaw*, a serem integradas são dadas por:

$$\begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \sin \phi \tan \theta & \cos \phi \tan \theta \\ 0 & \cos \phi & -\sin \phi \\ 0 & \frac{\sin \phi}{\cos \theta} & \frac{\cos \phi}{\cos \theta} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix} \quad (2.10)$$

onde

$[\phi, \theta, \psi]$  são os ângulos de Euler de rolamento ("roll"), arfagem ("pitch") e guinada ("yaw");

$[p, q, r]$  são as respectivas velocidades angulares nos eixos do corpo;



Para estimar os *bias* e derivas dos acelerômetros e giros, como visto no item 2.2, na sua forma mais simples eles podem ser modelados constantes por intervalos de tempo, na forma:

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{b}}_a &= 0, \\ \dot{\mathbf{b}}_g &= 0,\end{aligned}\tag{2.11}$$

com  $\mathbf{b}_a \equiv (b_u \ b_v \ b_w)$  e  $\mathbf{b}_g \equiv (b_p \ b_q \ b_r)$  e sendo os respectivos "bias" dos acelerômetros e derivas dos giros.

A inclusão da equação (2.11) implica no aumento do número de elementos do vetor de estado passando de 9 para 15 elementos.

### ➤ Linearização do sistema

A matriz Jacobiana  $F$  (derivadas parciais) correspondente ao sistema de equações diferenciais (2.4), (2.7) e (2.10) é razoavelmente complexa (FARREL e BARTH, 1998), e em caso de linearização do sistema, necessita ser avaliada a cada passo, pois varia continuamente como função da posição, velocidade e atitude do veículo.

A equação 2.12 resume a matriz  $F$  para o vetor de estado  $x$  com  $n = 9$  elementos, ou seja, para  $x = (\varphi, \lambda, h, V_N, V_E, V_D, \phi, \theta, \psi)$ :

$$F = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \frac{-V_N}{R_a^2} & \frac{1}{R_a} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{V_E \tan(\varphi)}{R_a \cos(\varphi)} & 0 & \frac{-V_E}{R_a^2 \cos(\varphi)} & 0 & \frac{1}{R_a \cos(\varphi)} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{-1}{R_a} & 0 & 0 & 0 \\ F_{41} & 0 & F_{43} & \frac{V_D}{R_a} & 2\omega_D & \frac{V_N}{R_a} & 0 & f_D & -f_E \\ F_{51} & 0 & F_{53} & -(\omega_D + \Omega_D) & F_{55} & \omega_N + \Omega_N & -f_D & 0 & f_N \\ -2V_E \Omega_D & 0 & F_{63} & \frac{-2V_N}{R_a} & -2\omega_N & 0 & f_E & -f_N & 0 \\ -\Omega_D & 0 & \frac{V_E}{R_a^2} & 0 & \frac{-1}{R_a} & 0 & 0 & \omega_D & -\omega_E \\ 0 & 0 & \frac{-V_N}{R_a^2} & \frac{1}{R_a} & 0 & 0 & -\omega_D & 0 & \omega_N \\ \Omega_N + \frac{V_E}{R_a \cos(\varphi)^2} & 0 & \frac{-V_E \tan(\varphi)}{R_a^2} & 0 & \frac{\tan(\varphi)}{R_a} & 0 & \omega_E & -\omega_N & 0 \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

Onde:

$$\Omega_N = \Omega_e \cos(\varphi)$$

$$\Omega_D = -\Omega_e \sin(\varphi)$$

$$\omega_N = \Omega_N + \frac{V_E}{R_a}$$

$$\omega_E = \frac{-V_N}{R_a}$$

$$\omega_D = \Omega_D + \frac{-V_E \tan(\varphi)}{R_a}$$

$$R_a = \sqrt{R_n R_e}$$

$$F_{41} = -2\Omega_N V_E - \frac{V_E^2}{R_a \cos^2(\varphi)}$$

$$F_{43} = \frac{V_E^2 \tan(\varphi) - V_N V_D}{R_a^2}$$

$$F_{51} = 2(\Omega_N V_N + \Omega_D V_D) + \frac{V_E V_N}{R_a \cos^2(\varphi)}$$

$$F_{53} = -\frac{V_E(V_N \tan(\varphi) + V_D)}{R_a^2}$$

$$F_{55} = \frac{V_N \tan(\varphi) + V_D}{R_a}$$

$$F_{63} = \frac{V_E^2 + V_N^2}{R_a^2} - 2 \frac{g}{R_a}$$

Na abordagem proposta, (ver seção 2.4.3), evita-se linearizações da dinâmica, de forma a evitar também o cálculo da matriz Jacobiana F.

### ➤ Considerações na determinação da atitude e movimento usando a UMI

Os métodos práticos na determinação do movimento e da atitude a partir da UMI em configuração *strapdown* estão descritos em (RIOS, 2000a e 2000b) e

aqui descritos para auxiliar na identificação dos erros envolvidos e uma solução para a redução da influência destes erros, valendo-se da mecanização da Central de Navegação Inercial.

- **Integração do movimento**

As medidas acelerométricas, ou forças específicas, integradas ao longo do tempo possuem erros de velocidade que geram dependências no erro posicional, mas as principais contribuições de grande parcela dos erros na velocidade são os termos de *bias* da aceleração e os termos de erro da atitude.

Se o processador da navegação inercial possuir erros em sua determinação de atitude, isto afeta a matriz de transformação  $R_{p2n}$  na equação 2.3, ficando então os vetores aceleração desalinhados, resultando em grandes erros de velocidade após integração da equação diferencial 2.4.

O gradiente da gravidade também é modelado para que forneça os termos de correção de erros muito pequenos na velocidade devido aos erros na posição do veículo, uma vez que o vetor da gravidade varia com a posição absoluta.

- **Integração da atitude**

Medidas de taxas angulares são integradas no processo de determinação de atitude ao longo do tempo. Se a atitude inicial fosse conhecida e se os giroscópios fornecessem medidas precisas, então um determinador de atitude seria suficiente para a determinação da trajetória. Entretanto, a atitude inicial raramente é conhecida e os giroscópios normalmente fornecem dados corrompidos em função de suas instabilidades ao serem ligados e suas derivas ao longo do tempo.

O maior erro de propagação em atitude é devido aos erros introduzidos pelos giros, i.e., a dinâmica da atitude é dependente não apenas da taxa angular efetiva a que o giro é submetido, mas também de todos os erros envolvidos listados na seção 2.2. Sem um algoritmo de filtragem e medições tomadas separadamente e independentes, o determinante de atitude tende a divergir da trajetória real (CROSSBOW, 2007).

Uma forma de se obter medidas de atitude com precisão é através da utilização de acelerômetros e giros em um sistema com 6 graus de liberdade valendo-se do vetor gravidade. O algoritmo de estimação de atitude procura fornecer ângulos de Euler para rolamento, arfagem e guinada estáveis. Podem ser incluídas, formulações em termos de quaternions para permitir a propagação de atitude através das equações diferenciais nesta parametrização. Um estudo detalhado para a utilização de quaternions está na referência (FARREL e BARTH, 1998).

## **2.4 Conceitos sobre a estimação de estados**

Uma abordagem completa sobre a teoria da estimação é feita por (MAYBECK, 1979), (BROWN e HWANG, 1996) e (WELCH e BISHOP, 2001). Nestas referências desenvolve-se a teoria da probabilidade, a teoria da estimação, a dedução de estimadores e filtros recursivos até a dedução do filtro de Kalman. As aplicações práticas sobre a estimação de estados utilizadas neste trabalho estão discutidas em (LOPES, 2006) e (KUGA, 2006).

(FARREL e BARTH,1998) apresentam uma seção onde tratam de aplicações das equações de navegação inercial bem como do filtro de Kalman para estes sistemas, amplamente utilizadas neste trabalho.

Aplicações práticas apresentadas em (KUGA ET AL., 2007a e 2007b) foram implementadas neste trabalho. Foram analisadas as prováveis maneiras de como as variáveis do sistema podem evoluir e influenciar o desempenho do filtro e a extrema importância para a sua determinação. No caso prático estão incluídos ruídos nos sensores e perturbações na dinâmica do sistema. Para se obter deste sistema informações as mais fiéis possíveis, faz-se necessária uma filtragem dos dados obtidos para uma redução dos erros envolvidos durante o processo de integração.

### **2.4.1 Filtro de Kalman**

Um filtro é um algoritmo que processa dados de forma a extrair deles as informações relevantes. O filtro de Kalman foi desenvolvido por Rudolf E. Kalman e publicado em 1960 e pode ser aplicado a:

- Dinâmica e medidas contínuas,
- Dinâmica contínua e medidas discretas,
- Dinâmica e medidas discretas

Podendo ainda ser classificado de acordo situações de:

- 1) dinâmica do sistema linear, mesmo que variante no tempo.
- 2) dinâmica do sistema não linear, sendo necessário para isto a linearização da dinâmica do sistema, utilizando-se então os filtros linearizado ou estendido de Kalman. Ambas são essencialmente abordagens diferentes de se utilizar as equações lineares do Filtro de Kalman.
- 3) dinâmica de sistema não linear, utilizando-se de técnicas onde não se faz necessária a linearização da dinâmica do sistema.

Um filtro de Kalman incorpora todas as informações que lhe são fornecidas, combina de forma ponderada os dados disponíveis medidos, independentes de sua precisão, adiciona o conhecimento prévio do sistema e de seus dispositivos de medição, para produzir uma estimativa das variáveis desejadas de tal maneira que o erro é minimizado estatisticamente ao longo do tempo, de acordo com um critério ótimo (MAYBECK, 1979) e (BROWN e HWANG, 1996).

Em virtude de ser o filtro de Kalman um estimador Gaussiano, apenas o estado e as covariâncias estimadas na etapa precedente do tempo e as medidas atuais são necessárias para atualizar a estimativa do estado atual.

Outra vantagem do filtro de Kalman é a de poder incorporar ruído dinâmico ao modelo da dinâmica do estado, podendo desta forma compensar imprecisões na modelagem.

Neste trabalho será tratado o caso com dinâmica contínua e medidas discretas, denominado de caso contínuo-discreto, sendo a dinâmica do sistema altamente não linear e estimada a partir de uma série de medidas de dados ruidosos.

➤ **Caso contínuo-discreto**

Para este caso deve-se realizar o que se chama de discretização, ou então utilizar as fórmulas específicas para este tipo de dinâmica. As referências (KUGA, 2006) e (WELCH e BISHOP, 2001) detalham a teoria para esta aplicação.

Para um sistema no qual a dinâmica do estado obedece a equação:

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{F}(t)\mathbf{x}(t) + \mathbf{G}(t)\mathbf{w} \quad (2.13)$$

para  $\forall t \in [t_i, t_f]$ , onde:

- $\mathbf{x}(t)$  é o estado de dimensão  $n$  a ser estimado, continuamente variante no tempo
- $\mathbf{F}(t)$  é a matriz  $n \times n$  que relaciona o estado e a sua derivada linearmente
- $\mathbf{G}(t)$  é uma matriz  $n \times p$  de adição de ruído dinâmico
- $\mathbf{w}$  é o ruído dinâmico contínuo, modelado por um processo estocástico branco Gaussiano  $N(\mathbf{0}, \mathbf{Q}(t))$ , com as seguintes estatísticas:

$E[\mathbf{w}] = \mathbf{0}$  e  $E[\mathbf{w}(t)\mathbf{w}^T(\tau)] = \mathbf{Q}(t)\delta(t-\tau)$ , com  $E[\bullet]$  representando o operador esperança,  $\mathbf{Q}(t)$  a densidade espectral de potência e  $\delta(t-\tau)$  o Delta de Dirac que vale 1 quando  $t = \tau$  e zero do contrário.

- $t_i$  e  $t_f$  são respectivamente os tempos iniciais e finais do período de amostragem

As medidas discretas obtidas no instante de medida de índice  $k$  dadas por:

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (2.14)$$

onde:

- $\mathbf{y}_k$  é o vetor de  $m$  observações coletadas no instante  $k$
- $\mathbf{H}_k$  é a matriz  $m \times n$  que relaciona as medidas  $\mathbf{y}$  ao estado  $\mathbf{x}$  no instante  $t_k$
- $\mathbf{v}_k$  é o vetor de  $m$  ruídos sobre a medida no instante  $t_k$ , modelado por uma seqüência branca Gaussiana  $N(\mathbf{0}, \mathbf{R}_k)$ , com as seguintes estatísticas:

$E[\mathbf{v}_k] = \mathbf{0}$  e  $E[\mathbf{v}_k \mathbf{v}_j^T(\tau)] = \mathbf{R}_k \delta_{kj}$ , com  $E[\bullet]$  representando o operador esperança,  $\delta_{kj}$  o Delta de Dirac e  $\mathbf{R}_k$  é uma matriz  $m \times n$  da covariância dos erros de observações.

O Filtro de Kalman consiste de duas etapas:

- 1) Predição ou "time up-date", que propaga o estado e a covariância do estado do instante  $t_{k-1}$  para o instante  $t_k$ ,

No caso de um sistema cuja dinâmica pode ser descrita de forma linear, as equações de propagação do filtro de Kalman,  $\forall k \in \{0,1,2,\dots,N\}$  podem ser dadas por:

$$\bar{\mathbf{x}}_k = \varphi_{k,k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1} \quad (2.15)$$

onde  $\varphi_{k,k-1}$  é a matriz de transição de estados do instante  $t_{k-1}$  ao instante  $t_k$  obtida de:

$$\dot{\varphi}(t) = \mathbf{F}(t)\varphi(t) \quad (2.16)$$



com condição inicial  $\boldsymbol{\varphi}_{k-1,k-1} = \mathbf{I}$ , e com a propagação da covariância de forma contínua na forma:

$$\dot{\bar{\mathbf{P}}}_k = \mathbf{F}_k \bar{\mathbf{P}}_k + \bar{\mathbf{P}}_k \mathbf{F}_k^T + \mathbf{G}_k \mathbf{Q}_k \mathbf{G}_k^T \quad (2.17)$$

ou com a propagação da covariância na forma discreta, obtendo:

$$\bar{\mathbf{P}}_k = \boldsymbol{\varphi}_{k,k-1} \hat{\mathbf{P}}_{k-1} \boldsymbol{\varphi}_{k,k-1}^T + \int_{k-1}^k \boldsymbol{\varphi}_{\tau,k-1} \mathbf{G}(\tau) \mathbf{Q}(\tau) \mathbf{G}^T(\tau) \boldsymbol{\varphi}_{\tau,k-1}^T d\tau \quad (2.18)$$

onde:

- $\bar{\mathbf{x}}_k$  representa o estado propagado para o instante  $t_k$
- $\bar{\mathbf{P}}_k$  representa a covariância propagada para o instante  $t_k$
- $\mathbf{\Gamma}_k \mathbf{Q}_k \mathbf{\Gamma}_k^T = \int_{k-1}^k \boldsymbol{\varphi}_{\tau,k-1} \mathbf{G}(\tau) \mathbf{Q}(\tau) \mathbf{G}^T(\tau) \boldsymbol{\varphi}_{\tau,k-1}^T d\tau \quad (2.19)$

2) Correção ou "*measurement up-date*", que corrige o estado e a covariância para o instante  $t_k$  devido à medida  $\mathbf{y}_k$

As equações de atualização do estado  $\forall k \in \{0,1,2,\dots,N\}$ , são dadas por:

$$\mathbf{K}_k = \bar{\mathbf{P}}_k \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \bar{\mathbf{P}}_k \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (2.20)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \bar{\mathbf{P}}_k \quad (2.21)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \bar{\mathbf{x}}_k + \mathbf{K}_k [\mathbf{y}_k - \mathbf{H}_k \bar{\mathbf{x}}_k] \quad (2.22)$$

onde:

- $\mathbf{R}_k$  é a matriz de covariância dos erros das observações, ou seja, do ruído  $\mathbf{v}_k$

- $H_k$  é a matriz que relaciona as medidas aos estados no instante  $t_k$
- $K_k$  é o ganho de Kalman
- $I$  é a matriz identidade
- $\hat{x}_k$  representa o estado atualizado no instante  $t_k$
- $\hat{P}_k$  representa a covariância atualizada no instante  $t_k$
- o termo  $(y_k - H_k \bar{x}_k)$  é chamado de resíduo ou inovação. É a diferença entre a medida e o estado propagado.

O ciclo do Filtro de Kalman pode ser resumido na Figura 2.6:

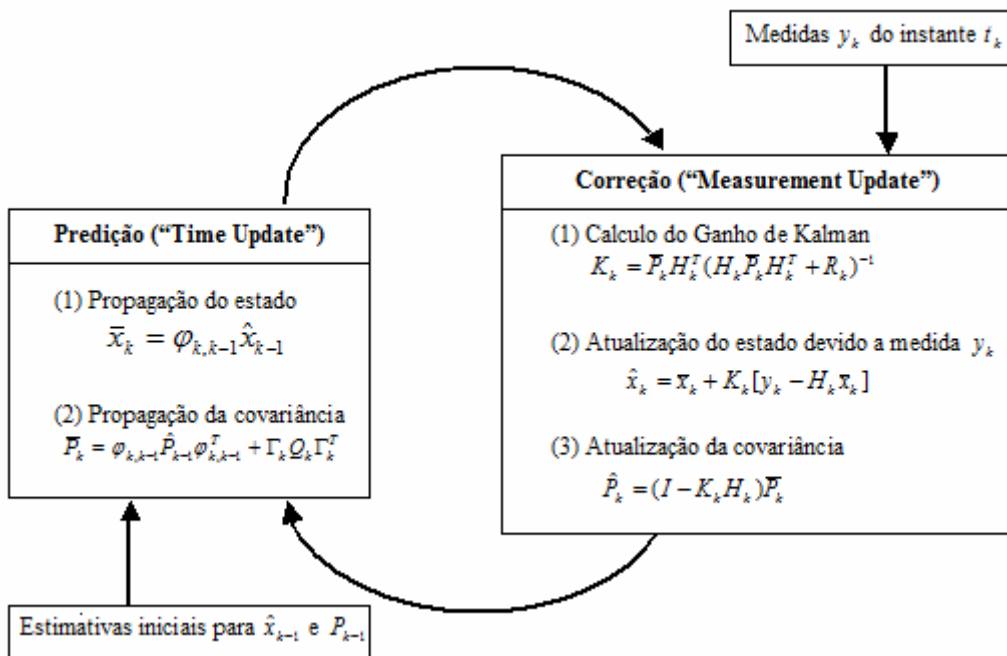


Figura 2.6 - Ciclo do Filtro de Kalman

Ao início do processo se dá uma atribuição de estimativas do estado e covariância iniciais. A partir de então, estes são propagados pelo modelo da dinâmica até o instante da medida  $t_k$ , quando então são atualizados o estado  $\hat{x}_k$  e a covariância  $\hat{P}_k$ , através do processamento das medidas  $y_k$  do instante

$t_k$ . Na seqüência, estes valores são novamente propagados com o objetivo de manter o ciclo para a obtenção de uma estimativa ótima com mínima variância.

#### 2.4.2 Filtro de Kalman não linear

O que acontece se o processo a ser estimado ou se as relações da medida em relação ao processo forem não lineares? Este é o caso genérico e mais comum que se encontra na natureza. Como só existem teorias para estimadores lineares, é preciso realizar o que se chama de linearização. Isto é obtido expandindo a dinâmica do sistema contínua não-linear em Série de Taylor, considerando apenas o termo de primeira ordem e desprezando os termos de ordens superiores. Desta forma usam-se as derivadas parciais das funções do processo e/ou das medidas para computar as estimativas, independentemente do seu grau de não-linearidade.

Assumindo o seguinte sistema contínuo-discreto não-linear dado por (2.13) e (2.14), com as estatísticas  $w = N(0, Q)$  e  $v = N(0, R)$ , as seguintes linearizações podem ser aplicadas:

- linearização da dinâmica contínua, resultando na equação:

$$\delta \dot{x} = F \delta x + G w \quad (2.23)$$

sendo  $F \equiv \left[ \frac{\partial f}{\partial x} \right]_{x=\bar{x}}$  o Jacobiano a ser determinado a cada intervalo

Isto é, o vetor de estado a ser estimado passa a ser composto de desvios em relação a uma solução de referência, que deve ser uma solução suficientemente próxima à verdadeira para que os estimadores convirjam.

- linearização das medidas discretas, resultando de forma análoga a equação:

$$\delta y_k = H_k \delta x_k + v_k \quad (2.24)$$

sendo  $H_k \equiv \left[ \frac{\partial h_k}{\partial x} \right]_{x=\bar{x}_k}$  a matriz de derivadas parciais

A equação de medidas torna-se também uma equação que relaciona desvios das medidas calculadas  $\delta y_k$ , em relação a uma referência, mantendo uma relação linear com os desvios do estado  $\delta x_k$ .

As variantes do Filtro de Kalman mais utilizadas são o filtro linearizado e o filtro estendido. Ambos os filtros utilizam equações lineares, mas aplicadas a diferentes abordagens. Enquanto o filtro linearizado é melhor aplicado quando a dinâmica do sistema é bastante precisa com um bom conhecimento dos valores iniciais, o filtro estendido é mais aplicável ao caso de modelos imprecisos ou simplificados, onde se faz necessária a atualização de elementos do estado a cada processamento (KUGA, 2006).

### 2.4.3 Filtro de Kalman Sigma-Ponto

Outra forma de Filtro de Kalman para problemas não lineares é o filtro denominado *Unscented* (UKF) ou Sigma-Ponto (FKSP), proposto para aplicação neste trabalho.

Para problemas não-lineares, os filtros não lineares convencionais, como o filtro estendido de Kalman, podem apresentar uma performance pobre em razão de problemas inerentes aos sistemas não lineares, principalmente devido às seguintes suposições (MAYBECK, 1979), (BROWN e HWANG, 1996) e (BIERMAN, 1977):

- Linearização é uma aproximação dos processos (Jacobiano da dinâmica e medidas) em torno dos pontos de operação;
- Processos são Gaussianos mesmo para problemas altamente não lineares;
- Normalmente somente a média (primeiro momento) é predito não-linearmente, visto que a covariância é linearizada.

Devido a esses problemas um filtro de Kalman não linear, pós-processado, será desenvolvido neste trabalho para realizar a calibração de uma UMI-MEMS e posteriormente incorporado ao algoritmo quando da integração da UMI-MEMS ao receptor GPS.

A opção escolhida foi o filtro de Kalman do tipo Sigma-Ponto (ou “Unscented”) (FKSP ou UKF), que utiliza técnicas de amostragem para obter um conjunto mínimo de amostras, os sigma-pontos, em torno da média (JULIER e UHLMANN, 1997, 2000, 2004), que seja ainda representativo do sistema não linear.

O método procura obter informações sobre os primeiros momentos (média, covariância, terceiro momento central ou assimetria, e quarto momento ou curtose) das poucas amostras escolhidas criteriosamente. Posteriormente, os sigma-pontos (amostras selecionadas) são propagados não linearmente para calcular a covariância predita (JULIER e UHLMANN, 2000). Com esta aproximação a complexa matriz Jacobiana não necessita ser avaliada, tornando-se uma vantagem a utilização do FKSP para este problema.

As etapas de propagação e atualização e seu equacionamento para o FKSP, bem como as condições iniciais aplicáveis, encontram-se resumidas em (WAN e VAN DER MERWE, 2000).

Em virtude da dinâmica do sistema ser não-linear e as medidas lineares em relação ao vetor de estado estimado (ver seção 3.3), a abordagem via FKSP neste problema é aplicada somente à fase da predição do filtro de Kalman, ficando a parte de atualização das medidas implementada através do filtro de Kalman padrão.

### ➤ FKSP - Fase de Predição

Para a propagação de um vetor  $x$  de dimensão  $n$  é gerado um conjunto de  $2n+1$  sigma-pontos  $\chi$  na forma:

$$\begin{aligned}\hat{\chi}_k^o &= \hat{x}_k \\ \hat{\chi}_k^i &= \hat{x}_k + \left( \sqrt{(n+\kappa)\hat{\mathbf{P}}_k} \right)_i, i=1, \dots, n \\ \hat{\chi}_{k1}^{i+n} &= \hat{x}_k - \left( \sqrt{(n+\kappa)\hat{\mathbf{P}}_k} \right)_i, i=1, \dots, n\end{aligned}\tag{2.25}$$

onde  $\left( \sqrt{(n+\kappa)\hat{\mathbf{P}}_k} \right)_i$  é a  $i$ -ésima linha ou coluna da matriz raiz quadrada de  $(n+\kappa)\hat{\mathbf{P}}_k$ , e o fator  $\kappa$  é escolhido de maneira a escalonar os momentos superiores a 3. Se  $(n+\kappa)=3$ , também é possível escalonar alguns dos quarto-momentos (curtose) quando  $x$  é Gaussiano (JULIER e UHLMANN, 1997).

Os pesos para ponderar a média e covariância predita são dados por:

$$\begin{aligned}W^o &= \kappa / (n + \kappa) \\ W^i &= 1 / (2n + 2\kappa), i = 1, \dots, n \\ W^{i+n} &= 1 / (2n + 2\kappa), i = 1, \dots, n\end{aligned}\tag{2.26}$$

A fase de predição do FKSP é implementada através da integração das equações (2.4)-(2.7), e (2.10), para cada sigma-ponto:

$$\dot{\chi}_{i,k+1} = \mathbf{f}(\chi_{i,k}) \quad (2.27)$$

A média e a covariância preditas são então aproximadas pelos resultados ponderados dados por:

$$\bar{\mathbf{x}}_{k+1} = \sum_{i=0}^{2n} W^i \chi_{i,k+1} \quad (2.28)$$

$$\bar{\mathbf{P}}_{k+1} = \sum_{i=0}^{2n} W^i [\chi_{i,k+1} - \bar{\mathbf{x}}_{k+1}][\chi_{i,k+1} - \bar{\mathbf{x}}_{k+1}]^T + \Gamma_{k+1} \mathbf{Q}_{k+1} \Gamma_{k+1} \quad (2.29)$$

onde o termo  $\Gamma_{k+1} \mathbf{Q}_{k+1} \Gamma_{k+1}$  é calculado pela equação 2.19.

### ➤ Decomposição de Cholesky

Dentro da abordagem do FKSP se faz necessária a fatoração da matriz de covariância para cada sigma-ponto gerado (Eq. 2.25), e isto é implementado através da *fatoração* ou *decomposição de Cholesky*.

A decomposição de Cholesky é assim denominada em homenagem a André-Louis Cholesky que estabeleceu que uma matriz simétrica e positiva definida pode ser decomposta em uma matriz triangular inferior e a sua transposta. Ou seja, esta fatoração procura decompor uma matriz  $A$  na forma:

$$A = LL^T \quad (2.30)$$

onde  $L$  é uma matriz triangular inferior com elementos estritamente positivos na diagonal principal.

Dada a matriz  $A$  de dimensão  $n$  com elementos  $a_{ij}$ ,  $1 \leq i \leq n$ ,  $1 \leq j \leq n$ , os elementos da matriz  $L$  podem ser calculados de forma recursiva por (2.31) e (2.32):

$$\begin{aligned} l_{11} &= a_{11}^{1/2} \\ l_{j1} &= \frac{a_{j1}}{l_{11}} \quad j = 2, \dots, n \end{aligned} \quad (2.31)$$

e para  $i = 2, \dots, n-1$

$$\begin{aligned} l_{ii} &= \left( a_{ii} - \sum_{k=1}^{i-1} l_{ik}^2 \right)^{1/2} \\ l_{ji} &= \frac{a_{ji} - \sum_{k=1}^{i-1} l_{jk} l_{ik}}{l_{ii}} \quad j = i+1, \dots, n \end{aligned} \quad (2.32)$$

Desta forma, a matriz raiz quadrada de  $\hat{P}_k$  pode ser determinada, para se obter os Sigma-Pontos através da Eq. 2.25.

#### 2.4.4 Vantagens e desvantagens na utilização do Filtro de Kalman Sigma-Ponto

##### ➤ VANTAGENS

No FKSP não é necessária a implementação da linearização do sistema, como para o filtro de Kalman Estendido (EKF), evitando Jacobianas analíticas complexas que necessitam ser calculadas a cada etapa da integração. A técnica Sigma-Ponto torna-se também atrativa em sistemas onde as expressões da dinâmica do sistema não estão disponíveis ou se apresentam na forma a não permitir uma fácil linearização. Além disso, é capaz de



escalonar momentos de ordem superior fazendo  $(n+k) = 3$  ou superiores, bastando para isto aumentar o valor de  $(n+k)$ .

Este processo aumenta a precisão do sistema, sem contudo exigir uma maior carga computacional segundo (WAN e VAN DER MERWE, 2000).

### ➤ **DESVANTAGENS**

Sendo  $n$  o número de elementos do vetor de estado, o número de sigma-pontos gerados passa a ser  $2n+1$ . Neste trabalho como o vetor de estado possui 15 elementos ( $n=15$ ), serão gerados 31 sigma-pontos para cada vetor de estado.

Isto implica que, ao invés de 1 etapa de integração para cada vetor, serão necessários realizar  $2n+1$  passos de integração, resultando 31 etapas de integração para cada vetor de estado.

## 2.4.6 Integração de IMU-MEMS e GPS

### ➤ Considerações iniciais

A principal limitação de desempenho do sistema aqui proposto é devida à precisão finita dos sensores. Um pequeno erro contínuo na aceleração será integrado uma vez, resultando em um erro grande na velocidade real que, integrado uma segunda vez, resulta em um enorme erro em posição.

Conseqüentemente são necessários sensores e/ou mecanismos precisos na correção de erros (algoritmos com realimentação) para obter uma plataforma de navegação inercial com a precisão desejada.

O método de realimentação, o qual será utilizado neste trabalho, é a utilização dos dados do receptor GPS realimentados à central de navegação inercial (CNI).

Este conceito requer considerações cuidadosas para o mecanismo de atualização não perturbar o sistema (UMI+GPS+FKSP), quando o objetivo é o de controlar dispositivos e não simplesmente medir seus movimentos como é o objetivo deste trabalho.

O GPS e a CNI têm características complementares. Enquanto em uma CNI os erros, embora pequenos, se acumulam a cada avaliação da posição em um sistema de erro ilimitado, a solução do GPS de uso civil, se limita a um erro de  $\pm 10$  m em coordenadas horizontais.

Entretanto, a taxa de saída do GPS normalmente é menor que a taxa de amostragem da CNI. Além disso, o usuário do GPS pode igualmente experimentar perdas de sinal a curto prazo por bloqueio ou interferência no recebimento do sinal. A CNI é insensível a este bloqueio ou a interferências externas. Combinar estes sensores associa as vantagens individuais

procurando remover a maioria de suas fraquezas. Quando o GPS perder o sinal dos satélites , a CNI pode ainda computar uma posição e velocidade. Um filtro apropriado que estime continuamente o erro que envolve as medidas da CNI, pode então realimentar o sistema e ser interpretado como sendo um limitador de erros.

O resultado é um sistema de navegação que determina a velocidade calculada a partir dos dados de uma CNI, mas limitado ao erro das medidas do sistema GPS.

Há diversas opções e técnicas possíveis quanto à integração destes dois sistemas. De uma maneira geral, podem ser classificadas em três grupos, aqui denominadas de livre, integração clássica e integração profunda. Os nomes e as definições das diferentes técnicas podem diferir na literatura, mas os conceitos básicos são expostos a seguir, conforme detalhado em (VINKVIST, 2008)

- Livre – é a técnica mais utilizada devido a sua simplicidade e à baixa carga computacional relativa a outras técnicas da integração. A idéia desta integração é considerar o receptor GPS como uma caixa preta que fornece as soluções de navegação de posição e velocidade com um determinado nível de erro em sua saída. Os dados da posição e da velocidade do GPS são então associados com a posição e velocidade calculadas a partir dos dados fornecidos pela CNI, tipicamente através de um filtro de Kalman.
- Clássica - esta técnica difere do caso livre, pelo fato de ter sua navegação computada como parte do vetor de estado num filtro de Kalman, pois tem um estado adicional para o erro do relógio e utiliza os *pseudo-range* para a medida das distâncias. A vantagem desta integração se dá quando há menos de quatro satélites visíveis para o receptor e, ainda assim, o filtro é capaz de usar os dados das distâncias

dos satélites para estimar uma posição. A desvantagem desta integração é a complexidade e carga computacional mais elevada.

- Profunda - a idéia básica nesta integração é que o código e a malha de rastreio da portadora do GPS sejam integrados no vetor de estado de um Filtro de Kalman. Esta técnica tem uma carga computacional muito elevada, pois o filtro precisa ser constantemente atualizado.

Neste trabalho será utilizada a técnica da integração livre, ou seja, agregando soluções navegação de posição e velocidade com um erro conhecido.

### ➤ Filtro de navegação

O algoritmo de navegação deve propagar o estado do veículo através do FKSP baseado nas medidas dos acelerômetros e giroscópios. A tarefa do chamado filtro da navegação é corrigir a trajetória resultante da navegação inercial usando os valores de posição e velocidade do GPS.

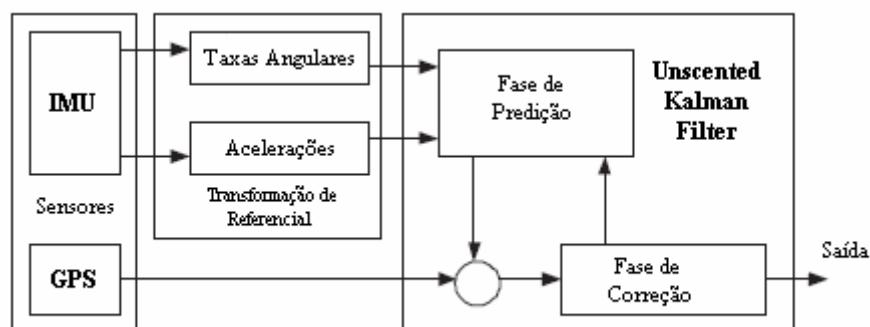


Figura 2.7 - Diagrama UMI/GPS e integração ao FKSP

As correções devidas ao sensor GPS no filtro de Kalman são executadas em intervalos regulares, a uma taxa de 2Hz, mas podem ser ignoradas quando o sensor GPS estiver inativo ou quando o valor da covariância das leituras do

receptor GPS for muito grande, usando-se então as estimativas calculadas apenas a partir das informações da UMI.

A Figura 2.8 ilustra em (a) a posição inicial da UMI, em (b) as estimativas da posição e velocidade da UMI nos tempos subseqüentes e em (c) estes tempos associados às medidas do receptor GPS.

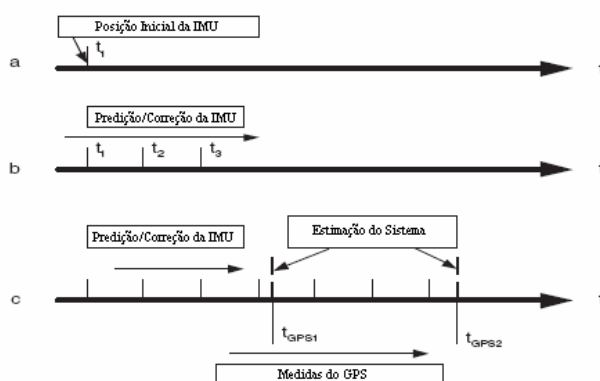


Figura 2.8 - Tempos fornecidos pela UMI e pelo GPS

Uma vez que o modelo do erro da velocidade e o modelo do erro da atitude contêm a maior parte da informação dinâmica, em diversas situações é importante que a medida inercial da velocidade do veículo seja feita pelo receptor GPS.

Quando as medidas da UMI forem muito ruidosas, estas podem gerar problemas na sintonia do filtro, de modo que é desejável pré-filtrar as mesmas antes de serem introduzidas no sistema, especialmente em relação aos distúrbios eletrônicos e da vibração de alta frequência, muito acima da largura de faixa de desempenho do veículo (CROSSBOW, 2007). No equipamento utilizado esta filtragem proprietária já está incorporada à UMI Crossbow.

Crítérios de avaliação de unidades de medidas inerciais (UMI) mais baratas, são comparadas à unidades inerciais tradicionais quando integradas a GPS,

em (INSIDEGNSS, 2008), mostrando o crescente desenvolvimento de pesquisas nesta área.

## **2.5 Ambiente de programação**

A implementação dos algoritmos e as simulações a partir dos dados obtidos para os sistemas e casos estudados foi feita numericamente em computadores, através de linguagem de programação procedural.

Os ambientes escolhidos para o estudo foram o MATLAB e o FORTRAN. Para o aprendizado destes ambientes foram utilizados os materiais fornecidos pelos próprios fabricantes (MATHWORKS, 2005) e (COMPAQ, 1999). No caso do MATLAB ainda foram utilizados o curso completo de (HANSELMAN, 2003) e a aplicações do Filtro de Kalman usando MATLAB de (GREWAL, 2001).

A escolha destes ambientes deve-se ao fato de um deles, o MATLAB, ser bastante difundido, principalmente em aplicações acadêmicas. Neste ambiente foram feitas as programações para simulações pós-processadas na determinação de trajetória. Isto permitiu a verificação do desempenho de diversos algoritmos e suas sintonias através dos resultados pós-processados obtidos.

Determinadas as reais necessidades de tempo disponível em função do desempenho dos algoritmos será possível, num trabalho futuro, escrever em linguagem de programação apropriada o novo algoritmo que permita sua utilização em tempo real.

### 3 METODOLOGIA

#### 3.1 Considerações

Para se obter maior exatidão das medidas existem diversas aproximações para aumentar o desempenho total do sistema. Dentro do trabalho proposto devem ser consideradas duas condições importantes:

Primeiramente, antes de se utilizar um instrumento de precisão, é necessária uma calibração inicial. Geralmente, a calibração inicial é feita com a central de navegação inercial parada. Esta etapa é conhecida como **calibração estática**.

A central de navegação inercial solidária aqui descrita não possui os recursos para uma calibração autônoma e a condição estática inicial exata.

O problema inerente é a necessidade de se calibrar seis componentes independentes, três rotacionais e três translacionais. Para realizar a calibração precisa dessas componentes é essencial que sejam atendidas as seguintes pré-condições:

- 1) A central de navegação necessita conhecer o valor e o sentido do vetor aceleração inicial. Na Terra e sob a suposição de uma plataforma em condição estática, o vetor-g aponta exatamente para baixo, na vertical local, com um valor de aceleração de  $-9.80 \text{ m/sec}^2$  (valor este que deve ser corrigido em função da área geográfica).
- 2) O sistema necessita ainda de informação adicional sobre seu alinhamento horizontal inicial. Estes dados devem ser garantidos através de sensores de nivelamento e uma bússola, por GPS ou por procedimentos aplicáveis ao processo de calibração. Ou seja, ou a central de navegação mede exatamente seu alinhamento e nivelamento iniciais ou estes devem ser fornecidos durante a calibração estática.

Estas duas pré-condições fornecem os dados necessários para corrigir todos os desvios de alinhamento dos sensores, bem como calibrar o sistema de acordo com os valores das saídas fornecidas.

O simulador de 3 eixos utilizado em alguns dos testes atribui um nivelamento horizontal preciso à UMI, garante o seu alinhamento exato para o Norte e possui o vetor  $g$  e coordenadas locais bem determinadas durante a calibração inicial.

Observe-se que a calibração estática acima visa obter o valor de zero dos sensores eliminando os *bias* dos acelerômetros e as derivas dos giros. Todas as alterações induzidas ao longo da vida do sensor não podem ser detectadas, nem corrigidas por este procedimento de calibração.

Na seqüência, para manter a precisão obtida no procedimento de calibração do caso estático é muito importante verificar a sustentação da calibração para o caso dinâmico durante todo o tempo do experimento. No caso deste trabalho, será feito um segundo teste para a verificação dos valores obtidos anteriormente para um caso denominado aqui como semi-dinâmico.

Como dito anteriormente o sistema possui precisão finita e as saídas dos sensores inerciais sofrem derivas ao longo do tempo.

### **3.2 Formulação do problema**

Partindo de um estado inicial bem conhecido, no exemplo de uma calibração estática, um filtro de Kalman pode ser construído para combinar todos os dados disponíveis e o conhecimento da dinâmica do sistema para gerar uma melhor estimativa total de erros não compensados ou controlados da UMI.



A resolução do problema foi dividida em três etapas distintas e as atividades desenvolvidas são descritas na seqüência:

### **3.2.1 Determinação do *bias* dos acelerômetros e derivas dos giroscópios em condição estática.**

Montagem da UMI sobre simulador servo-assistido de 3 eixos executando procedimentos de alinhamento e aquisição de dados para a condição estática em laboratório. Desenvolvimento do algoritmo para a determinação dos *bias* dos acelerômetros e das derivas dos giroscópios da UMI-MEMS, através de um FKSP, para as condições acima e para as taxas de amostragem de 20Hz e 133Hz. Avaliação do desempenho do algoritmo para ambas as taxas de amostragem e análise da convergência do Filtro Sigma-Ponto.

### **3.2.2 Determinação dos *bias* dos acelerômetros e deriva dos giroscópios em condição semi-dinâmica**

Verificação dos valores obtidos na etapa anterior para condições semi-dinâmicas, ainda em laboratório, e também através da utilização do mesmo FKSP a uma taxa de amostragem de 20Hz e velocidade angular constante de 6°/s no eixo de yaw. É realizada uma análise comparativa de erros entre a integração simples e através do FKSP para as equações dinâmicas e os resultados com a utilização dos “*bias*” e as derivas obtidas para ambos os casos.

### **3.2.3 Integração da UMI-MEMS ao GPS**

É percorrida uma trajetória entre coordenadas bem conhecidas onde são adquiridas leituras de GPS simultaneamente à aquisição de medidas dos sensores da UMI. Expande-se o desenvolvimento do algoritmo também baseado na técnica do FKSP para a determinação da posição e velocidade a partir dos dados fornecidos pela IMU-MEMS, bem como para a aquisição e fusão dos valores de posição e velocidade do receptor GPS. É implementada a

correção dos dados de posição e velocidade fornecidos pelo receptor GPS ao algoritmo de navegação utilizado.

### 3.3 Etapas do trabalho

A tabela 3.1 resume as etapas em que se subdivide este trabalho, e suas principais características:

Tabela 3.1 – Distribuição das atividades para a realização do experimento

Etapa 1	<b>Objetivo</b>	Determinação do bias e deriva dos giros
	<b>Condição</b>	Estática (sobre mesa simuladora em repouso)
	<b>Variáveis controladas durante o experimento</b>	Posição, velocidade, atitude e frequência de amostragem
	<b>Condições iniciais</b>	constantes
	<b>Condições durante experimento</b>	constantes - não se alteram no decorrer do experimento
	<b>Frequência de amostragem</b>	20 Hz (operacional) e 133 Hz (máxima)
	<b>Variáveis a serem determinadas</b>	Bias dos acelerômetros - Bax, Bay e Baz Derivas dos Giroscópios - Bgx, Bgy e Bgz
	<b>Critério de aceitação</b>	Convergência e estabilidade do FKSP e seus parâmetros para ambas taxas de amostragens
Etapa 2	<b>Objetivo</b>	Determinação do bias e deriva dos giros
	<b>Condição</b>	Semi-dinâmica (com rotação em torno de um eixo)
	<b>Variáveis controladas durante o experimento</b>	Posição, velocidade, atitude e frequência de amostragem
	<b>Condições iniciais</b>	constantes
	<b>Condições durante o experimento</b>	Posição e velocidade: constantes Atitude: rotação a velocidade constante em torno do eixo de Yaw, Roll e Pitch permanecem constantes
	<b>Frequência de amostragem</b>	20 Hz
	<b>Variáveis a serem obtidas</b>	Bias dos acelerômetros - Bax, Bay e Baz Derivas dos Giroscópios - Bgx, Bgy e Bgz
	<b>Critério de aceitação</b>	Convergência e estabilidade do FKSP e seus parâmetros. Identificação dos resultados com os obtidos para a condição estática
Etapa 3	<b>Objetivo</b>	Obtenção da posição e velocidade através de dupla integração das acelerações ao longo de trajeto específico e correção pelas medidas de posição e velocidade obtidos através do receptor GPS
	<b>Condição</b>	Dinâmica
	<b>Variáveis controladas durante o experimento</b>	Trajetória, tempo e frequência de amostragem
	<b>Frequências de amostragem</b>	20 Hz para a UMI e 2Hz para o receptor GPS
	<b>Condições iniciais necessárias</b>	Posição, velocidade, atitude e tempo
	<b>Variáveis a serem obtidas</b>	Posição e velocidade
		<b>Critério de aceitação</b>

### 3.4 Implementando o Filtro de Kalman Sigma-Ponto

#### ➤ Modelagem dinâmica dos estados

A implementação a ser feita é sobre o sistema não-linear contínuo-discreto descrito na seção 2.4.2, onde as equações que representam o sistema dinâmico e as medidas são dadas respectivamente por:

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}, t) + \mathbf{G}\mathbf{w} \quad (3.1)$$

São incluídos no espaço de estados do filtro os parâmetros que modelam fontes absolutas de erro nos sensores, tais como os *bias* dos acelerômetros e as derivas dos giroscópios.

O vetor de estados de 15 elementos nesse sistema é dado por:

$$\mathbf{x} = [\mathbf{r} \quad \mathbf{v} \quad \boldsymbol{\theta} \quad \mathbf{b}_a \quad \mathbf{b}_g]^T \quad (3.2)$$

onde:

$\mathbf{r} = [\varphi \quad \lambda \quad h]$  é a posição dada por latitude, longitude e altitude;

$\mathbf{v} = [V_N \quad V_E \quad V_D]$  é a velocidade no sistema NED;

$\boldsymbol{\theta} = [\phi \quad \theta \quad \psi]$  é a atitude dada por roll, pitch e yaw;

$\mathbf{b}_a \equiv [b_u \quad b_v \quad b_w]$  é o *bias* dos acelerômetros nas direções x, y e z;

$\mathbf{b}_g \equiv [b_b \quad b_q \quad b_r]$  é a deriva dos giroscópios nas respectivas direções x, y e z.

e onde  $\mathbf{w} = [\mathbf{w}_v \quad \mathbf{w}_\theta \quad \mathbf{w}_{ba} \quad \mathbf{w}_{bg}]$  é o vetor contendo os ruídos de modelagem dinâmica, respectivamente da velocidade, atitude, *bias* dos acelerômetros e deriva dos giros.

$G$  é a matriz de adição de ruído e  $w$  é assumido ruído branco, assim:

$$\begin{aligned} E[w] &= 0 \\ E[w(t)w^T(\tau)] &= Q(t)\delta(t-\tau) \end{aligned} \quad (3.3)$$

A propagação do estado é feita através da integração das equações (2.4),(2.7) e (2.10) de acordo com a equação (2.27), obtendo-se o valor do estado propagado dado por (2.28).

A propagação da covariância do estado é obtida a partir de (2.29.) A matriz de adição de ruído dinâmico na propagação do estado é calculado de acordo com a equação 2.19.

#### ➤ Modelagem dinâmica das medidas

As observações são discretas e modeladas pela equação linear:

$$y_k = H_k x_k + v_k \quad (3.4)$$

onde  $y_k$  é um vetor das  $m$  observações,  $H_k$  é uma matriz  $m \times n$  que relaciona o vetor de estado com as observações e  $v_k$  é uma seqüência branca também de dimensão  $m$  que representa o ruído nas medidas com:

$$\begin{aligned} E[v_k] &= 0 \\ E[v_k v_r^T] &= R_k \delta_{kr} \end{aligned} \quad (3.5)$$

onde  $R_k$  é a matriz de covariância dos ruídos das medidas e  $\delta_{kr}$  é o delta de Kronecker.

Os ruídos de dinâmica  $w$  e da observação  $v$  são não-correlacionados entre si e não-correlacionados com o estado inicial  $\bar{x}_0$ .

A fase de correção do filtro, atualização ou “measurement update” usa as equações convencionais do filtro de Kalman (BIERMAN, 1977), pois as medidas são lineares em relação ao vetor de estado a ser estimado.

Desta forma, o modelo de observação se torna linear com a matriz  $H$  constante, simplificando a implementação da fase de correção do filtro de Kalman. Logo, a matriz de sensibilidade  $H$  é matriz identidade com relação a  $[r \ v \ \theta]$ , ou seja, em relação à posição, velocidade e atitude respectivamente.

- No caso de um alinhamento estático ou semi-dinâmico, onde existe um movimento de atitude prescrito (parado ou em rotação), as observações representando posição, velocidade e atitude são conhecidos.
- As coordenadas de posição são as coordenadas geodésicas WGS-84 do centro da plataforma giratória de 3-eixos, velocidades nulas, e valores de atitude conhecidos, quando devidamente alinhados aos eixos do simulador servo-assistido CONTRAVES/ACUTRONIC. Desta forma estes valores, e os respectivos desvios-padrão podem ser realimentados para o ciclo de correção, equações (2.20) a (2.22), do filtro de Kalman, representando as medidas a serem processadas.
- No caso do experimento prático, é necessário obter ou garantir um bom nivelamento e alinhamento inicial, além de conhecer a posição e a velocidade inicial, desta forma, as observações de posição, velocidade e atitude também ficam determinadas.

A Figura 3.1 mostra o ciclo de predição através do Filtro de Kalman Sigma-Ponto e a etapa de atualização feita pelo Filtro de Kalman Standard.

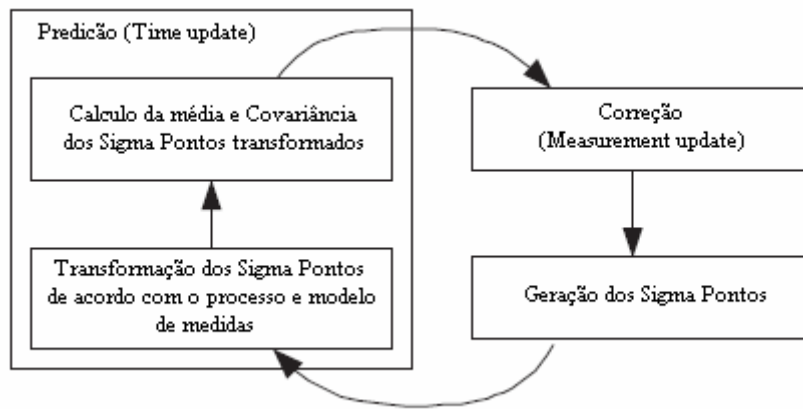


Figura 3.1 - Ciclo de predição e correção do algoritmo

### ➤ Sintonia do filtro

O desempenho do filtro é dependente da qualidade da informação a ele fornecido. Uma vez obtido o modelo, o mais importante para a determinação de sua precisão é o conhecimento *a priori* sobre as covariâncias dos ruídos de medidas  $R_k$  e da densidade espectral de potência do ruído  $Q_k$ . Em diversas aplicações estas informações são conhecidas e se mantêm constantes ao longo do processo. Se forem utilizados valores inadequados, os resultados podem levar à divergência do filtro.

Os valores das covariâncias dos ruídos das medidas  $R_k$  são obtidos mais facilmente através de amostras da medida antes do início da operação do filtro, enquanto que o ruído do processo  $Q_k$  não é possível obter diretamente através de medidas. Neste caso, deve-se introduzir incerteza suficiente na dinâmica ou se utilizar algoritmos adaptativos para sintonizar o filtro, sem permitir sua divergência. Os valores utilizados no FKSP estão devidamente listados no apêndice A. Os resultados obtidos com esta sintonia para o FKSP para os casos estudados estão detalhados no capítulo 4.

## 4 EXPERIMENTOS E RESULTADOS OBTIDOS

### 4.1 Determinação do *bias* dos acelerômetros e derivas dos giroscópios em condição estática

Este experimento foi realizado para a determinação dos *bias* dos acelerômetros e derivas dos giroscópios, através da utilização da técnica de Filtro de Kalman Sigma-Ponto (FKSP) com a UMI em condição de repouso e as condições de posição, velocidade e atitude conhecidas.

#### 4.1.1 Montagem do experimento

O experimento foi realizado em laboratório. A montagem da UMI foi feita sobre o simulador de três eixos e suas conexões de entrada da alimentação DC e saída da comunicação serial acopladas através dos “slip-rings” do simulador. Isto viabiliza os contatos elétricos necessários entre a UMI sobre a plataforma móvel e o conjunto bateria e computador montados externamente à mesa. A bateria garante a alimentação da UMI e o computador tem a finalidade, através da comunicação serial, de receber e armazenar os arquivos de dados para posterior análise e processamento.

As condições iniciais de nivelamento da mesa e o apontamento inicial para a condição estática necessária são garantidos pela precisão da mesa servo assistida.

O simulador teve seus 3 eixos colocados na posição (0, 0, 0), ou seja, o eixo mais externo (guinada) apontado para o norte verdadeiro, o eixo intermediário (arfagem) para o zênite, e o terceiro eixo (rolamento) formando um triedro tri-ortogonal.

Na condição acima a UMI-MEMS foi montada no centro da plataforma giratória e alinhada segundo os eixos  $x = \text{norte}$ ,  $z = \text{nadir}$  e  $y = \text{leste}$ .

As coordenadas foram tomadas em relação ao centro da plataforma giratória, no centro do eixo interno e foram determinadas por um sistema GPS no sistema geodésico WGS-84, listadas no apêndice B .

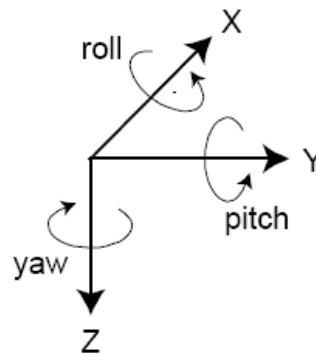
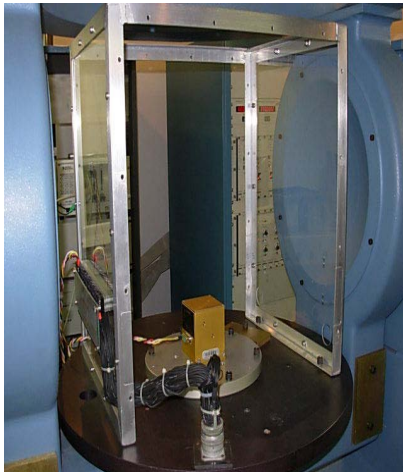


Figura 4.1 - UMI MEMS montada sobre o simulador de três eixos e referência da UMI

Para o algoritmo do Filtro de Kalman Sigma-Ponto (FKSP) desenvolvido para esta condição foram utilizados os valores indicados no apêndice A.



### 4.1.2 Estimações no Matlab®

Para os testes estáticos observa-se que o *bias* dos acelerômetros e as derivas dos giros convergiram rapidamente como mostrado nas figuras abaixo. As figuras mostram também as envoltórias de  $\pm 1\sigma$  calculadas através do traço da matriz de covariância.

#### a) Experimento estático a uma taxa de amostragem de 20Hz

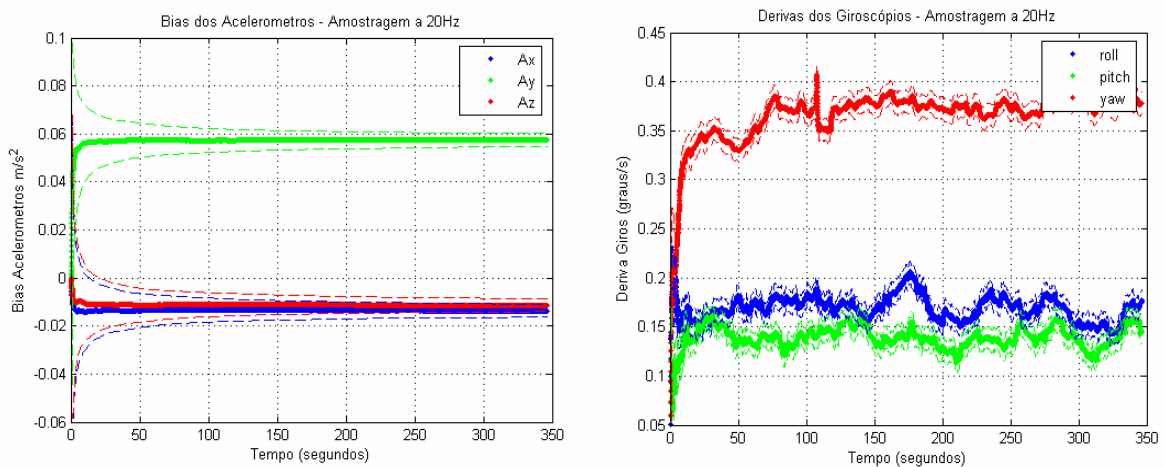


Figura 4.2 - Bias dos acelerômetros e derivas dos giros obtidos pelo FKSP a uma taxa de amostragem de 20 Hz com valores iniciais nulos e maior valor para a covariância inicial

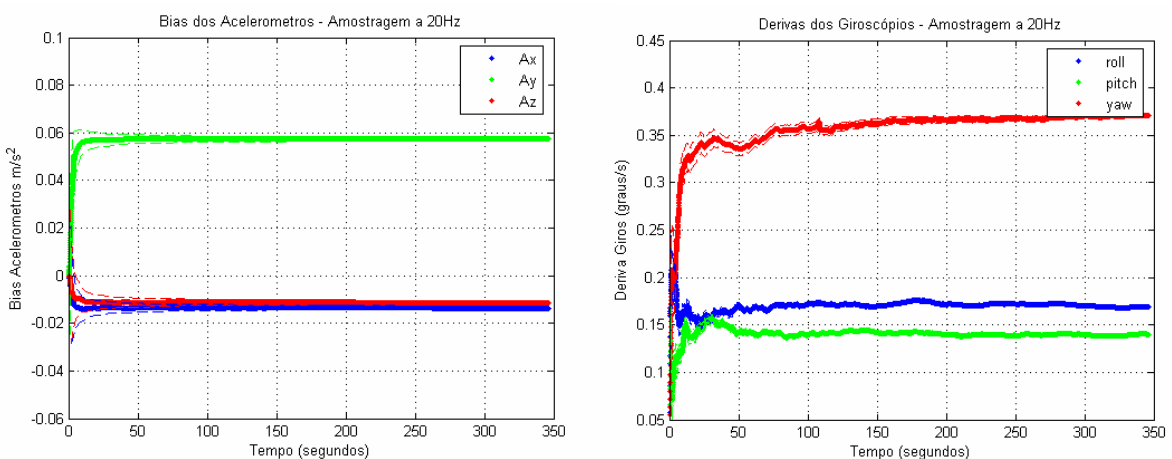


Figura 4.3 - Bias dos acelerômetros e derivas dos giros obtidos pelo FKSP a uma taxa de amostragem de 20 Hz com valores iniciais obtidos da etapa anterior e menor valor para a covariância

b) Experimento estático a uma taxa de amostragem de 133Hz

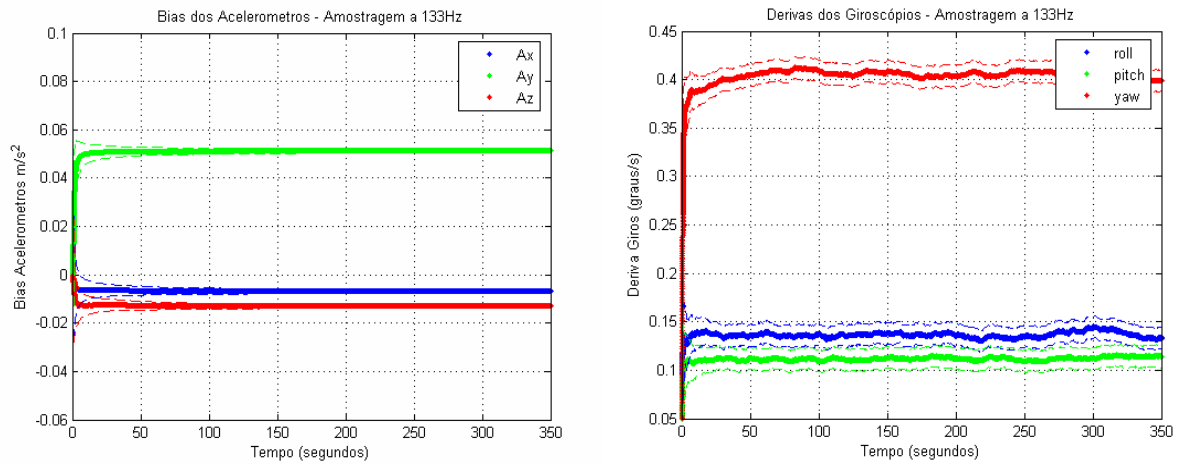


Figura 4.4 - Bias dos acelerômetros e derivas dos giros obtidos pelo FKSP a uma taxa de amostragem de 133 Hz com valores iniciais nulos

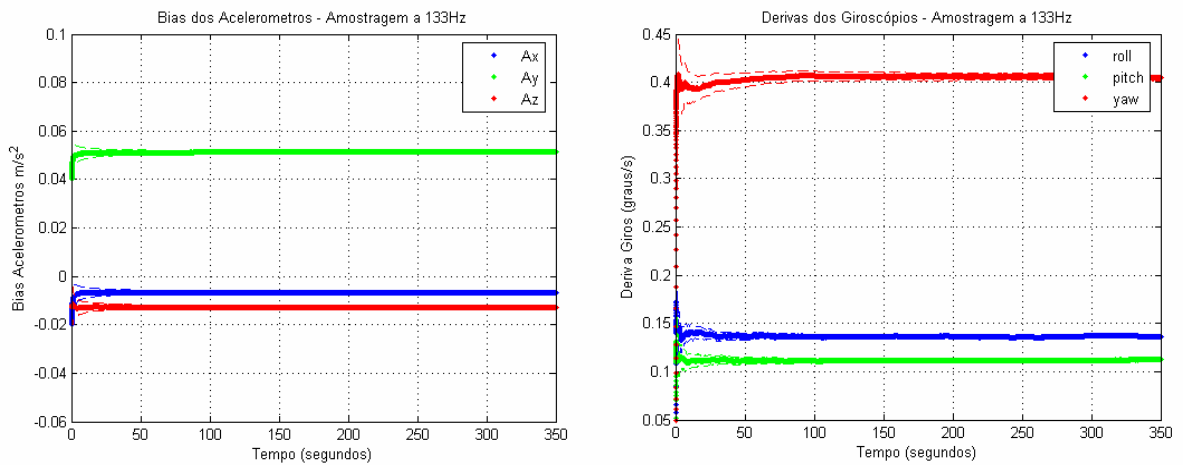


Figura 4.5 - Bias dos acelerômetros e derivas dos giros obtidos pelo FKSP a uma taxa de amostragem de 133 Hz com valores iniciais para média e covariância obtidos da etapa anterior (Fig. 4.4)

### 4.1.3 Análise dos resultados obtidos

Determinaram-se as médias e os desvios-padrão para os *bias* dos acelerômetros (m/seg<sup>2</sup>) e as derivas dos giroscópios (°/seg) para diversas amostragens que estão resumidas na Tabela 4.1

Tabela 4.2 – Valores obtidos de bias e derivas para a UMI-MEMS em condição estática e a diferentes taxas de amostragem

		20Hz	133 Hz		
			Amostragem 1	Amostragem 2	Amostragem 3
<b>Ax</b>	<i>Média</i>	-1,3E-02	-8,4E-03	-7,1E-03	-6,5E-03
	<i>1 Sigma</i>	1,2E-03	8,6E-04	4,4E-04	7,0E-04
<b>Ay</b>	<i>Média</i>	5,5E-02	4,0E-02	4,9E-02	4,9E-02
	<i>1 Sigma</i>	5,6E-03	3,8E-03	2,9E-03	4,7E-03
<b>Az</b>	<i>Média</i>	-1,1E-02	-1,1E-02	-1,2E-02	-1,2E-02
	<i>1 Sigma</i>	1,1E-03	1,1E-03	7,1E-04	1,2E-03
<b>Roll</b>	<i>Média</i>	1,7E-01	1,3E-01	1,3E-01	1,4E-01
	<i>1 Sigma</i>	8,3E-03	3,8E-03	3,7E-03	3,6E-03
<b>Pitch</b>	<i>Média</i>	1,4E-01	1,2E-01	1,1E-01	1,1E-01
	<i>1 Sigma</i>	9,5E-03	4,4E-03	1,9E-03	2,9E-03
<b>Yaw</b>	<i>Média</i>	3,5E-01	3,5E-01	4,1E-01	4,0E-01
	<i>1 Sigma</i>	3,0E-02	1,6E-02	1,1E-02	1,9E-02

Para a análise da variação dos *bias* e derivas na freqüência de amostragem de 133Hz foram realizados três experimentos distintos, onde cada amostragem foi obtida de montagem e alinhamentos diferentes. A partir destes experimentos verificou-se que com a mesma taxa de amostragem, obteve-se um desvio máximo de 15% em relação à média calculada dos *bias* dos acelerômetros e desvios inferiores a 10% em relação à média obtida para as derivas dos giroscópios.

Observa-se que, para alcançar a convergência, o FKSP necessitou um tempo bem menor em uma taxa de amostragem de 133 Hz (Figura 4.4), do que em 20 Hz (Figura 4.2), principalmente para a deriva dos giros.

A Tabela 4.2 faz uma comparação do erro das estimativas do filtro. Há uma indicação de que a precisão nas estimativas está fortemente relacionada à taxa de amostragem, isto é, quanto mais elevada a taxa de amostragem, melhor a precisão. Isto se deve à largura de faixa do sinal amostrado e ao ruído presente nesse mesmo sinal. Quanto maior a taxa de amostragem, tanto maior a quantidade de informação obtida dos sensores, permitindo a obtenção de uma melhor relação sinal/ruído.

Os erros das estimativas através dos dados obtidos a 133Hz foram de uma ordem de grandeza menor do que as tomadas a 20Hz.

Tabela 4.2 - Erros do FKSP para o caso estático

Taxa (Hz)	Altitude (m)	$V_N$ (m/s)	$V_E$ (m/s)	$V_D$ (m/s)	$\phi$ (°)	$\theta$ (°)	$\psi$ (°)
20	0.0042	0.0107	0.0122	0.0035	0.057	0.055	0.140
133	0.0000	0.0000	0.0012	0.0004	0.005	0.004	0.010

Fonte: Kuga et all (2007a)

#### 4.1.4 Comentários

É importante observar que a UMI foi submetida a condições iniciais diferentes para os experimentos medidos, ou seja:

- Nem todas as medidas foram todas tomadas nas mesmas condições de alinhamento e na mesma data,
- Desta forma, passaram por *warm up's* distintos e a condições iniciais e situações diferentes.

Mesmo assim, observa-se que existe uma consistência na determinação da média e na ordem de grandeza do desvio-padrão para os valores de *bias* da aceleração e derivas das taxas angulares estimadas.

## **4.2 Determinação dos *bias* dos acelerômetros e deriva dos giroscópios em condição semi-dinâmica**

Um segundo experimento, denominado caso semi-dinâmico, foi realizado para verificar se a calibração dos *bias*, obtido para o caso estático, sofreria alguma degradação quando da existência de um movimento de atitude.

### **4.2.1 Montagem do experimento**

A montagem da UMI e a orientação foram feitas de maneira análoga às do caso estático. As condições iniciais de nivelamento da base rotatória e a garantia da manutenção da rotação constante são asseguradas de maneira análoga pela precisão do simulador servo assistido.

Neste experimento a mesa de 3 eixos foi configurada de maneira a girar o eixo de *yaw* (guinada) a uma velocidade constante de  $6^\circ/\text{s}$ . Coletaram-se medidas a uma taxa de 20 Hz, com ângulo de guinada inicial a  $6^\circ$ .

Neste caso, em relação ao caso completamente estático, o filtro FKSP foi alimentado com medidas do ângulo de guinada variando a  $6^\circ/\text{s}$ .

### **4.2.2 Estimações no Matlab®**

A Figura 4.6 mostra a convergência do *bias* dos acelerômetros e derivas dos giros, alcançada em menos de 1 minuto.

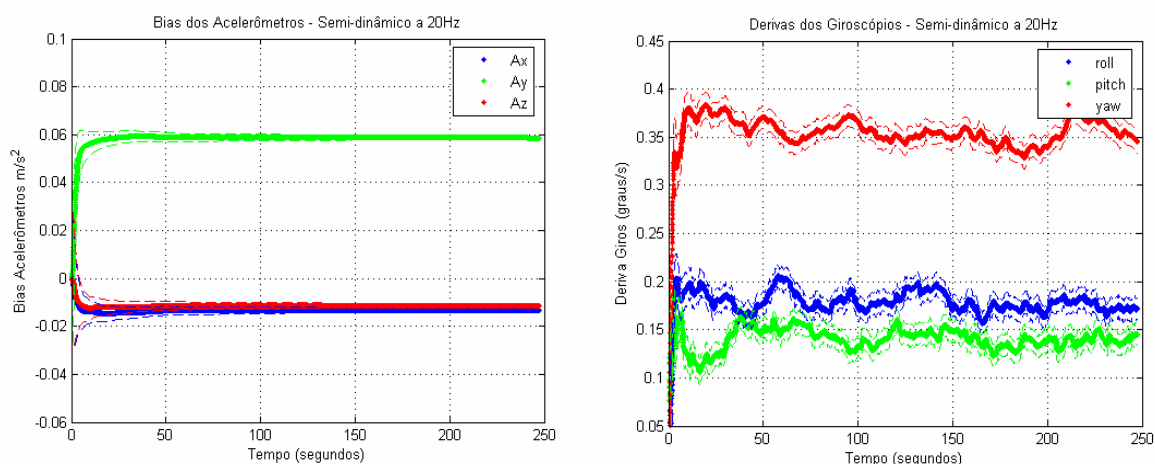


Figura 4.6 - Bias e derivas obtidos para o caso semi-dinâmico

### 4.2.3 Análise dos resultados obtidos

A Tabela 4.3 mostra as estimativas dos *bias* e derivas onde os valores de aceleração são dados em  $m/seg^2$  e as derivas dos giroscópios em  $°/seg$ .

Tabela 4.3 - Valores obtidos de *bias* e derivas para a IMU-MEMS em condição semi-dinâmica e a uma taxa de amostragem de 20 Hz

20Hz Semi-dinâmico		
<b>Ax</b>	<i>Média</i>	-1,3E-02
	<i>1 Sigma</i>	1,3E-03
<b>Ay</b>	<i>Média</i>	5,6E-02
	<i>1 Sigma</i>	6,3E-03
<b>Az</b>	<i>Média</i>	-1,1E-02
	<i>1 Sigma</i>	1,2E-03
<b>Roll</b>	<i>Média</i>	1,8E-01
	<i>1 Sigma</i>	1,4E-02
<b>Pitch</b>	<i>Média</i>	1,4E-01
	<i>1 Sigma</i>	9,1E-03
<b>Yaw</b>	<i>Média</i>	3,6E-01
	<i>1 Sigma</i>	2,6E-02

Neste caso, para a taxa de 20Hz, o FKSP apresentou erros, perfis de *bias* e derivas, incluindo os respectivos desvios-padrão similares aos da Tabela 4.1.

Realimentando o filtro com os valores de médias e desvios-padrão obtidos na Tabela 4.3 como condição inicial para o FKSP, resultam respectivamente para os acelerômetros e giroscópios os valores da Figura 4.7.

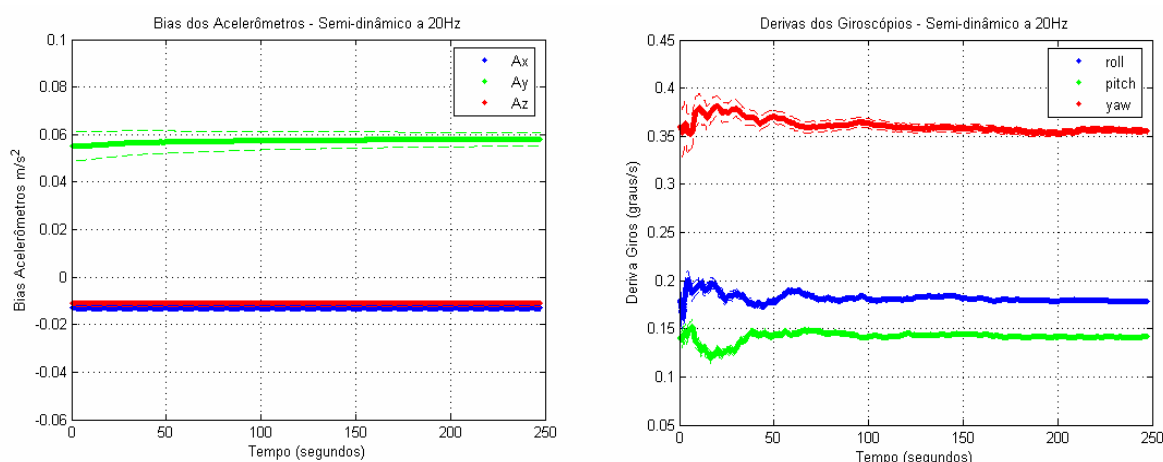


Figura 4.7 - Valores de bias e derivas para o caso semi-dinâmico com condições iniciais a partir da Tabela 4.3

Ou seja, com a condição inicial mais próxima da solução, a convergência é acelerada.

#### 4.2.4 Comentários

- Mesmo na condição semi-dinâmica simulada, os respectivos *bias* e derivas não variaram significativamente em relação aos obtidos no caso estático.
- A convergência a uma taxa de amostragem de 20Hz foi obtida similarmente em menos de 1 minuto.
- Uma vez obtidos os valores de *bias* e derivas através do Filtro de Kalman Sigma-Ponto desenvolvido para a condição estática e verificado seu desempenho para a condição semi-dinâmica, as simulações feitas a partir de então para a UMI são tomadas a uma taxa de amostragem a



20Hz, sendo também consideradas como taxa de amostragem de referência para os demais experimentos.

### **4.3 Comparação entre integração das equações de atitude e movimento diretamente e pelo Filtro de Kalman Sigma-Ponto desenvolvido**

Esta comparação visa analisar o impacto dos erros sistemáticos dos *bias* dos acelerômetros  $b_a$  e derivas dos giros  $b_g$  na integração das medidas dos respectivos sensores para a determinação das velocidades, trajetória e atitude em diferentes situações. Foi utilizado o caso estático para estes testes, ou seja, posição fixa, velocidades nulas (parado) e atitudes nulas (sem desalinhamento).

São feitas as comparações dos resultados obtidos entre a integração das equações dinâmicas, com condições iniciais exatas e a integração através do FKSP desenvolvido considerando ou não os respectivos “*bias*” e derivas como parte do vetor de estado  $x$ .

Em todos os casos são integradas as equações diferenciais (2.4), (2.7) e (2.10), por Runge-Kutta de quarta ordem (RK4)<sup>4</sup>, de passo fixo, para o mesmo arquivo de dados e submetidos ao mesmo período de 346,41 segundos.

---

<sup>4</sup> O algoritmo de Runge-Kutta de ordem  $n$  é um integrador numérico que obtém a mesma precisão alcançada através de uma expansão de Taylor das equações diferenciais de ordem  $n$ , sem a necessidade das derivadas de ordem superior das mesmas.

Uma análise mais detalhada com referência à integração numérica utilizando-se Runge Kutta de quarta ordem (RK4) é detalhada em (FARREL e BARTH, 1998)

Uma vez que os valores de posição, velocidade e atitude da UMI são conhecidos, o vetor de estados  $x$  é dado por:

X1 - Latitude Geodésica = 23,21132308° S  
X2 - Longitude Geodésica = 314,14082390° E  
X3 - Altitude Geodésica = 641,2032368 m  
X4 - Velocidade Norte = 0  
X5 - Velocidade Leste = 0  
X6 - Velocidade Nadir (Down) = 0  
X7 - Roll = 0  
X8 - Pitch = 0  
X9 - Yaw ou Heading = 0

A seguir listam-se os casos testados:

Caso 1: Considerando os *bias* e derivas nulos ( $\mathbf{b}_a \equiv \mathbf{0}$ , e  $\mathbf{b}_g \equiv \mathbf{0}$ ), com integração pura e simples das equações diferenciais e condição inicial exata;

Caso 2: Considerando valores constantes de *bias* e derivas com integração pura e simples das equações diferenciais e condição inicial exata. A Tabela 4.4 mostra os valores fixos de *bias* e derivas utilizados.

Tabela 4.4 - Valores de bias e derivas utilizados

$b_a = [-0.013 \ 0.055 \ -0.011]$	m/s <sup>2</sup>
$b_g = [0.17 \ 0.14 \ 0.35]$	°/seg

Caso 3: Considerando os *bias* e derivas como parâmetros constantes nulos ( $\mathbf{b}_a \equiv \mathbf{0}$ , e  $\mathbf{b}_g \equiv \mathbf{0}$ ), e utilizando o FKSP sem estimar estes parâmetros (n=9);

Caso 4: Considerando os *bias* e derivas como parâmetros constantes de  $b_a$  e  $b_g$ , conforme Tabela 4.4, não estimados e mantidos constantes no FKSP (n=9);

A Tabela 4.5 fornece os resultados para cada caso e os erros envolvidos.

Tabela 4.5 - Comparação de integração das equações diferenciais obtidas com a UMI mantida em condição estática

Variáveis	Referência para comparação	Caso 1	Caso 2	Caso 3	Caso 4
		Integração CI exata ba=0, bg=0	Integração CI exata ba,bg->ctes	FKSP n=9 elem. ba=0,bg=0	FKSP n=9 elem. ba e bg-> ctes
Latitude (°)	-23,2113	-21,3399	-23,2135	-23,2113	-23,2113
Longitude (°)	314,1408	313,4327	313,8977	314,1408	314,1408
Altitude (m)	641,20	74232,24	1133,36	641,2090	641,2040
Vn (m/s)	0,00	1721,00	-9,66	-0,032	-0,0060
Ve (m/s)	0,00	-251,83	-216,10	0,125	0,0085
Vd (m/s)	0,00	-778,04	-5,85	-0,027	-0,0028
Roll (°)	0,000	55,771	7,054	0,041	0,0046
Pitch (°)	0,000	-30,748	-0,039	0,023	-0,0062
Heading (°)	0,000	129,048	-3,009	0,338	0,0089
Erro Posição (m)	0,00	232920	24895	3,56	0,002

Seguem os comentários para os resultados obtidos e listados na Tabela 4.5 para as diversas situações:

caso 1: a integração pura e simples das equações de navegação considerando erros sistemáticos nulos  $b_a \equiv 0$ , e  $b_g \equiv 0$ , com a IMU-MEMS em repouso por pouco mais de 5 minutos, acarreta um erro superior a 230km. O erro associado será tanto maior quanto mais afastados dos valores nulos tomados estejam os valores dos *bias* e derivas.

caso 2: a integração com erros sistemáticos ( $\hat{b}_a, \hat{b}_g$ ) previamente calibrados e utilizados na integração simples das equações de navegação considerando estes valores constantes, levou a erros muito menores que o caso 1. Porém, o erro posicional final é de cerca de 25km e apresentando erro razoável na componente Leste de velocidade. Esta é a condição de menor erro uma vez são os melhores valores para os *bias* e derivas assumidos constantes.

caso 3: assumindo  $\mathbf{b}_a \equiv \mathbf{0}$ , e  $\mathbf{b}_g \equiv \mathbf{0}$ , não estimados pelo FKSP, os erros são considerados aceitáveis em posição e velocidade, porém a atitude está degradada e irá derivar ao longo do tempo.

caso 4, assumindo ( $\hat{b}_a, \hat{b}_g$ ) constantes e não estimados, os erros estão em níveis aceitáveis em todas as variáveis de estado.

#### 4.3.1 Comentários

- 1) As simulações realizadas demonstram que é necessário levar em conta os erros sistemáticos, seja estimando-os previamente ou conjuntamente no FKSP.
- 2) Acredita-se que os erros ( $\mathbf{b}_b, \mathbf{b}_g$ ) devem ser parte do estado em qualquer filtro projetado para navegação usando UMI com tecnologia MEMS.
- 3) Esta abordagem torna o filtro robusto também para variações locais da UMI onde em regimes de trabalho diferentes estes erros tenham a contribuição de derivas no tempo, fator de escala e desalinhamentos amplificados.

#### 4.4 Integração da IMU-MEMS ao GPS

Este experimento tem por finalidade amostrar e integrar medidas de posição e velocidade do receptor GPS às medidas de taxas angulares e acelerações dos sensores da UMI em um algoritmo computacional. As medidas foram coletadas ao longo de um percurso pré-determinado.

Na seqüência desenvolve-se um Filtro de Kalman Sigma-Ponto utilizando-se destes dados para a determinação da atitude, posição e velocidades.

##### 4.4.1 Montagem do experimento

O equipamento utilizado é o composto pelo conjunto UMI, conjunto receptor GPS e computador conforme mostrado na Figura 4.8.



Figura 4.8 - Receptor GPS, conjunto UMI/bateria e computador

A UMI e sua bateria foram montadas em conjunto sobre uma base com possibilidade de nivelamento e com a direção do eixo x alinhada à indicada pela marcação no corpo da UMI.

O receptor GPS e sua bateria, os cabos, a antena, bem como o conjunto da UMI foram montados em um carro e o ambiente escolhido para o teste foi uma trajetória interna ao INPE, conforme vista aérea mostrada na Figura 4.9.

A base do conjunto UMI/bateria foi posicionada sobre o centro do assoalho do carro e a antena GPS montada sobre haste de altura regulável e fixa à lateral do referido veículo.

A correlação entre as diferentes amostras dos arquivos armazenados só é obtida através do conhecimento do elemento comum às mesmas, ou seja, o tempo. Desta forma, é obrigatório o conhecimento das respectivas marcações de tempo em que se deu cada medida, com sincronismo entre os equipamentos durante a realização das medidas em relação a um padrão (GMT). Isto permite uma posterior sincronização entre leituras dos respectivos equipamentos da UMI e do receptor GPS. Neste trabalho o erro de sincronismo entre os tempos da UMI e do receptor GPS foi inferior a 0,5 segundos.

#### **4.4.2 Características do experimento**

De maneira análoga, o experimento em condições dinâmicas foi amostrado a uma taxa de 20Hz para a UMI e a 2 Hz para o receptor GPS, simultaneamente, ao longo da trajetória percorrida.

O trajeto percorrido se deu internamente ao INPE (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais). Um ponto P1 foi tomado como referência próximo à portaria secundária; um ponto P2 de referência interno ao INPE junto ao prédio do Centro de Visitantes, alinhado em relação à parte retilínea mais extensa da trajetória, e um ponto P3 de referência tomado junto à portaria principal.



Figura 4.9 - Vista aérea do trajeto percorrido

As condições iniciais de nivelamento da base foram obtidas manualmente verificando-se as leituras dos acelerômetros e o ajuste feito procurando acertar o acelerômetro do eixo z como uma aproximação inicial, porém, de difícil realização. O alinhamento inicial para a condição estática, ou seja, com o carro parado, foi obtido colocando-se a origem do eixo x sobre uma referência conhecida P1 na direção do alinhamento da rua a ser percorrida em direção a uma segunda referência P2, também com coordenadas conhecidas. A trajetória a ser percorrida entre P1 e P2 permitiu calcular a atitude inicial em P1. Esta

atitude considerada constante, Eq. 4.1, foi fornecida ao algoritmo durante o trajeto.

A Tabela 4.6 lista as coordenadas dos pontos usadas como referência:

Tabela 4.6 - Coordenadas de referência para o experimento UMI/GPS

Local	Longitude (graus)	Latitude (graus)	Altitude (m)
P1 - Portaria de Serviço	314,1423949	-23,21187649	613,866
P2 - Estacionamento	314,1386186	-23,20844975	609,222
P3 - Portaria Principal	314,1387748	-23,20719504	604,220

O trecho percorrido entre P1 e P2, ou seja, a parte reta do percurso, possui alta densidade de árvores e construções, e mesmo içando e mantendo a antena GPS a uma altura de 5,21 metros do nível do solo ao longo do trajeto, houve momentos em que foram observadas perdas do sinal GPS.

#### ➤ Medidas armazenadas para pós-processamento

Nessa etapa do trabalho os dados de posição e velocidade foram armazenados no receptor GPS, em formato próprio conforme Figura 4.10, para uso posterior através de transferência via comunicação serial RS-232 do receptor para o computador.

tempo	latitude (°)	longitude (°)	altitude (m)	$v_x$ (m/s)	$v_y$ (m/s)	$v_z$ (m/s)	pdop
391002.500	-23.211846010	314.142383890	642.1207	0.023627	-0.033764	-0.105838	2.0
391003.000	-23.211846154	314.142383949	642.0581	-0.016720	-0.000635	0.038988	2.0
391003.500	-23.211846247	314.142384011	642.0086	0.007446	0.014776	-0.042735	2.0
391004.000	-23.211846416	314.142384001	641.9397	-0.005573	-0.000212	0.012996	2.0
391004.500	-23.211846502	314.142384129	641.8666	0.009979	0.006753	0.027474	2.0
391005.000	-23.211846703	314.142384120	641.8146	-0.033850	-0.021105	-0.022555	2.0
391005.500	-23.211846739	314.142384250	641.7546	0.045786	0.028281	0.020096	2.0
391006.000	-23.211846942	314.142384380	641.7024	-0.027488	-0.014141	-0.012018	2.0
391006.500	-23.211847118	314.142384442	641.6568	-0.012808	0.000212	-0.020879	2.0
391007.000	-23.211847046	314.142384504	641.5994	0.058594	0.028069	0.040974	2.0
391007.500	-23.211847305	314.142384566	641.5578	-0.085293	-0.035457	-0.029460	2.0

Figura 4.10- Formato do arquivo de dados do GPS



De maneira análoga as medidas dos sensores da UMI foram armazenadas diretamente no computador conforme Figura 4.11.

```

GYRO-VIEW DMU Data Log
GYRO-VIEW version      2.2
DMU Serial Number     5013701
DMU Firmware          DMU HDX-H6X REV. A.43
Date                  10/04/2007
Time                  09:36:30

Time (s)      Roll rate(deg/s) Pitch rate(deg/s)  Yaw rate(deg/s)  X Acce1 (g)  Y Acce1 (g)  Z Acce1 (g)
9.335429      0.109863      -0.183105      0.549316      0.019775      0.006592      0.997375
9.350423      0.357056      -0.402832      0.457764      0.019775      0.006592      0.998474
9.402943      -0.027466      -0.027466      -0.091553      0.019226      0.006592      0.998474
9.455466      0.000000      -0.192261      0.457764      0.019409      0.007690      0.995728
9.500499      0.054932      0.274658      -0.430298      0.020508      0.007141      0.997925
9.553009      0.173950      0.430298      0.210571      0.019775      0.007141      0.996826
9.605537      0.503540      0.613403      0.366211      0.020508      0.006592      0.999023

```

Figura 4.11 - Formato do arquivo dos dados da UMI

O algoritmo FKSP, neste caso realiza a redução dos tempos dos dados do receptor GPS, de segundos da semana para segundos do dia (GMT) em que foram feitas as medidas. As leituras dos tempos das medidas da UMI, oriundas do relógio do computador e registradas no arquivo de dados, também são convertidas de hora local para segundos do dia (GMT). Na seqüência, o programa desenvolvido se encarrega de fazer a equiparação dos tempos para obter a simultaneidade de uso dos registros para o início da execução do algoritmo de navegação propriamente dito.

Para esta etapa, foi utilizado o conhecimento prévio da implementação e utilização do FKSP quando da determinação do “*bias*” dos acelerômetros e das derivas dos giros para as condições estáticas e semi-dinâmicas. Este conhecimento, uma vez expandido na sua forma de utilização, serviu de base para o desenvolvimento de um novo algoritmo para a determinação da atitude, posição e velocidade na obtenção da trajetória percorrida, ou seja, em condições dinâmicas (em movimento).

O algoritmo de navegação prediz uma nova informação de posição, velocidade e atitude em função de cada leitura recebida dos acelerômetros e giros na ausência de medidas do GPS, quer seja entre os tempos de leitura do receptor GPS ou quando este tem seus sinais bloqueados por obstáculos físicos.

### 4.4.3 Estrutura básica do algoritmo

O algoritmo desenvolvido é composto basicamente pelo conjunto de rotina e sub-rotinas descritas abaixo com suas denominações e finalidades:

1) Rotina principal (imu\_mems.m) inclui:

- as condições iniciais,
- procedimentos para a obtenção das leituras seqüenciais e sincronizadas correspondentes às medidas da UMI e GPS em dado instante.
- seqüência procedural do algoritmo e acesso às sub-rotinas,

2) Sub-rotinas:

a) do filtro FKSP (ukf\_pred.m)

- Geração dos Sigma-Pontos,
- Obtenção da média e covariância predita para cada vetor de estado.

b) da decomposição de Cholesky (chlsk.m),

c) do integrador Runge-Kutta de quarta-ordem (rk4\_imu.m)

d) das equações de mecanização da central de navegação inercial (imu\_nav\_deriv.m)

e) de correção da atitude (ukf\_meas\_attitude.m)

f) de correção de posição e velocidade. (ukf\_meas\_nav.m)

g) de atualização das medidas através de FK (kalstd.m)

h) auxiliares (prox.m) e (set\_sigmas.m)

#### 4.4.4 Medidas feitas com GPS

Partindo-se da determinação da trajetória gerada dos dados do receptor GPS, foi possível delimitar o trecho da trajetória a ser estudado na integração UMI/GPS. Embora os resultados obtidos fossem todos processados para uma navegação 3D, para uma visualização mais simples da trajetória são apresentados apenas os resultados obtidos referentes ao plano horizontal.

A Figura 4.12 mostra o processamento das leituras de GPS obtidas para a determinação da trajetória em latitude (graus) e longitude (graus) para o percurso completo (ida e volta).

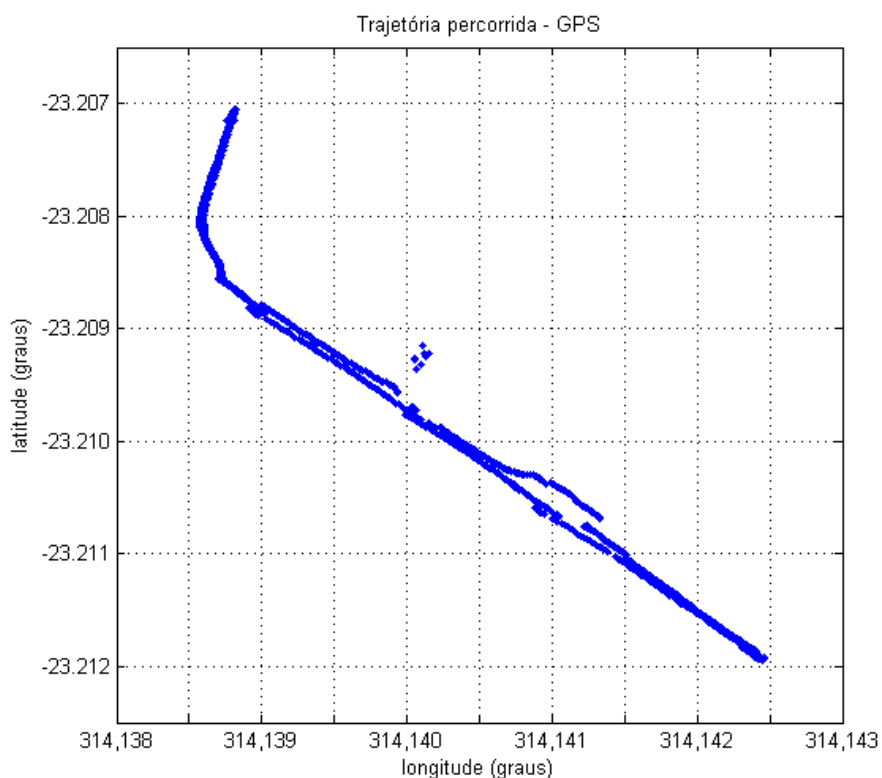


Figura 4.12 - Trajetória percorrida pelo veículo fornecida pelo GPS

É importante observar que de acordo com a Figura 4.9 a trajetória é retilínea entre os pontos P1 e P2 e curvilínea entre os pontos P2 e P3.

A trajetória obtida a partir dos dados do receptor GPS exibidos na Figura 4.12 entre P1 e P2, no entanto, exibe descontinuidades neste trecho em duas regiões bem definidas. Isto é devido à existência de obstáculos nestas regiões, piorando a geometria local e fazendo com que o receptor GPS apresente limitações quanto ao número de satélites visíveis, resultando em erros de posicionamento.

A análise de desempenho do conjunto UMI/GPS se dará em função das respostas do FKSP considerando a qualidade da recepção das medidas do receptor GPS e sob que condição será utilizada a trajetória calculada a partir da CNI.

A Tabela 4.7 resume os tempos em relação ao início do experimento e os respectivos eventos

Tabela 4.7 - Tempos correspondentes a cada etapa e respectivas atividades

Tempos (segundos)	Atividade
0 -> 617	parado em P1
617 -> 912	P1 -> P2
912 -> 1545	parado em P2
1545 -> 1678	P2 -> P3
1678 -> 3050	em P3
3050 -> 3110	P3 -> P2
3110 -> 3980	parado em P2
3980 -> 4160	P2 -> P1
4160 -> 5230	parado em P1

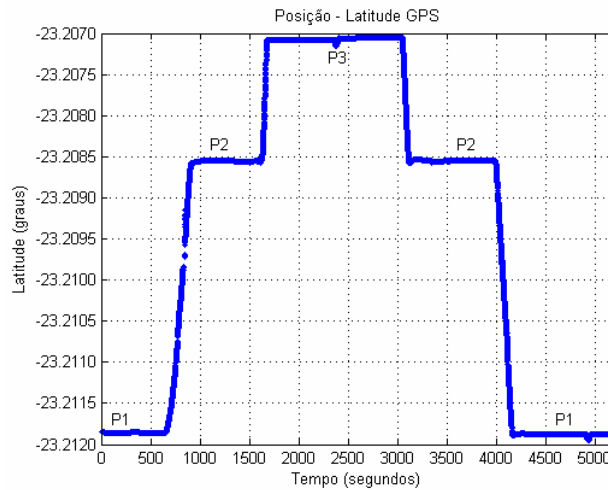


Figura 4.13- Latitude fornecida pelo receptor GPS ao longo da trajetória percorrida

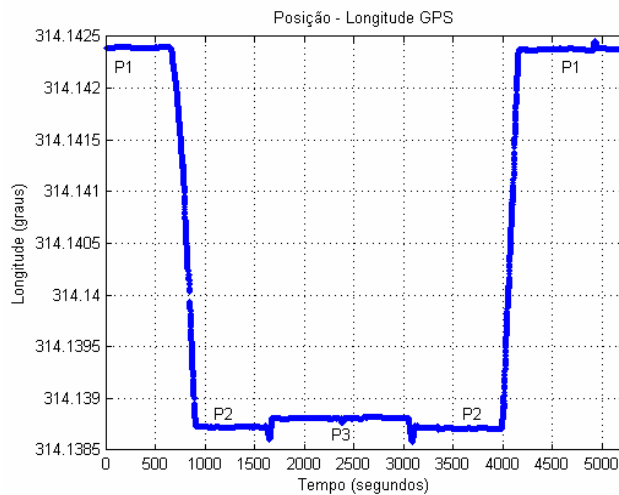


Figura 4.14 - Longitude fornecida pelo receptor GPS ao longo da trajetória percorrida

As Figuras 4.13 e 4.14 fornecem respectivamente a latitude e longitude obtidas pelo receptor GPS ao longo do trajeto que resultaram na Figura 4.12. Observa-se descontinuidades em ambas as curvas entre os tempos compreendidos de 750 a 850 segundos que é referente ao trecho percorrido entre P1 e P2.

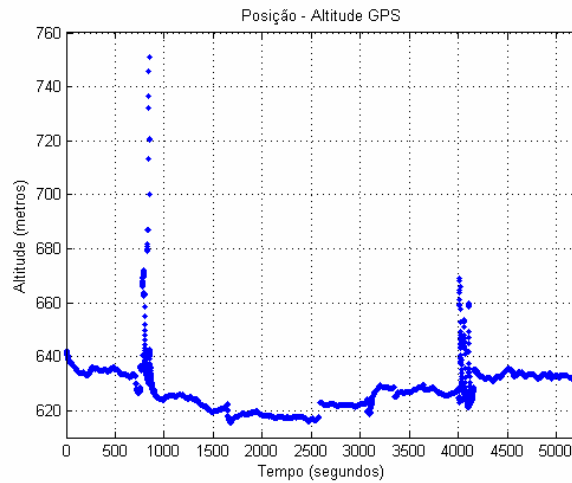


Figura 4.15 - Altitude fornecida pelo receptor GPS ao longo da trajetória percorrida

A Figura 4.15 permite verificar a magnitude do erro em relação à altitude medida ao longo do trajeto. De forma análoga, entre os tempos de 750 e 850 segundos, quando ocorre perda de sinal GPS, o erro de altitude medido é superior a 100 metros.

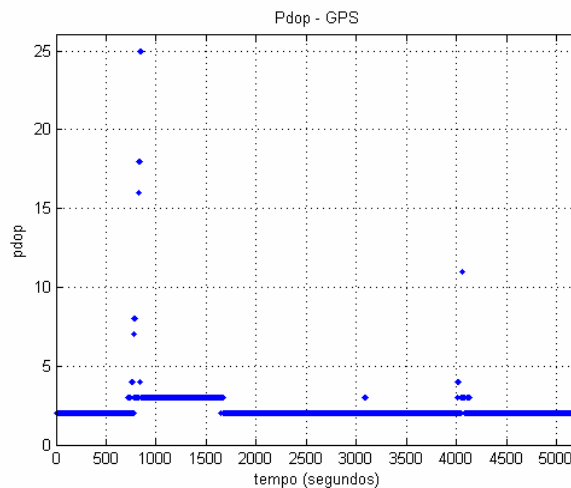


Figura 4.16 - Pdp (position dilution of precision) fornecida pelo receptor GPS ao longo da trajetória

A Figura 4.16 detalha como a qualidade da geometria local influenciou na leitura das medidas de posição ao longo do trajeto. Observa-se que valores de Pdp elevados são devidos à perda de sinal GPS e devem ser desconsiderados. São consideradas leituras boas, com melhor geometria, as que apresentam os

menores valores. Para este trabalho e para análise do FKSP a leitura será se possuir  $pdop \leq 5$ .

Para a análise do conjunto UMI/GPS será utilizado apenas o percurso de ida, ou seja, os tempos compreendidos entre 0 e 3050 segundos, onde houve maior perda de sinal GPS, conforme Tabela 4.7.

#### 4.4.5 Resultados obtidos no Matlab®

A Tabela 4.6 lista as coordenadas dos pontos usadas como referência para as condições para a determinação de atitude fornecida ao filtro no trajeto P1->P2, sendo dada por:

$$[\text{Roll Pitch Yaw}] = [0 \ -0,49^\circ \ 314,47^\circ] \quad (4.1)$$

A trajetória bem como as medidas de distância serão apresentadas em coordenadas NED, com suas unidades em metros, tomando como ponto de referência o Laboratório de Simulação (LABSIM) do INPE.

Embora diversos parâmetros tenham sido testados para as condições de sintonia do filtro procurando um melhor desempenho do algoritmo, para os casos aqui expostos os parâmetros do Apêndice A foram mantidos praticamente constantes.

Para a análise do desempenho do filtro em função da qualidade do sinal GPS são estudados dois casos onde é possível medir a atuação do filtro e seu desempenho.



#### 4.4.5.1 Caso 1 – Considerando todas as leituras obtidas pelo receptor GPS como válidas

O algoritmo foi sintonizado com os valores que constam no apêndice A e realimentado com o valor de atitude [Roll Pitch Yaw] dado pela equação (4.1).

O algoritmo, além de processar a trajetória em função das leituras dos acelerômetros e giroscópios, recebe de forma contínua as informações de posição e velocidade determinadas pelo receptor GPS. Para este caso, todas as leituras obtidas pelo receptor GPS são realimentadas para o algoritmo de navegação, sem rejeição prévia, independentemente de sua qualidade (sem limitação de P<sub>dop</sub>).

A Figura 4.17 faz a comparação, em coordenadas NED, entre a trajetória fornecida pelo receptor GPS e a obtida através do processamento do algoritmo UMI/GPS.

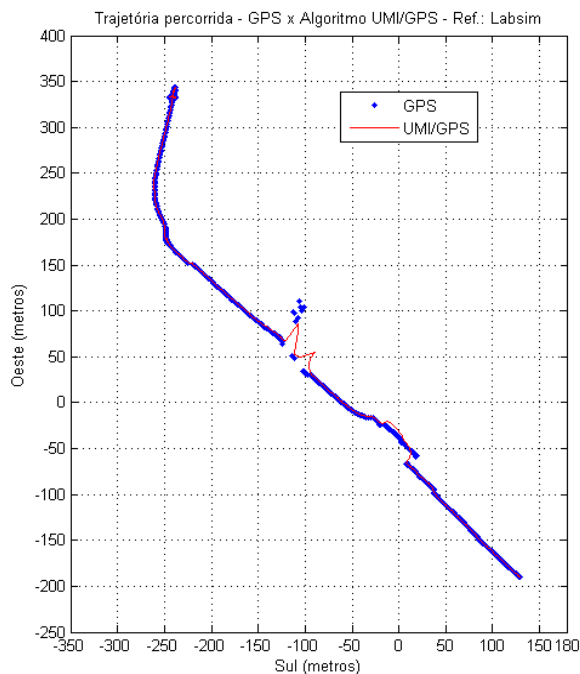


Figura 4.17 - Trajetória percorrida GPS X Algoritmo sem filtragem de medidas do receptor GPS

Observe-se que a trajetória percorrida está sujeita a trechos com perda de sinal GPS devido aos obstáculos naturais existentes, como prédios e árvores. Estas regiões são de interesse para avaliação do desempenho da UMI em estudo. Para as condições desta análise, o uso de valores não confiáveis de posição e velocidade fornecidas pelo receptor GPS é a responsável pelos desvios na trajetória processada pelo filtro. A Figura 4.18 detalha o trecho de interesse onde houve a perda de sinal GPS e a resposta do filtro nesta região.

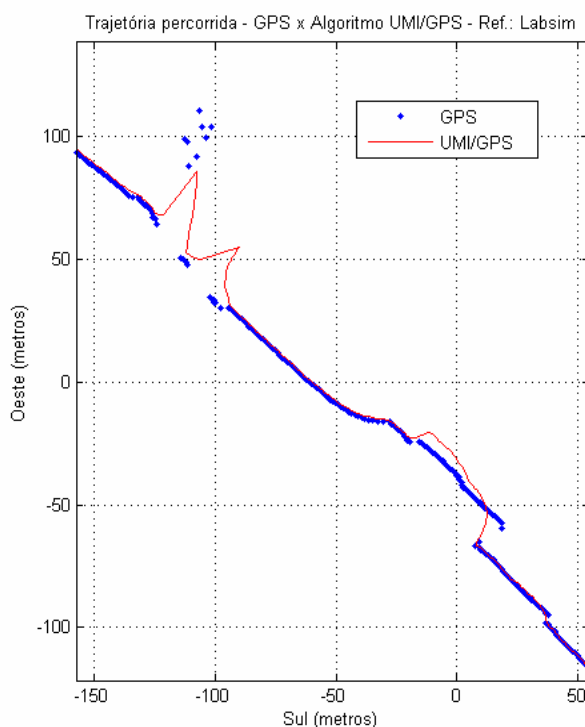


Figura 4.18 - Região de interesse devido á perda de sinal GPS

Observa-se que a tendência, ou resposta, do filtro é de acompanhar as leituras GPS, mesmo que corrompidas, pois o filtro determina que o algoritmo deve tomar as leituras obtidas pelo receptor GPS como referência. A Figura 4.19 mostra os resíduos em latitude, longitude e altitude. Notam-se as discrepâncias nos resíduos na região onde houve perda de sinal GPS.

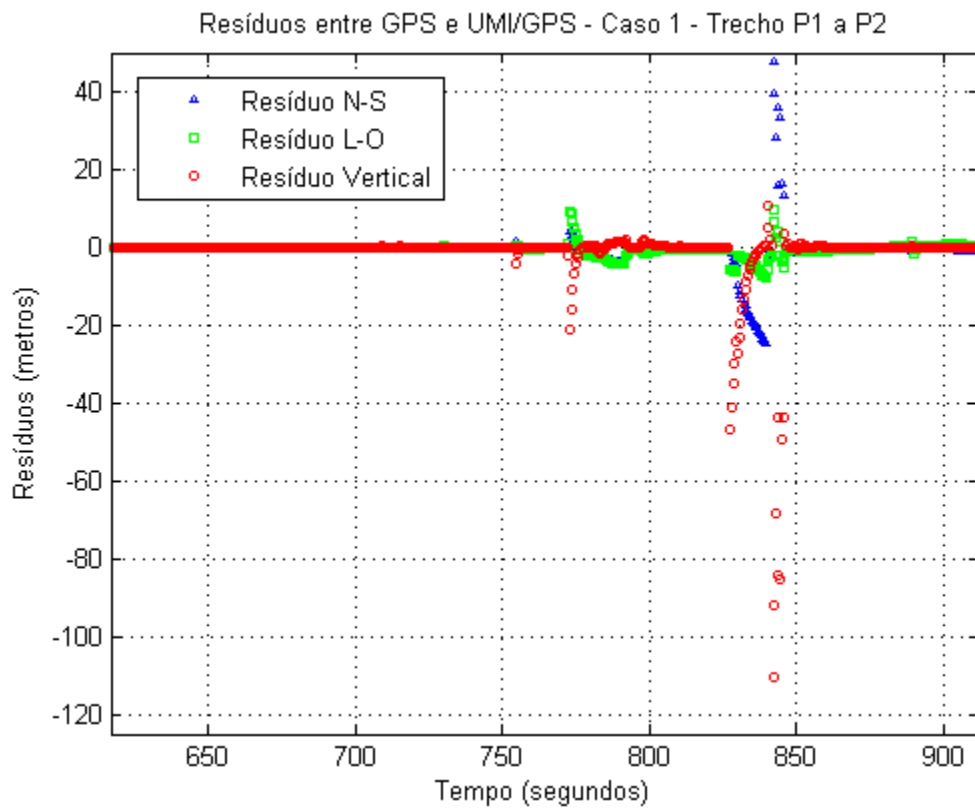


Figura 4.19 - Resíduos entre medidas GPS e a trajetória obtida através do conjunto UMI/GPS para o caso 1 no trecho P1 a P2

#### 4.4.5.2 Caso 2 - Considerando apenas as leituras obtidas pelo receptor GPS com $Pdop \leq 5$

Mantendo condições idênticas às do caso 1 e limitando a qualidade do sinal do receptor GPS para  $Pdop$  máximo = 5, resulta uma nova trajetória para o conjunto IMU/GPS que é comparada à obtida pelo GPS apenas na figura abaixo:

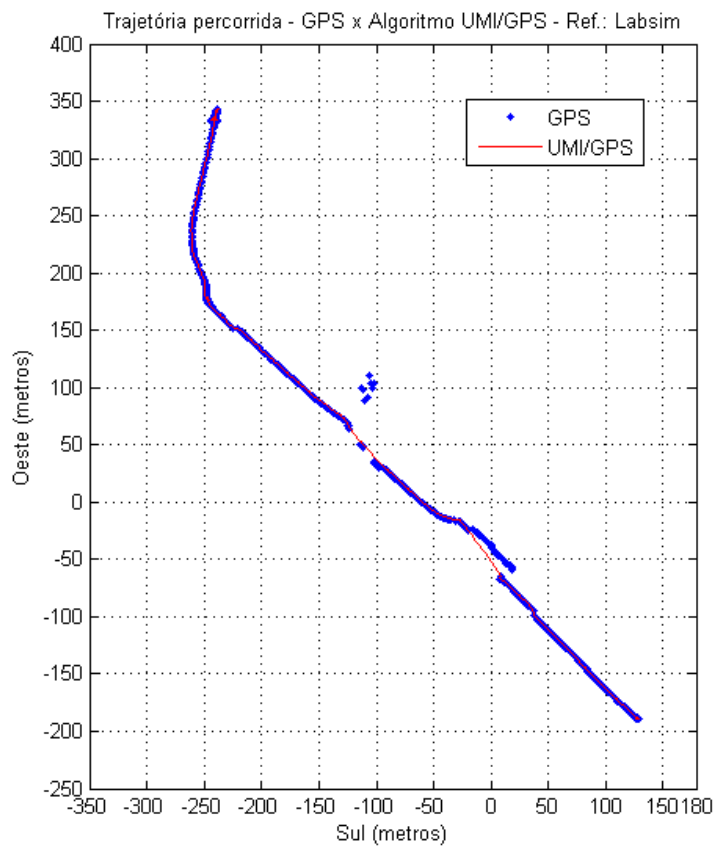


Figura 4.20 - Trajetória comparativa GPS x Algoritmo com filtragem GPS

O algoritmo recebe de forma contínua as informações de posição e velocidade do receptor GPS, contudo, para este caso são atualizadas e processadas apenas aquelas com qualidade de  $Pdop \leq 5$ . As informações com  $Pdop > 5$  não são processadas pelo FKSP.

Nos trechos onde há obstáculos ou limitações ao número de satélites visíveis, que resultam em uma qualidade inferior do sinal GPS, a tendência do algoritmo é seguir a atitude informada ao filtro pela UMI mantendo a trajetória aproximadamente correta. Isto é verificado pela trajetória contínua obtida através do conjunto UMI/GPS em substituição à descontinuidade das leituras obtidas do receptor GPS. Todos os valores de posição obtidos do receptor GPS são apresentados apenas para efeito de comparação.

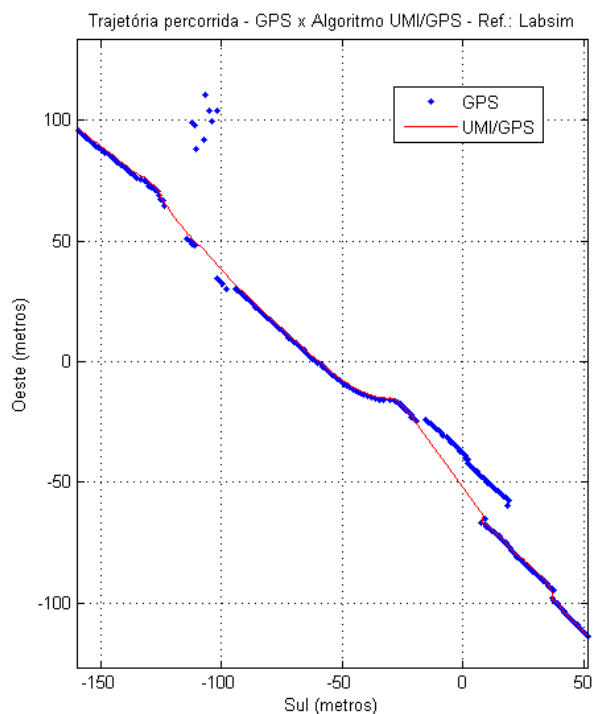


Figura 4.21 - Detalhe da região com perda do sinal GPS e resposta do filtro

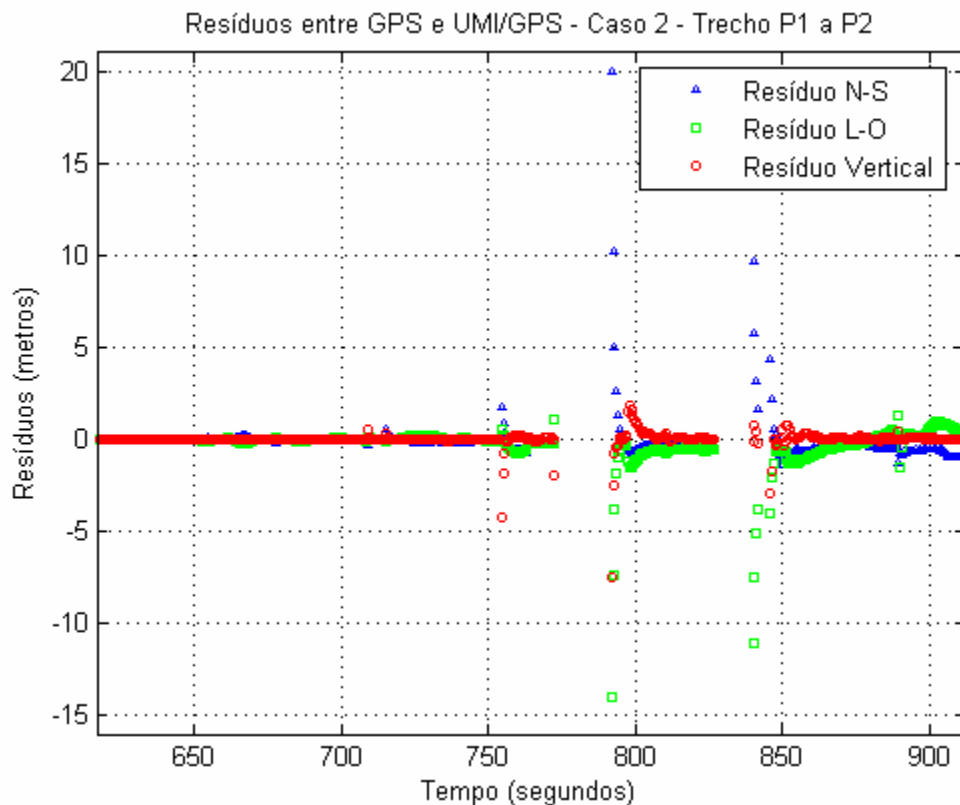


Figura 4.22 - Resíduos entre medidas GPS e a trajetória obtida através do conjunto UMI/GPS para o caso 2 no trecho P1 a P2

#### 4.4.5.3 Análise de erros

O trajeto P1 a P3 foi subdividido em 6 trechos conforme a Figura 4.23 para análise dos dois casos anteriores. Os resíduos entre as medidas do receptor GPS e do conjunto UMI/GPS foram tomadas para cada trecho sendo calculadas a média e os respectivos desvios-padrão dos resíduos. A Tabela 4.9 relaciona os erros cometidos por trechos para o caso 1, para o caso 2 e os desvios relativos entre dos dois casos.

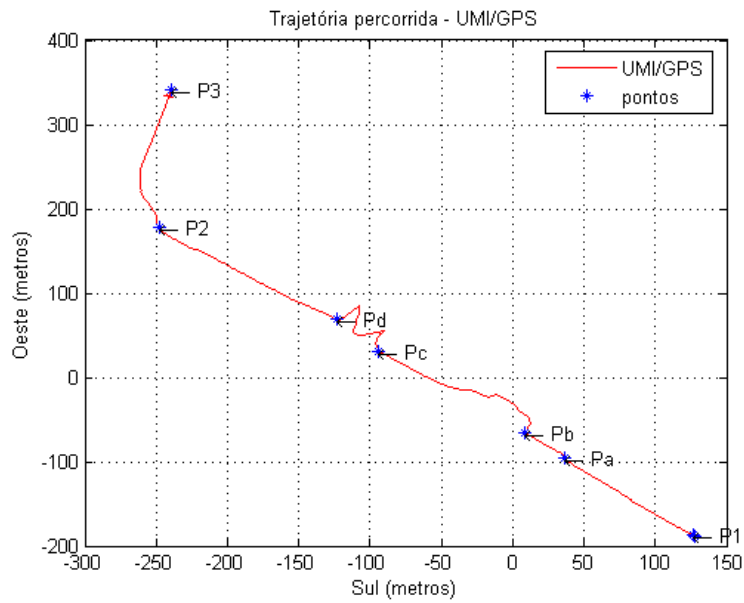


Figura 4.23 - Trecho percorrido subdividido em regiões de interesse para estudo

A Tabela 4.8 detalha os tempos relativos aos trechos adotados na Figura 4.23, onde apenas os intervalos de tempo onde há deslocamento serão analisados.

Tabela 4.8 - Subdivisão da trajetória para os respectivos intervalos de tempos

Movimento nos trechos	Tempo		Intervalo (seg)
	Início	Fim	
P1 -> Pa	617,5	754,5	137,0
Pa -> Pb	755,0	771,5	16,5
Pb -> Pc	772,0	826,5	54,5
Pc -> Pd	827,0	846,5	19,5
Pd -> P2	847,0	912,0	65,0
P2 -> P3	1619,0	1679,0	60,0

Tabela 4.9 - Tabela de erros médios e desvios-padrão

Trecho	Erros médios dos resíduos - Caso 1 Considerando todas leituras GPS			Erros médios dos resíduos - Caso 2 Não considerando leituras GPS com P <sub>dop</sub> >5			Diferença entre os erros médios (Caso 1 - Caso 2)				
	Erro N-S (metros)	Erro L-O (metros)	Erro Vertical (metros)	Erro N-S (metros)	Erro L-O (metros)	Erro Vertical (metros)	Erro N-S (metros)	Erro L-O (metros)	Erro Vertical (metros)		
P1 -> Pa	Média Desvio Padrão	-0,07939 0,08295	0,02052 0,07006	0,00566 0,04360	Média Desvio Padrão	-0,07939 0,08295	0,02052 0,07006	0,00566 0,04360	0 0	0 0	
Pa -> Pb	Média Desvio Padrão	-0,24813 0,49121	-0,31145 0,28581	-0,13932 0,78528	Média Desvio Padrão	-0,24813 0,49121	-0,31145 0,28581	-0,13932 0,78528	0 0	0 0	
Pb -> Pc	Média Desvio Padrão	-0,95251 1,41979	-0,86784 2,13782	-0,30636 2,90396	Média Desvio Padrão	0,16130 2,77383	-0,93723 1,82169	0,04319 1,07303	-1,113815	0,069391	-0,349547
Pc -> Pd	Média Desvio Padrão	-4,01366 19,30419	-3,05970 3,73013	-22,55401 30,45066	Média Desvio Padrão	3,88973 3,56012	-5,32094 3,62013	-0,35637 1,30912	-7,903392	2,261235	-22,197646
Pd -> P2	Média Desvio Padrão	-0,66572 0,28617	-0,13452 0,63834	0,09464 0,15756	Média Desvio Padrão	-0,59976 0,36011	-0,13839 0,65165	0,06473 0,21210	-0,065965	0,003877	0,029915
P2 -> P3	Média Desvio Padrão	0,05795 0,27419	0,51643 0,30259	0,02853 0,14364	Média Desvio Padrão	0,05795 0,27419	0,51643 0,30259	0,02853 0,14364	0 0	0 0	



#### 4.4.5.4 Resposta do filtro e tempo de convergência

Para o caso 2 quando são descartadas as medidas ruins do receptor GPS, foi verificado que ao retorno de medidas para o processamento de um sinal GPS válido, ou seja, para todos os casos onde  $pdop \leq 5$ , o tempo de convergência para os valores considerados estáveis, se dão em um tempo inferior a 3 segundos.

Tabela 4.10 – Intervalos de perda de sinal GPS e tempo de convergência

Perda de sinal	Trecho Pb->Pc	Trecho Pc->Pd	
Início (seg)	773,0	827,5	842,0
Fim (seg)	791,5	839,5	845,5
Intervalo	18,5	12,0	3,5
Convergência após retorno GPS	< 3 seg	> 2seg	< 2,5 seg

#### 4.4.5.5 Análise dos resultados obtidos

A Tabela 4.9 mostra que:

- Regiões com sinal GPS estável como nos trechos P1 -> Pa, Pa -> Pb e Pd -> P2, produziram desvios-padrão menores que 1 m. Logo, nestas regiões, é preferível manter a trajetória atualizada pelas medidas obtidas do GPS.
- Regiões com perda de sinal GPS e com geometria ruim ( $Pdop > 5$ ), i.é., nos trechos Pb->Pc e Pc->Pd, a integração UMI/GPS garantiu a interpolação da trajetória com erros menores que os cometidos pelo GPS, desde que eliminados dados GPS intrinsecamente ruins.

#### 4.4.5.6 Comentários

- A integração da UMI ao GPS e a sintonia do algoritmo baseada no Filtro de Kalman Sigma Ponto atingiu os objetivos da integração proposta através de pós-processamento dos dados coletados no experimento prático.
- Os resultados obtidos mostram que a trajetória obtida fica vinculada às correções impostas à solução de navegação fornecida pelo receptor GPS. Como a qualidade das medidas do receptor GPS é função da geometria local, isto afeta diretamente a qualidade de navegação. Por este motivo é imprescindível a eliminação de valores “ruins” obtidos do GPS, e nestes casos a trajetória é calculada apenas através dos valores obtidos da UMI.
- Observou-se a atuação e um bom desempenho UMI, para este experimento, quando descartados os valores de geometria ruim do GPS e a rápida convergência do filtro quando novamente associadas as soluções de navegação do receptor GPS ao filtro.
- É possível realizar uma navegação táctica urbana através da integração da UMI/GPS.

## 5 CONSIDERAÇÕES SOBRE O ALGORITMO

### 5.1 Utilização do Profiler do Matlab®

Foi verificada a distribuição dos tempos de processamento necessário ao algoritmo usado no MATLAB® e seu desempenho dos tempos dado abaixo pelo profiler para 61030 pontos amostrados pela UMI a uma taxa de 20Hz.

#### Profile Summary

Generated 04-Jan-2009 17:05:13 using real time.

Function Name	Calls	Total Time	Self Time*	Total Time Plot (dark band = self time)
<a href="#">imu_mems</a>	1	947.938 s	21.853 s	
<a href="#">ukf_pred</a>	61030	705.198 s	125.549 s	
<a href="#">rk4_imu</a>	1891930	563.329 s	114.620 s	
<a href="#">imu_nav_deriv</a>	7567720	448.709 s	448.709 s	
<a href="#">ukf_meas_attitude</a>	61030	188.541 s	161.514 s	
<a href="#">kalstd</a>	219708	29.447 s	29.447 s	
<a href="#">str2num</a>	67138	24.420 s	4.304 s	
<a href="#">str2num&gt;protected_conversion</a>	67138	20.116 s	20.116 s	
<a href="#">chlsk</a>	61030	16.320 s	16.320 s	
<a href="#">ukf_meas_nav</a>	6103	7.895 s	3.252 s	
<a href="#">prox</a>	390592	2.223 s	2.223 s	
<a href="#">set_sigmas</a>	6104	0.031 s	0.031 s	
<a href="#">display</a> (Builtin-function)	1	0 s	0.000 s	
<a href="#">Inf</a> (Builtin-function)	1	0 s	0.000 s	
<a href="#">cellhorzcat</a> (Builtin-function)	3	0 s	0.000 s	

Figura 5.1 - Tempos de execução

## **5.2 Facilidades na inclusão de outras formas de atualização e/ou controle**

Os estudos em todas as suas etapas, os programas desenvolvidos e os algoritmos finais foram elaborados no MATLAB®. Isto foi feito, a princípio, para garantir o entendimento do problema e, na seqüência, fazer uso de ferramentas apropriadas que possibilitassem buscar soluções para o algoritmo final.

Uma vez compreendido e entendido o processo da rotina principal e as sub-rotinas necessárias, fica fácil submeter o programa a alterações ou novas condições e sintonias dos filtros FKSP e FK.

Por este motivo, grande parte do algoritmo foi escrito em módulos, o que permite uma manutenção em menor tempo, de partes isoladas e com rotinas de testes específicas, que permitem verificações mais rápidas do desempenho do sistema.

O entendimento da modularidade da leitura dos arquivos da UMI e GPS no formato txt pode ser substituída no futuro por entradas seriais do tipo RS-232 ou equivalente. Para isto será necessária a transformação do algoritmo em linguagem apropriada que possibilite seu uso em tempo real.

Outra situação quando forem tomadas as medidas discretas é a de considerar que são recebidas a diferentes taxas de amostragem e será necessária a aplicação de uma formulação de filtro multi-taxas de amostragem e neste caso devem ser revistas as condições de atualização das medidas no Filtro de Kalman.

### 5.3 Comparação entre tempos de processamento no FORTRAN e no MATLAB®

Foi verificado o desempenho do processamento do algoritmo usado no MATLAB® quando comparado à compilação no Compaq Visual FORTRAN 6, ambos no sistema operacional Windows.

Embora existam diferenças significativas entre as linguagens, a forma de acesso às sub-rotinas, além do fato do FORTRAN permitir a realização de compilação do algoritmo, procurou utilizar-se da mesma estrutura e de uma distribuição similar no ordenamento das rotinas. Para o mesmo intervalo de dados dos arquivos da UMI e GPS obtiveram-se tempos de processamento como os indicados na Tabela 5.1.

Tabela 5.1 - Comparação entre tempos de processamento

	Chamadas (leituras)	Tempo total (segundos)
Matlab 7	61030	947,938
Compaq Visual Fortran 6	61030	26,723

Como esperado, a utilização do Matlab neste trabalho não recomenda a utilização do algoritmo em tempo real, mesmo utilizando-se do algoritmo de Filtro de Kalman Sigma-Ponto. Assim sendo, verificou-se a necessidade de mudança de ambiente de linguagem para a execução do algoritmo de forma a existirem condições de execução deste algoritmo em tempo real.



## 6 CONCLUSÕES

Este trabalho introduziu a utilização da técnica do Filtro de Kalman Sigma-Ponto para sistemas altamente não lineares com aplicação à Mecanização de uma Central de Navegação Inercial do tipo UMI-MEMS de baixo custo.

Diversas foram as formas de utilização deste tipo de filtro ao longo do trabalho e as principais etapas se deram na apuração dos parâmetros da UMI-MEMS, na determinação de alguns erros não controlados no vetor de estado e por fim na utilização deste filtro em algoritmo de navegação, agindo na correção da posição, velocidade e atitude ao longo da determinação da trajetória.

No algoritmo baseado em FKSP, verificou-se que as taxas angulares e acelerações integradas ao longo do processo e as correções de desalinhamento, *bias*, erros de aceleração, não linearidade e fatores de escala procuraram ser corrigidos como parte única de um conjunto, e que o filtro obteve bom desempenho devido à habilidade do mesmo em estimar as derivas dos giroscópios e os *bias* dos acelerômetros.

Os resultados mostraram uma resposta rápida do FKSP tanto em situações estáticas (UMI completamente parada) como em condições de navegação com atualização de posição e velocidade pelo GPS.

Na avaliação do desempenho da integração de uma UMI-MEMS com um receptor GPS, concluiu-se pelos resultados obtidos, que a fusão das informações de aceleração e velocidade angular de uma UMI com as de posição e velocidade de um receptor GPS através de FKSP permite manter sistemas UMI/GPS operando, mesmo em caso de perdas do sinal GPS.

Desta forma, a integração da UMI com o receptor GPS fornece uma solução de baixo custo que alia a independência da UMI, de baixa precisão, com a estabilidade do receptor GPS, porém, sujeito a perdas de sinal. Esta

integração, aplicada em navegações de tempo real, pode cumprir as exigências para a navegação urbana e táctica auxiliada pelo sistema UMI/GPS.

Uma vez que a natureza do algoritmo permitiu a análise da importância relativa dos diferentes componentes, é possível ainda estudar conjuntos similares, porém, de melhor precisão, tanto quanto ao tipo de sensores inerciais utilizados, como quanto à utilização de um receptor GPS Diferencial. Isto permitirá obter melhores resultados para aplicações de maiores requisitos.

### **6.1 Trabalhos futuros**

Como delineado nos objetivos, uma vez implementado e testado o algoritmo em condições pós-processadas, é importante dar seqüência a este trabalho utilizando-se das comunicações seriais do receptor GPS e da UMI associadas a um algoritmo desenvolvido em linguagem C para aplicações em tempo real.

Neste trabalho o sistema da UMI vale-se somente de giroscópios e acelerômetros, mas acredita-se que a formulação melhoraria significativamente incluindo-se magnetômetros ou outros sensores para possíveis melhorias na determinação de atitude. Isto possibilitaria fornecer valores mais precisos para auxiliar na atuação do filtro e melhorar significativamente a performance da navegação.

Em termos de continuidade deste estudo no desempenho do algoritmo, fica a sugestão de fazer uma análise de comparativa no desempenho do FKSP em relação ao filtro de Kalman estendido (EKF), bem como a possibilidade de inclusão de quaternions no seu equacionamento.



## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ACUTRONIC SYSTEM MANUAL - ACUTRONIC. **Acutrol 3000 standard manuals & TM-9489**. Pittsburgh, PA, USA, April 2008.

ASHTECH SURVEYING PRODUCTS. **ASHTECH Z-12 GPS receiver operation and reference manual**. Revision A. Santa Clara, CA, USA, 1999.

BIERMAN, G.J. **Factorization methods for discrete sequential estimation**. New York: Academic Press, , 1977. Mathematics in science and engineering, vol. 128.

BROWN, R. G.; HWANG, P. Y. C. Introduction to Random signals and applied Kalman filtering. New York: John Wiley & Sons, , 1996.

CARVALHO, G.B. **Reference frame definitions**. Bremen: ZARM, Germany, February 2007. Technical Report INT-GEN-DFZAR-001.

COMPAQ FORTRAN – COMPAQ COMPUTER CORPORATION. **Language reference manual**, Houston, U.S.A, 1999.

CROSSBOW. **UMI user's manual models UMI300CC, UMI400CC, UMI400CD**. Revision B. San Jose, CA, Feb, Document 7430-0003-03, 2007.

FARREL, J. A. BARTH, M. **The Global Positioning System & inertial navigation**. New York, NY: McGraw-Hill, 1998.

GREWAL, M. S.; ANDREWS, A. P. **Kalman filtering theory and practice – using MATLAB**. New York: John Wiley & Sons, Inc., , 2001.

HANSELMAN, D.; LITTLEFIELD B. **MATLAB 6 - curso completo**. São Paulo: Prentice Hall , 2003.

EL-SHEIMY, N.; NIU, X.; InsideGNSS. **The promise of MEMs to the navigation community** Vol2. Nbr.3, March/April 2007. Disponível em: <<http://www.insidegnss.com>>

SINKO, J.W.; STRUS M.J.; KIRKPATRICK, M; InsideGNSS. **GPS/IMU – pointing the way**. Vol3. Nbr.2, March/April 2008. Disponível em: <<http://www.insidegnss.com>>.

JULIER, S.J. ; UHLMANN, J.K. A new extension of the Kalman filter for nonlinear systems. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON AEROSPACE/DEFENSE SENSING, SIMULATION AND CONTROLS, 11., 1997, Orlando. **Proceedings...** Orlando: SPIE, 1997.

JULIER, S.J.; UHLMANN, J.K.; DURRANT-WHYTE, H. F. A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators **IEEE Transactions on Automatic Control**, v. 45, n. 3, p. 477-482, 2000.

JULIER, S.J. UHLMANN, J.K. Unscented filtering and nonlinear estimation. **Proceedings of the IEEE**, v. 92, n. 3, 2004.

KUGA, H.K.; LOPES, R.V.F.; EINWOEGERER, W. Experimental static calibration of an UMI (Inertial Measurement Unit) based on MEMS. In: CONGRESS OF MECHANICAL ENGINEERING - COBEM, 19., Brasilia, DF, Brazil; **Proceedings...** Brasília: Unb, 2007a.

KUGA, H.K.; MILANI, P.G. EINWOEGERER, W. Experimentos de alinhamento de unidade de medida inercial baseada em MEMS (Micro Electro-Mechanical Systems). In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE ENGENHARIA INERCIAL – V SBEIN, 5., 2007, Rio de Janeiro, RJ, Brazil. **Anais...** Rio de Janeiro: Sbein, 2007b.

KUGA, H. K. **Sobre a utilização prática de técnicas de estimação.**São José dos Campos: INPE, 2006. Notas de aulas.

LOPES, R. V. F. **Otimização de sistemas dinâmicos II.** São José dos Capos: INPE, 2006. Notas de aula.

MAYBECK, P. S. **Stochastic models, estimation and control.** New York: Academic Press, , 1979.

RIOS, J. A., WHITE, E.. Fusion filter algorithm Enhancements for a MEMS GPS/IMU. In: INSTITUTE OF NAVIGATION CONFERENCE, Canada ; **Proceedings...** Canada, 2000a.

RIOS, J. A.; WHITE, E. Low cost solid state GPS/INS Package. In: INSTITUTE OF NAVIGATION CONFERENCE, Canada ; **Proceedings...** Canada, September 2000b.

THE MATHWORKS, I. **MATLAB product family manuals.** Natick, MA, USA, 2005.

TITTERTON, D.H.; WESTON, J.L. **Strapdown inertial navigation technology**, 2. ed. Londres: MIT Lincoln Laboratory and IEE, 2004.

VAN DER MERWE, R. ; WAN, E. A.; JULIER S.I. Sigma-point Kalman filters for nonlinear estimation and sensor-fusion – applicatios to integrated navigation. In: GUIDANCE, NAVIGATION AND CONTROL CONFERENCE, 2004, Providence, Rhode Island. **Proceedings...** Providence: AIAA, 2004.

WAN, E.A.; VAN DER MERWE, R. The unscented Kalman filter for nonlinear estimation.. In: SYMPOSIUM 2000 ON ADAPTIVE SYSTEMS FOR SIGNAL

PROCESSING, COMMUNICATION AND CONTROL (AS-SPCC). 2000, Alberta, Canada. **Proceedings...** Alberta, Canada: IEEE, 2000.

VINKVIST, M.N.R. **Sensor fusion navigation for sounding rocket applications.** Examensarbete. Linköping, Sweden: Department of Electrical Engineering, Linköpings Universitet, 2008.

WELCH, G.; BISHOP, G. An introduction to the Kalman filter. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER GRAPHICS AND INTERACTIVE TECHNIQUES, 25, 2001, Los Angeles,. **Proceedings...** Los Angeles: SIGGRAPH, 2001.



## APÊNDICE A - Valores utilizados no algoritmo para o caso estático e semi-dinâmico

Para o algoritmo do Filtro de Kalman Sigma-Ponto (FKSP) desenvolvido foram utilizados os seguintes valores:

a) para o vetor de estados  $\bar{x}$  :

- X(1) - Latitude Geodésica no Labsim = 23,21132308° S
- X(2) - Longitude Geodésica no Labsim = 314,14082390° E
- X(3) - Altitude Geodésica no Labsim = 641,2032368 m
- X(4) - Velocidade Norte = 0 (m/s)
- X(5) - Velocidade Leste = 0 (m/s)
- X(6) - Velocidade Nadir (Down) = 0 (m/s)
- X(7) - Roll = 0 °
- X(8) - Pitch = 0 °
- X(9) - Yaw ou Heading = 0 °

b) para a covariância Inicial [ $P_0$ ]:

- 1) Posição: 10 metros em coordenadas horizontais (latitude e longitude) e 30 metros na coordenada vertical,
- 2) Velocidade: 0,1 m/s para as três componentes,
- 3) Atitude: 0,1° para “Roll” e “Pitch” e 0,5° para Heading
- 4) Bias dos acelerômetros: 1,0e-03 m/s<sup>2</sup>
- 5) Deriva dos Giroscópios: 5,0e-03 rad/s

resultando a seguinte diagonal principal na matriz de covariâncias  $P$  :

$P(1,1) = 2,450465e-12 \text{ rad}^2$	(latitude)
$P(2,2) = 2,450465e-12 \text{ rad}^2$	(longitude)
$P(3,3) = 900 \text{ m}^2$	(altitude)
$P(4,4) = 0,01 \text{ (m/s)}^2$	( $V_N$ )
$P(5,5) = 0,01 \text{ (m/s)}^2$	( $V_E$ )
$P(6,6) = 0,01 \text{ (m/s)}^2$	( $V_D$ )
$P(7,7) = 3,046174e-06 \text{ rad}^2$	(roll)
$P(8,8) = 3,046174e-06 \text{ rad}^2$	(pitch)
$P(9,9) = 7,615436e-05 \text{ rad}^2$	(yaw)
$P(10,10) = 1,0e-06 \text{ (m/s}^2\text{)}^2$	(bias $A_x$ )
$P(11,11) = 1,0e-06 \text{ (m/s}^2\text{)}^2$	(bias $A_y$ )
$P(12,12) = 1,0e-06 \text{ (m/s}^2\text{)}^2$	(bias $A_z$ )
$P(13,13) = 7,615436e-09 \text{ rad}^2$	(deriva $G_x$ )
$P(14,14) = 7,615436e-09 \text{ rad}^2$	(deriva $G_y$ )
$P(15,15) = 7,615436e-09 \text{ rad}^2$	(deriva $G_z$ )

c) A matriz de densidade espectral de potência foi considerada diagonal e constante com os ruídos:

$$\sqrt{q_{vv}} = 0,0125m / \sqrt{s^3}$$

$$\sqrt{q_{\theta\theta}} = 0,05^\circ / \sqrt{s}$$

$$\sqrt{q_{b_a b_a}} = 0,0125m / \sqrt{s^5}$$

$$\sqrt{q_{b_s b_s}} = 0,0025^\circ / \sqrt{s^3}$$

d) A variância do ruído da medida ( $R_k$ ) adotada:

$R_k(1,1) = 2,450465e-12 \text{ rad}^2$	(latitude)
$R_k(2,2) = 2,450465e-12 \text{ rad}^2$	(longitude)
$R_k(3,3) = 900 \text{ m}^2$	(altitude)
$R_k(4,4) = 0,01 \text{ (m/s)}^2$	( $V_N$ )
$R_k(5,5) = 0,01 \text{ (m/s)}^2$	( $V_E$ )
$R_k(6,6) = 0,01 \text{ (m/s)}^2$	( $V_D$ )
$R_k(7,7) = 7.615435e-07 \text{ rad}^2$	(roll)
$R_k(8,8) = 7.615435e-07 \text{ rad}^2$	(pitch)
$R_k(9,9) = 1.218469e-05 \text{ rad}^2$	(yaw)

## APÊNDICE B - Parâmetros WGS-84

### B.1 PARAMETROS GRAVITACIONAIS E GEODÉTICOS UTILIZADOS

$R_t = 6378137,0 \text{ m}$	Raio Equatorial da Terra
$f = 1/298,257223563$	Fator de achatamento da Terra
$b = a(1 - f) = 6356752,31424518 \text{ m}$	Semi-eixo menor da Terra
$g = 9,780327 \text{ m/s}^2$	Aceleração da gravidade
$\omega_{ie} = 7,2921115 \cdot 10^{-5} \text{ rad/s}$	Velocidade angular da Terra

### B.2 MODELO DA GRAVIDADE

O modelo de gravidade varia em função da posição do observador sobre o globo terrestre, pois a atração gravitacional é função do raio geocêntrico, da aceleração centrípeta que depende da latitude do raio da Terra local e da distribuição não uniforme da massa da Terra.

A gravidade local pode ser calculada através de

$$g(\varphi) = 9.780327[1 + 0.0053024\text{sen}^2(\varphi) - 0.0000058\text{sen}^2(2\varphi)] \quad (\text{m/s}^2)$$

$$g(\varphi, h) = g(\varphi) - [3.0877 \times 10^{-6} - 0.0044 \times 10^{-6} \text{sen}^2(\varphi)]h + 0.072 \times 10^{-12} h^2 \quad (\text{m/s}^2)$$

onde:

$\varphi$  é a latitude

$h$  é a altitude medida em metros





## APÊNDICE C - Aceleração de Coriolis

Por volta de 1830 G.G. de Coriolis descobriu que um objeto em movimento em um sistema de referência girante causaria a um observador neste sistema que o mesmo estaria sujeito a uma aceleração aparente. Em outras palavras, se um objeto se move em linha reta, e está sujeito a rotação, será observado um desvio em relação à trajetória retilínea original. A Figura E.1 mostra como um observador na Terra girante observa as acelerações aparentes dos objetos

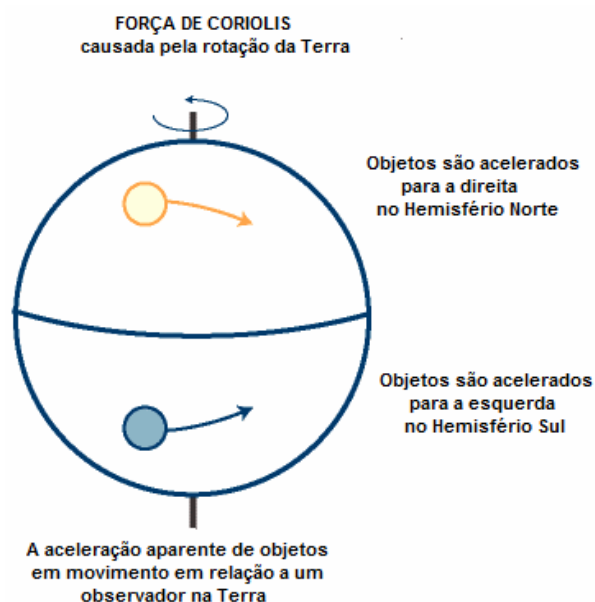


Figura C.1 – Força de Coriolis

No Hemisfério Norte, os desvios devido à força de Coriolis têm sentidos contrários àqueles que ocorrem no Hemisfério Sul.

A aceleração aparente de Coriolis é dada por:

$$A_{Coriolis} = 2\omega V \sin(\phi)$$

onde:

$\omega$  é a velocidade angular do eixo de rotação,

$V$  é a velocidade do corpo,

$\phi$  é o ângulo formado entre os vetores  $\omega$  e  $V$

Assumindo que o objeto possui massa  $m$  resulta:

$$F_{\text{Coriolis}} = 2m\omega V \text{sen}(\phi)$$

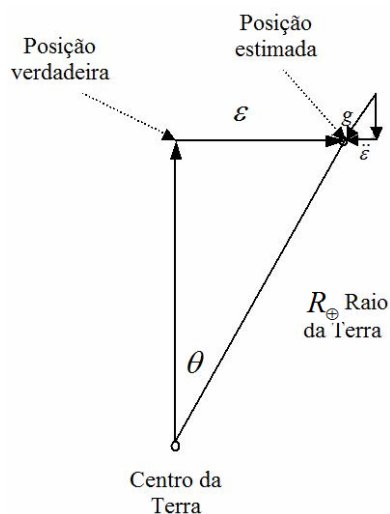
Observa-se que a Força de Coriolis é proporcional a  $\omega$  e pode ser medida quando existe movimento do objeto com velocidade  $V$ .

## APÊNDICE D - Oscilação de Schuler

Qualquer erro de posicionamento horizontal  $\varepsilon$  resulta em um erro de cálculo proporcional na componente horizontal da modelagem da aceleração da gravidade  $g$  como o ilustrado na Figura F.1 abaixo. O erro de aceleração é na direção oposta ao erro do deslocamento. O efeito resultante é uma oscilação no erro de posicionamento com um período de  $\tau_{Schuler}$  que é dependente das distância do centro da Terra e aceleração da gravidade no ponto considerado.

$$\Omega_{Schuler} \approx \sqrt{\frac{9.8m/s^2}{6.4 \times 10^6 m}} \approx 0.00124 \text{ rad/s}$$

$$\tau_{Schuler} \approx 84.4 \text{ min}$$



$$\ddot{\varepsilon} = -g \sin \theta$$

$$\ddot{\varepsilon} \approx -g \varepsilon / R_{\oplus}$$

$$\ddot{\varepsilon} \approx -\varepsilon 9.8 / 6.4 \times 10^6$$

$$\ddot{\varepsilon} \approx -\varepsilon \Omega_{Schuler}^2$$

Figura D.1 –Oscilação de Schuler devido a erro de posição

A oscilação devido ao termo de Schuler, ocasiona erros de medida de posição que são proporcionais às medidas de velocidade em dada CNI por uma constante de proporcionalidade da frequência de Schuler:

$$\frac{\dot{\varepsilon}}{\varepsilon} \approx 0.00124 s^{-1}$$

Por exemplo, uma oscilação de Schuler com erro de locação de pico na ordem de 1km resultará em erros de velocidade na ordem de 1 m/s.

## APÊNDICE E - Fluxogramas

### Fluxograma do algoritmo para as condições estática e semi-dinâmicas

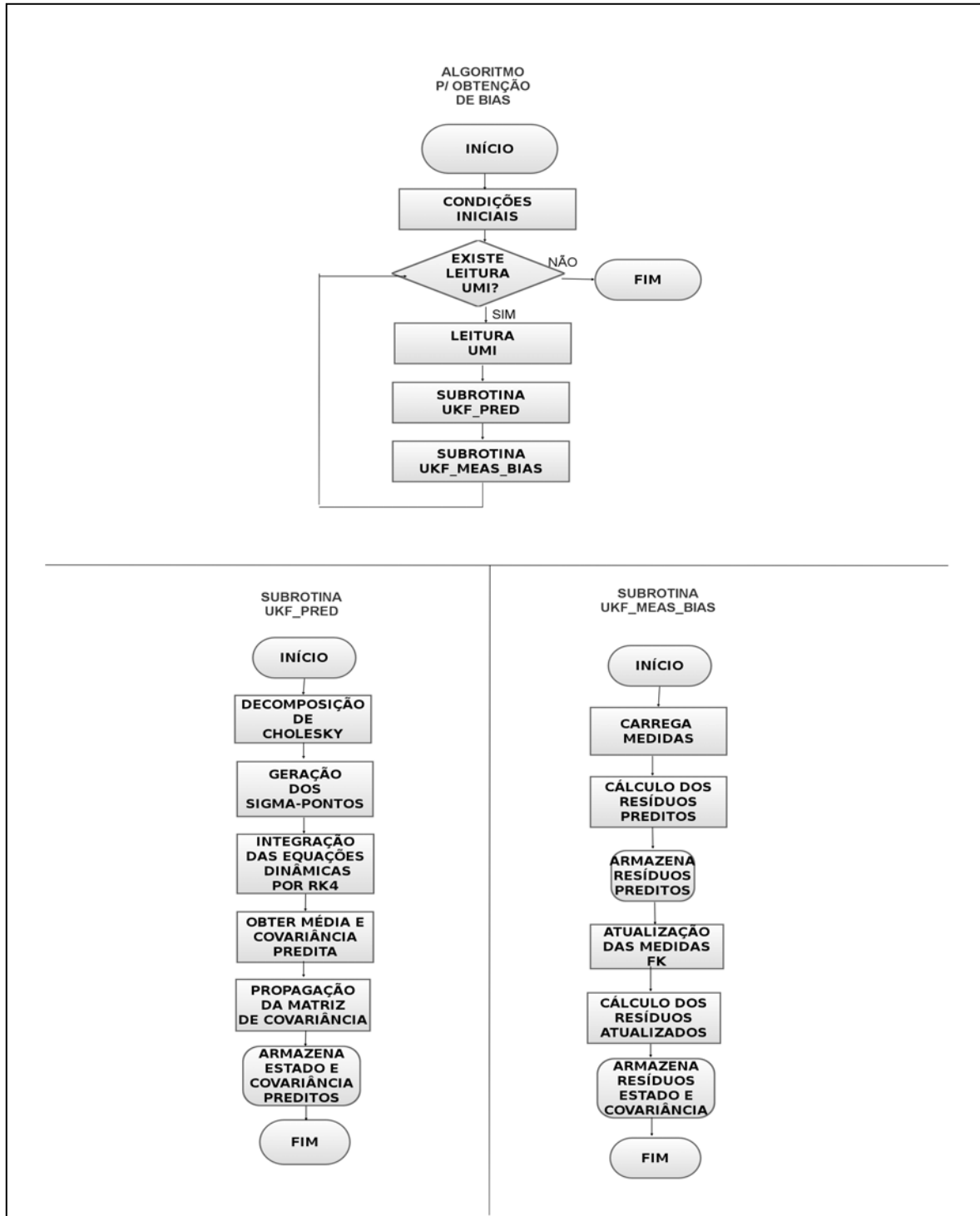


Figura E.1 - Fluxograma para a determinação de bias e derivas desenvolvido para os casos estático e semi-dinâmico

**Fluxograma do algoritmo e subrotinas para a condição de integração da UMI ao receptor GPS (UMI/GPS)**

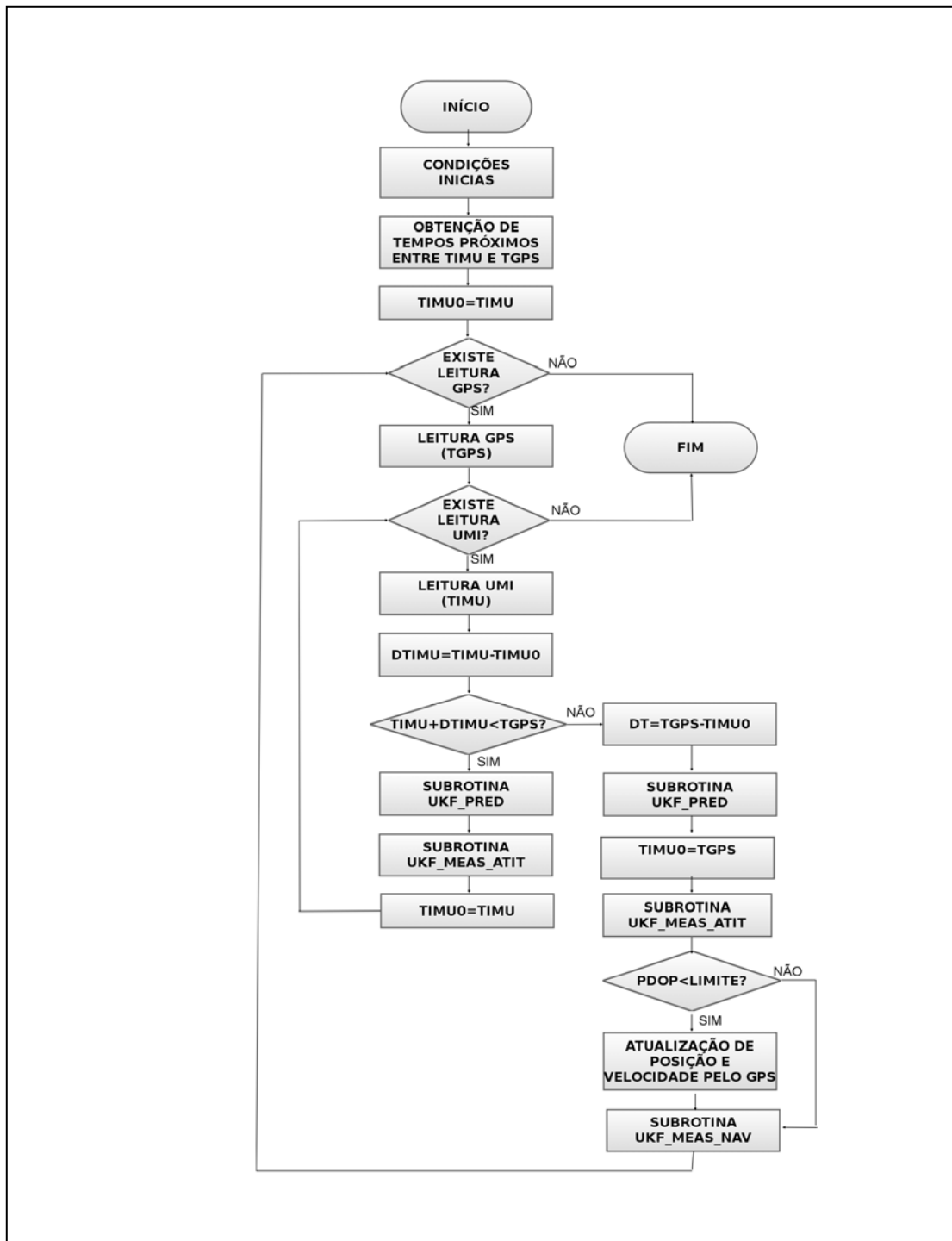


Figura E.2 - Rotina principal do algoritmo UMI/GPS

**Fluxograma da subrotinas para a obtenção de tempos próximos entre  
TIMU e GPS**

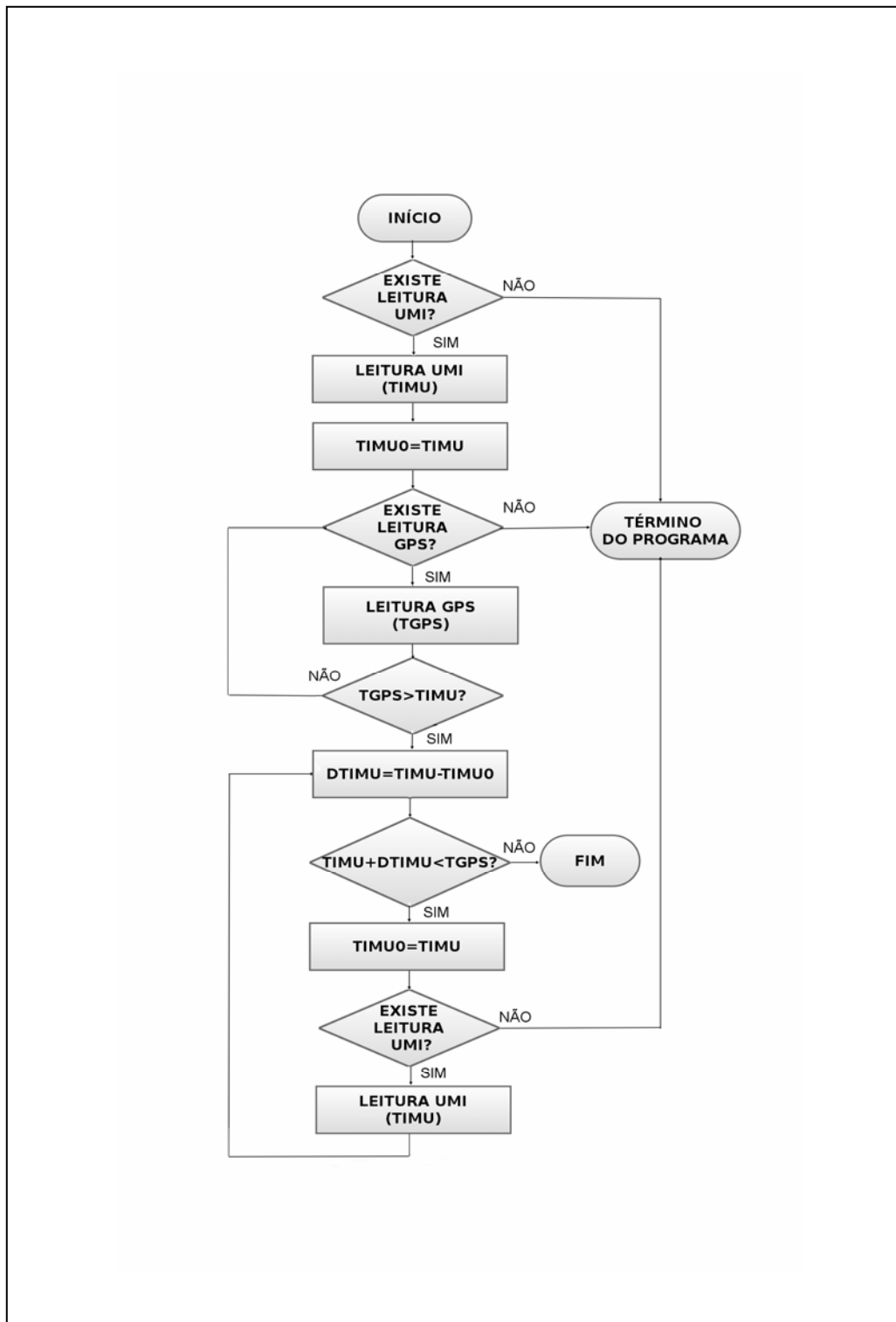


Figura E.3 - Rotina para obtenção de tempos próximos TIMU e GPS

**Subrotinas utilizadas para a atualização das medidas no Filtro de Kalman para posição, velocidade e atitude no caso da integração UMI/GPS**

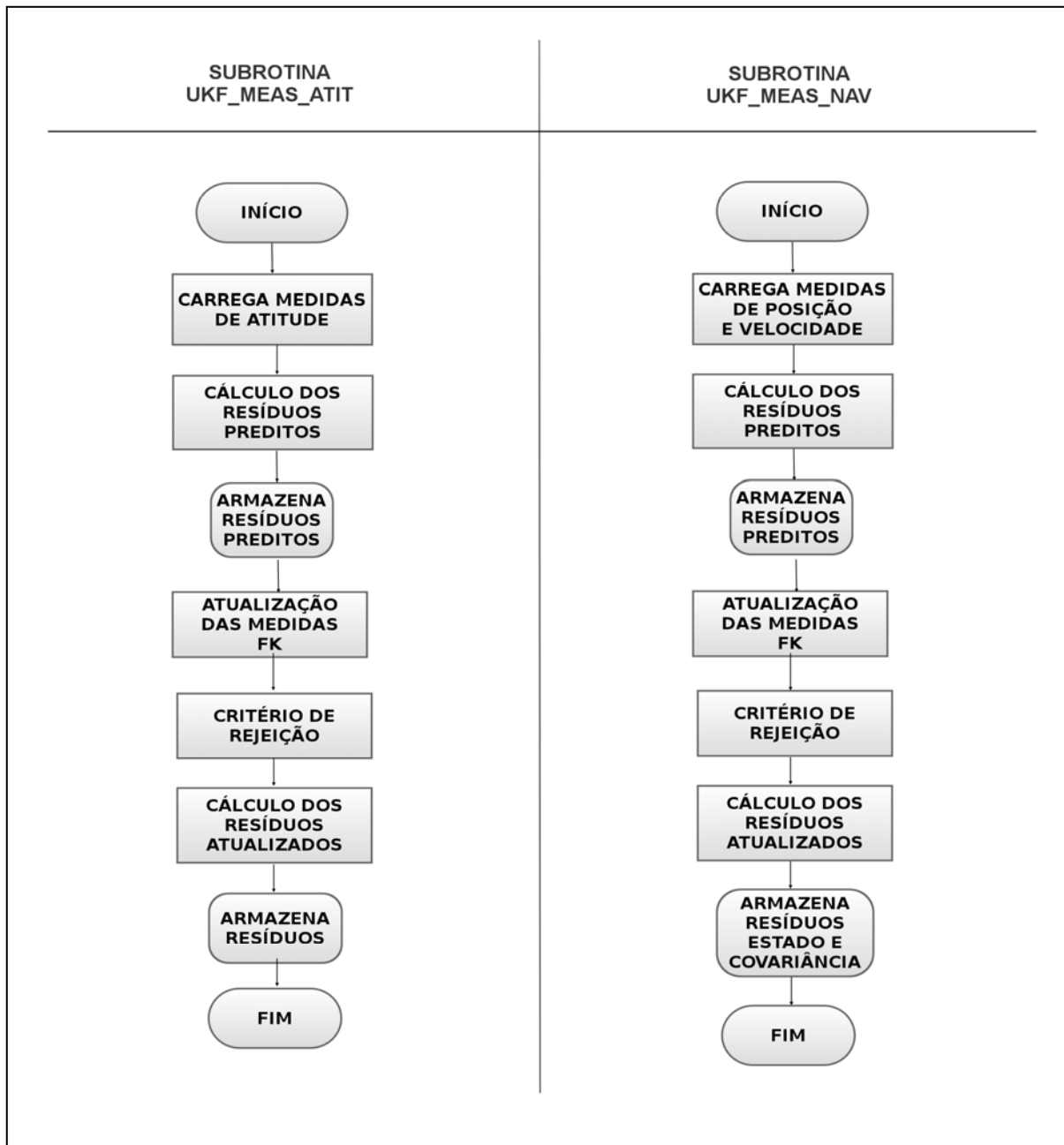


Figura E.4 - Subrotinas UKF utilizadas



## **PUBLICAÇÕES TÉCNICO-CIENTÍFICAS EDITADAS PELO INPE**

### **Teses e Dissertações (TDI)**

Teses e Dissertações apresentadas nos Cursos de Pós-Graduação do INPE.

### **Manuais Técnicos (MAN)**

São publicações de caráter técnico que incluem normas, procedimentos, instruções e orientações.

### **Notas Técnico-Científicas (NTC)**

Incluem resultados preliminares de pesquisa, descrição de equipamentos, descrição e ou documentação de programa de computador, descrição de sistemas e experimentos, apresentação de testes, dados, atlas, e documentação de projetos de engenharia.

### **Relatórios de Pesquisa (RPQ)**

Reportam resultados ou progressos de pesquisas tanto de natureza técnica quanto científica, cujo nível seja compatível com o de uma publicação em periódico nacional ou internacional.

### **Propostas e Relatórios de Projetos (PRP)**

São propostas de projetos técnico-científicos e relatórios de acompanhamento de projetos, atividades e convênios.

### **Publicações Didáticas (PUD)**

Incluem apostilas, notas de aula e manuais didáticos.

### **Publicações Seriadas**

São os seriados técnico-científicos: boletins, periódicos, anuários e anais de eventos (simpósios e congressos). Constam destas publicações o Internacional Standard Serial Number (ISSN), que é um código único e definitivo para identificação de títulos de seriados.

### **Programas de Computador (PDC)**

São a seqüência de instruções ou códigos, expressos em uma linguagem de programação compilada ou interpretada, a ser executada por um computador para alcançar um determinado objetivo. São aceitos tanto programas fonte quanto executáveis.

### **Pré-publicações (PRE)**

Todos os artigos publicados em periódicos, anais e como capítulos de livros.