Tese apresentada à Divisão de Pós-Graduação do Instituto Tecnológico de Aeronáutica como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Ciências do Programa de Estudos de Doutorado no Curso de Engenharia Aeronáutica e Mecânica, Área de Mecânica e Controle do Vôo

Celso Braga de Mendonça

Análise de Compatibilidade de Dados de Ensaio em Vôo e Calibração dos Dados do Ar em Tempo Real com Filtragem Estocástica Adaptativa

Tese aprovada em sua versão final pelos abaixo assinados

Lud C.S.

Luiz Carlos Sandoval Góes Orientador

THUR. Herne

Elder Moreira Hemerly Co-orientador

Homero Santiago Maciel Chefe da Divisão de Pós-Graduação

Campo Montenegro São José dos Campos, SP – Brasil 2005

Dados Internacionais de Catalogação-na-Publicação (CIP)

Divisão Biblioteca Central do ITA/CTA

Mendonça, Celso Braga de

Análise de Compatibilidade de Dados de Ensaio em Vôo e Calibração dos Dados do Ar em Tempo Real com Filtragem Estocástica Adaptativa / Celso Braga de Mendonça. São José dos Campos, 2005.

Número de folhas no formato 188f.

Tese de doutorado – Curso de Engenharia Aeronáutica e Mecânica. Área de Mecânica e Controle do Vôo – Instituto Tecnológico de Aeronáutica, 2005. Orientadores: Dr. Luiz Carlos Sandoval Góes e Dr. Elder Moreira Hemerly.

1. Ensaios em Vôo. 2. Compatibilidade de Dados. 3. Filtragem Estocástica. I. Centro Técnico Aeroespacial. Instituto Tecnológico de Aeronáutica. Divisão de Engenharia Mecânica Aeronáutica. II.Título

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

MENDONÇA, Celso Braga de. Análise de Compatibilidade de Dados de Ensaio em Vôo e Calibração dos Dados do Ar em Tempo Real com Filtragem Estocástica Adaptativa. 2005. 188 folhas. Tese de Doutorado em Mecânica e Controle do Vôo – Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos.

CESSÃO DE DIREITOS

NOME DO AUTOR: Celso Braga de Mendonça TÍTULO DO TRABALHO: Análise de Compatibilidade de Dados de Ensaio em Vôo e Calibração dos Dados do Ar em Tempo Real com Filtragem Estocástica Adaptativa TIPO DO TRABALHO/ANO: Tese / 2005

É concedida ao Instituto Tecnológico de Aeronáutica permissão para reproduzir cópias desta tese e para emprestar ou vender cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva outros direitos de publicação e nenhuma parte desta tese pode ser reproduzida sem a autorização do autor.

Celso Braga de Mendonça Rua Paulo Renato da Cunha Santos, 42, Urbanova. 12244-515, São José dos Campos, São Paulo.

Análise de Compatibilidade de Dados de Ensaio em Vôo e Calibração dos Dados do Ar em Tempo Real com Filtragem Estocástica Adaptativa

Celso Braga de Mendonça

Composição da Banca Examinadora:

Prof. Dr. Pedro Paglione	Presidente – ITA
Prof. Dr. Luiz Carlos Sandoval Góes	Orientador – ITA
Prof. Dr. Elder Moreira Hemerly	Co-orientador – ITA
Prof. Dr. Alberto Adade Filho	ITA
Prof. Dr. Atair Rios Neto	INPE
Dr. João Carlos Ceschini Hoff	EMBRAER

Dedicatória

À Gabriella e em especial ao meu filho Mateus, que, ainda pequeno e inocente como um anjo, contribuiu inconsciente com sua parte de renúncia para o crescimento de seu pai.

Agradecimentos

Se identificação de sistemas é a aplicação da ciência com arte, o que aprendi da primeira devo inegavelmente ao ITA. À parte artística contribuíram meus companheiros da Embraer, em especial meus amigos da Seção de Engenharia de Ensaios em Vôo.

Tenho uma dívida que me sinto incapaz de saldar com meus orientadores, o Prof. Góes e o Prof. Elder, cada qual contribuindo com o melhor de suas competências no exercício de formar pessoas, dentre as quais me incluo.

Faço uma menção especial ao João Hoff, que, talvez inconscientemente, me despertou o fascínio para o assunto sobre o qual já discorria com a facilidade que espero um dia possuir. Agradeço também ao Prof. Atair, eterno compromissado com a arte de ensinar, cujas sugestões estão diluídas ao longo dos capítulos desse trabalho. E, por fim, ao Marcelo Curvo, colega de trabalho e entusiasta do assunto com quem tive a oportunidade de compartilhar sucessos e dificuldades.

Resumo

O interesse em identificação de sistemas e de parâmetros aplicado à área aeroespacial não é recente, mas continua vibrante, pois novos desafios são propostos. Na atualidade, procura-se investir na obtenção de resultados mais precisos e mais rápidos, preferencialmente em tempo real, para que haja uma interação entre engenharia e tripulação ainda durante o vôo. A proposta de estimar estados, antes de estimar parâmetros, é bastante conveniente, pois fornece uma base de dados consistente para a obtenção das estimativas paramétricas. A verificação da consistência de dados de ensaio através de modelos cinemáticos, antes que se passe para a fase de identificação de parâmetros, usando filtragem estocástica é bastante atrativa, pois o método comporta ruídos de processo e de medida. Ambos são típicos para a natureza do problema, mas acrescenta-se o fato de que suas propriedades estatísticas variam ao longo do tempo.

Nesse trabalho propõe-se o uso da filtragem estocástica adaptativa para verificação da consistência de dados de ensaio em vôo e calibração simultânea dos dados do ar. O método proposto baseia-se nos procedimentos de ajuste de covariância, calculada através de filtros de Kalman executados em paralelo. A metodologia foi testada com dados sintéticos via simulações de Monte Carlo e com manobras de ensaio em vôo reais. Os resultados mostraram-se coerentes com os fenômenos, e mais precisos que os obtidos com filtragem não adaptativa, a um custo computacional baixo.

Abstract

System and parameter identification applied do aerospace are not a new area, but it is still motivating due to all recent suggested challenges. Currently it is proposed to seek for reliable and precise results in real time to allow engineers and flight test crew interact based on processed results instead of simple time histories. Estimating before modeling procedures are convenient because they furnish a consistent flight data base to be used in a subsequent parameter identification task. Compatibility check, or flight path reconstruction, through cinematic equations using stochastic methods is attractive since it deals with process and measurement noises effects. Besides both are typical in this kind of problem, whose statistical properties are commonly time varying.

In this present work an adaptive stochastic filtering is proposed to verify flight data consistency simultaneously to the air data calibration. Proposed method is based on a covariance matching adaptive procedure, estimated through parallel Kalman filters. Procedures were validated using Monte Carlo simulations with synthetic data and real flight test data. Results were coherent with observed data and were more precise than those obtained using non adaptive filtering procedures. Computational costs were also low and proper to be implemented in a real time application.

Sumário

Lista de Ilustrações	X
Lista de Tabelas	xiv
Lista de Símbolos e Abreviaturas	XV
1. Introdução	
1.1 Breve Histórico	
1.2 Identificação de Sistemas na Indústria Aeronáutica	21
1.3 Aplicação em Mecânica do Vôo	
1.4 Descrição da Tese	
2. Modelagem Matemática e Formulação	
2.1 Introdução	
2.2 O Método dos Dois Passos e a Verificação de Compatibilidade	
2.3 Modelo Cinemático da Aeronave	
2.4 Equações de Observação	49
3. Manobras de Ensaio	61
3.1 Introdução	61
3.2 Manobras de Identificação	
3.3 Excitação e Qualidade das Estimativas	65
3.4 Manobras para Cerificação de Compatibilidade	66
3.5 Verificação do Modelo	69
4. Método de Estimação	70
4.1 Introdução	70
4.2 Propriedades dos Estimadores	70
4.3 Estimativa de Precisão via Cramér-Rao lower lound (CRLB)	71
4.4 Observabilidade	72
4.5 A Questão do Domínio	74
4.6 Estimador de Máxima Verossimilhança	75
4.7 O Filtro de Kalman	76
4.8 O Filtro de Kalman Estendido	79
4.9 Filtragem Adaptativa	81
5. Definição do Experimento	90
5.1 Introdução	

5.2 Conjunto de Equação do Filtro de Kalman Estendido Adaptativo	90
5.2.1 Modelo Dinâmico	90
5.2.2 Modelo de Medidas	93
5.2.3 Constantes	93
5.2.4 Equações Auxiliares	94
5.2.5 Propriedades dos Ruídos do Filtro Principal	95
5.2.6 Filtro Adaptativo dos Erros de Processo – Segundo Filtro	98
5.2.7 Filtro Adaptativo dos Erros de Medida – Terceiro Filtro	101
5.2.8 Aspecto Práticos de Implementação	103
5.3 Experimento com Dados Simulados	104
5.4 Experimento com Dados de Vôo	106
5.4.1 Instrumentação de Ensaios	108
6. Resultados e Conclusões	117
6.1 Introdução	117
6.2 Resultados com Dados Simulados	117
6.3 Resultados com Dados de Vôo	
6.3.1 Resultados para a Manobra SC01	134
6.3.2 Resultados para a Manobra FPR01	163
6.4 Conclusões	175
6.5 Sugestões	177
Bibliografia	178

Lista de Ilustrações

Figura 1.1 –	Uso de identificação de sistemas no ciclo de desenvolvimento de um projeto	
aeronáu	itico [5]	. 22
Figura 1.2 –	Ciclo de identificação de sistemas.	.24
Figura 1.3 –	Filosofia Quad-M adotada pelo DLR	. 28
Figura 2.1 –	Diagrama esquemático de um problema de verificação de compatibilidade de	
dados t	ípico	.35
Figura 2.2 –	Sistemas de coordenadas para análise cinemática.	. 39
Figura 2.3 –	Definições e convenções de variáveis	.40
Figura 2.4 –	Definições dos ângulos de incidência aerodinâmica	.42
Figura 2.5 –	Erros de medida determinísticos e aleatórios	. 50
Figura 2.6 –	Campo de pressão estática ao redor de uma aeronave em vôo [38]	.51
Figura 2.7 –	Sensibilidade das medidas de pressão total à variação do ângulo de incidência	do
fluxo de	e ar	. 55
Figura 3.1 –	Largura de banda de freqüência de algumas excitações típicas [34].	. 63
Figura 3.2 –	Manobras típicas para identificação de aeronaves [32].	. 63
Figura 3.3 –	Varredura senoidal gerada pelo piloto.	. 64
Figura 3.4 –	Excitação "multidegrau" resultante da otimização do CRLB	.65
Figura 3.5 –	Manobra de ensaio tipo wind-box para verificação de compatibilidade [37]	.67
Figura 3.6 –	Procedimento de ensaio para verificação de compatibilidade	. 68
Figura 5.1 –	Filtragem dos dados do sensor de ângulo de ataque e do sensor de força	
específ	ica normal "az"	.95
Figura 5.2 –	Unidade inercial1	09
Figura 5.3 –	Sensor tipo bandeira1	10
Figura 5.4 –	Medidas dos ângulos de ataque e de derrapagem conjugados1	10
Figura 5.5 –	Sonda multifunção para medidas de ângulo de ataque, pressão estática e pressã	io
total do	fluxo de ar1	11
Figura 5.6 –	Diagrama esquemático de funcionamento de uma sonda multifunção 1	11
Figura 5.7 –	Receptor GPS ASHTECH Z-12	13
Figura 5.8 –	Tomada de pressão estática no corpo da fuselagem1	14
Figura 5.9 –	Sensor de pressão estática tipo Kiel Pitot 1	15
Figura 5.10	– Sensor de temperatura externa 1	16

Figura 6.1 – Trajetória realizada no simulador	.119
Figura 6.2 – Identificação do ângulo de ataque a partir de dados simulados	.119
Figura 6.3 – Parâmetros identificados de calibração de alfa com dados simulados	. 120
Figura 6.4 – Identificação do ângulo de derrapagem a partir de dados simulados	. 121
Figura 6.5 – Parâmetros identificados de calibração de beta com dados simulados	. 121
Figura 6.6 - Parâmetros identificados de calibração da pressão estática com dados simulad	los.
	. 122
Figura 6.7 – Identificação das velocidades inerciais, aerodinâmicas e da massa de ar com	
dados simulados	. 125
Figura 6.8 - Variâncias dos erros de estado das velocidades inerciais e dos ângulos de atit	ude
com dados simulados	.127
Figura 6.9 – Inovações dos ângulos aerodinâmicos, das posições com dados simulados e d	las
pressões estática e total	. 128
Figura 6.10 - Variância dos erros de medida estimadas pelo filtro adaptativo para alfa e be	eta.
	. 130
Figura 6.11 - Variância dos erros de medida estimadas pelo filtro adaptativo para pressão	
estática e pressão total	.130
Figura 6.12 – Variâncias dos erros de processo estimadas e utilizadas para as velocidades	
inerciais e dos erros de processo dos ângulos de atitude utilizadas pelo filtro adaptativ	vo.
	. 131
Figura 6.13 – Variância dos erros de estado para as posições	.132
Figura 6.14 – Trajetória realizada para a manobra SC01	.134
Figura 6.15 – Identificação do ângulo de ataque a partir da manobra SC01	. 135
Figura 6.16 – Ângulo de ataque a partir da manobra SC01 na região do stall	. 136
Figura 6.17 – Parâmetros identificados de calibração de alfa com dados da manobra SC01	.136
Figura 6.18 - Variâncias dos parâmetros identificados de calibração de alfa com dados da	
manobra SC01	.137
Figura 6.19 – Identificação do ângulo de derrapagem a partir da manobra SC01	. 138
Figura 6.20 – Ângulo de derrapagem a partir da manobra SC01 na região do stall.	. 139
Figura 6.21 – Parâmetros identificados de calibração de beta com dados da manobra SC01	· •
	. 139
Figura 6.22 – Variâncias dos parâmetros identificados de calibração de beta com dados da	
manobra SC01	. 140
Figura 6.23 – Valores da pressão estática com dados da manobra SC01	.141

Figura 6.24 - Parâmetros de calibração de pressão estática com dados da manobra SC01.	141
Figura 6.25 – Variâncias da pressão estática e dos seus parâmetros de calibração com da	los
da manobra SC01	142
Figura 6.26 – Valores da pressão total com dados da manobra SC01	143
Figura 6. 27 – Velocidades inerciais e aerodinâmicas estimadas com dados da manobra S	SC01.
	144
Figura 6.28 – Velocidade aerodinâmica, e detalhe na região de stall, estimada com dados	s da
manobra SC01	146
Figura 6.29 – Componentes do vento estimados com dados da manobra SC01	146
Figura 6.30 – Variâncias das velocidades inerciais e aerodinâmicas estimadas com dados	da
manobra SC01.	147
Figura 6.31 – Variâncias dos componentes do vento estimados com dados da manobra Se	C01.
	147
Figura 6.32 – Resíduos das estimativas da posição estimados com dados da manobra SCO	01.
	149
Figura 6.33 – Variâncias das estimativas da posição estimadas com dados da manobra So	201.
	149
Figura 6.34 – Angulos de atitude estimados com dados da manobra SC01	151
Figura 6.35 – Variâncias dos ângulos de atitude estimadas com dados da manobra SC01.	151
Figura 6.36 – Parâmetros de calibração dos dados da unidade inercial estimados com dad	los da
manobra SC01.	153
Figura 6.37 – Variâncias dos parâmetros de calibração dos dados da unidade inercial	
estimadas com dados da manobra SC01	154
Figura 6.38 – Inovações calculadas com dados da manobra SC01	156
Figura 6.39 – Estimativas das variâncias dos ruídos de medida realizadas pelo filtro	
adaptativo com dados da manobra SC01	158
Figura 6.40 – Medidas e estados identificados para o estimador das propriedades dos ruío	los
de medida para os dados da manobra SC01 – total e detalhe	160
Figura 6.41 – Estimativas das variâncias dos ruídos de processo realizadas pelo filtro	
adaptativo com dados da manobra SC01	161
Figura 6.42 – Medidas e estados identificados para o estimador das propriedades dos ruío	los
de processo para os dados da manobra SC01	162
Figura 6.43- Trajetória realizada para a manobra FPR01	163
Figura 6.44 – Identificação do ângulo de ataque a partir da manobra FPR01	164

Figura 6.45 – Parâmetros identificados de calibração de alfa com dados da manobra FPI	R 01.
	164
Figura 6.46 – Identificação do ângulo de derrapagem a partir da manobra FPR01	166
Figura 6.47 – Parâmetros identificados de calibração de beta com dados da manobra FP	R01.
	166
Figura 6.48 – Inovações calculadas com dados da manobra FPR01	168
Figura 6.49 – Estimativas das variâncias dos ruídos de medida realizadas pelo filtro	
adaptativo com dados da manobra FPR01.	169
Figura 6.50 – Medidas e estados identificados para o estimador das propriedades dos ruí	dos
de medida para os dados da manobra FPR01 – total e detalhe	171
Figura 6.51 – Estimativas das variâncias dos ruídos de processo realizadas pelo filtro	
adaptativo com dados da manobra FPR01.	172
Figura 6.52 – Medidas e estados identificados para o estimador das propriedades dos ruí	dos
de processo para os dados da manobra FPR01	173
Figura 6.53 – Variâncias das estimativas da posição estimadas com dados da manobra F	PR01.
	174
Figura 6.54 – Componentes do vento estimados com dados da manobra FPR01	174

Lista de Tabelas

Tabela 1.1 – Incerteza das derivadas obtidas em túnel de vento quando comparadas com	
resultados de ensaios em vôo.	25
Tabela 5.1 – Vetor de estados para o filtro de Kalman estendido	92
Tabela 5.2 – Vetor de entradas para o filtro de Kalman estendido.	92
Tabela 5.3 – Vetor de saídas para o filtro de Kalman estendido	93
Tabela 5.4 – Constantes físicas dos modelos dinâmico e de medida.	94
Tabela 5.5 – Desvios padrões assumidos para os ruídos provenientes dos sensores utilizad	os
nos vôos de ensaio	96
Tabela 5.6 – Desvios padrões assumidos para os ruídos de processo [23]	97
Tabela 5.7 – Desvios padrões assumidos para os ruídos de medida do segundo filtro extra	ídos
dos resultados do filtro principal com propriedades de ruído constantes	.100
Tabela 5.8 – Desvios padrões assumidos para os ruídos de medida do terceiro filtro extraío	dos
dos resultados do filtro principal com propriedades de ruído constantes	.102
Tabela 5.9 – Parâmetros de erro de medida introduzidos nos dados de simulador	. 105
Tabela 6.1 – Avaliação dos parâmetros estimados de alfa com dados simulados	. 120
Tabela 6.2 – Avaliação dos parâmetros estimados de beta com dados simulados	. 122
Tabela 6.3 – Estimativas dos Parâmetros de calibração da pressão estática para dados	
simulados	. 123
Tabela 6.4 – Estimativas dos componentes do vento com dados simulados	.126
Tabela 6.5 – Avaliação dos parâmetros de calibração de alfa estimados com dados de vôo	
SC01	.137
Tabela 6.6 – Avaliação dos parâmetros de calibração de beta estimados com dados de vôo)
SC01	.140
Tabela 6.7 – Avaliação dos parâmetros de calibração de alfa estimados com dados de vôo	
FPR01	.165
Tabela 6.8 – Avaliação dos parâmetros de calibração de beta estimados com dados de vôo)
FPR01	. 166

Lista de Símbolos e Abreviaturas

- *u* Velocidade inercial longitudinal no eixo do corpo;
- v Velocidade inercial lateral no eixo do corpo;
- *w* Velocidade inercial transversal no eixo do corpo;
- *u_a* Velocidade aerodinâmica longitudinal no eixo do corpo;
- *v_a* Velocidade aerodinâmica lateral no eixo do corpo;
- w_a Velocidade aerodinâmica transversal no eixo do corpo;
- *V* Magnitude do vetor da velocidade aerodinâmica da massa de ar em relação à aeronave;
- ϕ Ângulo de inclinação;
- θ Ângulo de arfagem;
- ψ Ângulo de proa;
- α Ângulo de ataque, ou alfa;
- β Ângulo de derrapagem, ou beta;
- *p* Projeção do vetor de rotação no eixo de rolamento do corpo;
- *q* Projeção do vetor de rotação no eixo de arfagem do corpo;
- *r* Projeção do vetor de rotação no eixo de guinada do corpo;
- ω Vetor da velocidade angular em relação ao referencial inercial;
- a_x Força aerodinâmica e propulsiva específica no eixo longitudinal da aeronave
- a_y Força aerodinâmica e propulsiva específica no eixo transversal da aeronave;
- a_z Força aerodinâmica e propulsiva específica no eixo vertical da aeronave;
- x_E Posição da aeronave em relação ao eixo "x" do referencial fixo na Terra;
- y_E Posição da aeronave em relação ao eixo "y" do referencial fixo na Terra;
- z_E Posição da aeronave em relação ao eixo "z" do referencial fixo na Terra positivo para baixo;

 h_E Posição da aeronave em relação ao eixo "z" do referencial fixo na Terra – positivo para cima;

 x_{α} Coordenada "x" do sensor de alfa em relação ao CG da aeronave;

 y_{α} Coordenada "y" do sensor de alfa em relação ao CG da aeronave;

 x_{β} Coordenada "x" do sensor de beta em relação ao CG da aeronave;

 z_{β} Coordenada "z" do sensor de beta em relação ao CG da aeronave;

 x_{Ps} Coordenada "x" do sensor de pressão estática em relação ao sistema de coordenadas geométrico de referência;

 y_{Ps} Coordenada "y" do sensor de pressão estática em relação ao sistema de coordenadas geométrico de referência;

 z_{Ps} Coordenada "z" do sensor de pressão estática em relação ao sistema de coordenadas geométrico de referência;

 x_{Pt} Coordenada "x" do sensor de pressão total em relação ao sistema de coordenadas geométrico de referência

 y_{Pt} Coordenada "y" do sensor de pressão total em relação ao sistema de coordenadas geométrico de referência;

 z_{Pt} Coordenada "z" do sensor de pressão total em relação ao sistema de coordenadas geométrico de referência

 x_{CG} Coordenada "x" do CG da aeronave em relação ao sistema de coordenadas geométrico de referência;

 y_{CG} Coordenada "y" do CG da aeronave em relação ao sistema de coordenadas geométrico de referência;

 z_{CG} Coordenada "z" do CG da aeronave em relação ao sistema de coordenadas geométrico de referência;

xa Coordenadas "x" acelerômetros em relação do CG da aeronave;

ya Coordenadas "y" acelerômetros em relação do CG da aeronave;

za Coordenadas "z" acelerômetros em relação do CG da aeronave;

 x_{GPS} Coordenadas "x" da antena GPS em relação do CG da aeronave;

 y_{GPS} Coordenadas "y" da antena GPS em relação do CG da aeronave;

 z_{GPS} Coordenadas "z" da antena GPS em relação do CG da aeronave;

x Vetor de estados;

u_m Vetor de entradas;

y_m Vetor de saídas;

- z Vetor de medidas;
- **Θ** Vetor de parâmetros a serem estimados;
- **D** Matriz de dispersão;
- M Matriz de informação de Fischer;
- **P** Matriz de covariância dos erros de estado;

F Matriz dinâmica;

B Matriz de controle;

H Matriz de observação;

 $\Phi_{k,k+1}$ Matriz de transição do instante "k" ao instante "k+1";

- *O* Matriz de observabilidade;
- **Q** Matriz de covariância dos ruídos de processo;
- **R** Matriz de covariância dos ruídos de medida;
- **K** Matriz do ganho de Kalman;
- MPN Média do ruído de processo;
- CPN Covariância do ruído de processo;
- MMN Média do ruído de medida;
- CMN Covariância do ruído de medida;
- W_N Vento norte;
- W_E Vento leste;
- W_h Vento vertical;
- Ps Pressão estática;
- *b_{ax}* Polarização da força específica longitudinal;
- b_{av} Polarização da força específica lateral;
- b_{az} Polarização da força específica transversal;
- *b_p* Polarização da velocidade de rotação de rolamento;
- b_q Polarização da velocidade de rotação de arfagem;
- *b*_r Polarização da velocidade de rotação de guinada;
- K_{α} Fator de escala do ângulo de ataque;
- b_{α} Polarização do ângulo de ataque;
- K_{β} Fator de escala do ângulo de derrapagem;
- b_{β} Polarização do ângulo de derrapagem;
- *K_{Ps}* Fator de escala da medida de pressão estática;
- *b_{Ps}* Polarização da medida de pressão estática;
- *wp_i* Ruído de processo relativo ao estado "i";
- *wm_i* Ruído de medida relativo à medida "i";
- SAT Temperatura estática;
- *R* Constante universal dos gases;
- *g* Aceleração da gravidade;
- *m* Massa da aeronave;
- ρ Densidade do ar;
- I_{ij} Momento de inércia entre os eixos "*i*" e "*j*";
- X Projeção do somatório das forças externas no eixo "x" da aeronave;

Y Projeção do somatório das forças externas no eixo "*y*" da aeronave;

- Z Projeção do somatório das forças externas no eixo "z" da aeronave;
- *L* Projeção do somatório dos momentos externas no eixo "*x*" da aeronave;

M Projeção do somatório dos momentos externas no eixo "*y*" da aeronave;

N Projeção do somatório dos momentos externas no eixo "z" da aeronave;

L_{EB} Matriz de transformação de vetores do sistema do corpo da aeronave para sistema inercial da Terra;

L_{BE} Matriz de transformação de vetores do sistema inercial da Terra para o sistema do corpo da aeronave.

Subscritos

m medidas.

Sobrescritos

- $\hat{x}^{-}(k)$ Estimativa do vetor de estados propagado até o instante "k";
- $\hat{x}^{*}(k)$ Estimativa do vetor de estados corrigido no instante "k";
- $P^{-}(k)$ Matriz de covariância dos erros de estado propagada até o instante "k";
- $P^+(k)$ Matriz de covariância dos erros de estado corrigida no instante "k".

Abreviaturas

AGARD	Advisory Group for Aerospace Research & Development;
CFD	Computer Fluid Dynamics – Dinâmica dos fluidos computacional;
CG	Centro de gravidade;
CRLB	Cramér-Rao lower bound;
DLR	Deutschen Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR) – German Aerospace
	Center;
DME	Distance Maesuring Equipment;
EKF	Extended Kalman Filter – Filtro de Kalman Estendido;
FAA	Federal Aviation Administration – Órgão Certificador Norte Americano;

- FRF Função Reposta em Freqüência;
- GPS *Global Positioning System* Sistema de posicionamento global por satélites;
- ISA International Standard Atmosphere Atmosfera padrão internacional;
- INPE Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais;
- NASA National Aeronautics and Space Administration;
- NLR National Aerospace Laboratory (NLR), Amsterdam.

1. Introdução

1.1 Breve Histórico

Uma pilha de tartarugas pode ser uma suposição bastante patética para descrever o universo, mas já foi uma verdade aceita e justificada por argumentos filosóficos. Crença e filosofia se sustentam até que haja argumentos convincentes em contrário ou que entrem em confronto com a realidade observada.

A interação entre o que se supõe com o que se pensa observar já era utilizada por Aristóteles para propor que a Terra era esférica e não um corpo achatado. Entretanto ele ainda a imaginava, não baseado em observações, mas sim em crenças, como centro de órbitas circulares de outros corpos celestes. Crença essa que vinha da proposta de Ptolomeu, a qual fornecia um grau razoável de precisão, naquela época, para os deslocamentos dos astros.

A dialética entre suposição e observação sempre norteou o restante da história, que ainda contou com genialidades como: Copérnico; Kepler; Galileu; Newton; Einstein e muitos outros. Com eles, a ciência possui uma dívida que só pode ser paga com o reconhecimento e a perpetuação de seus nomes e contribuições.

O entendimento da mecânica celeste, se não a mais antiga, certamente trata-se da mais marcante iniciativa de definir um modelo matemático daquilo que se observa na natureza. A metodologia que foi escolhida para abordar o problema, conscientemente ou não, possui as características típicas adotadas atualmente para a abordagem de um problema da mesma essência.

Certamente quem mais contribuiu para colocar as investigações realizadas em uma formatação tal qual conhecemos e utilizamos atualmente num problema de identificação foi Gauss em 1795. Sua contribuição constituiu na possibilidade se de comparar matematicamente o que era observado com o modelo proposto por Kepler. Mesmo consciente que ambos tratavam de uma aproximação da realidade, e o mesmo pode ser dito do resultado, Gauss desenvolveu uma ferramenta para que o modelo fosse refinado e se aproximasse das observações realizadas. Provavelmente o método dos mínimos quadrados, desenvolvido por

Gauss, ainda seja um dos mais utilizados em problemas de engenharia, mesmo nos dias de hoje.

Seria muita presunção afirmar que essa seja a origem da metodologia utilizada em problemas de identificação de sistemas. Entretanto certamente ela caracteriza plenamente a evolução do que se convencionou denominar "problema inverso", ou seja, obter uma formulação de um sistema baseando-se nas observações realizadas.

A metodologia de identificação de sistemas possui aplicação em qualquer área em que haja sentido definir-se um modelo matemático, representativo do fenômeno sob investigação, associado às respectivas observações. Ilustrativamente podem ser citadas inúmeras áreas de aplicação, como por exemplo: aeronáutica; economia; biologia; elétrica; geologia; e etc.

Como conseqüência natural do desenvolvimento tecnológico, as aplicações foram se tornando bastante mais complexas do que os desafios enfrentados por Gauss. Da mesma forma as ferramentas e técnicas de identificação de sistemas evoluíram para corresponder à complexidade e à necessidade cada vez maior de correção e precisão nos resultados. Notadamente, as aplicações aeronáuticas têm sido grandes consumidoras e dependentes dessa metodologia.

1.2 Identificação de Sistemas na Indústria Aeronáutica

Modelos matemáticos que representem a realidade o mais fielmente possível. Essa é a grande necessidade da indústria aeroespacial moderna. A complexidade e a dinâmica dessa área requerem ferramentas com essas mesmas características. O ciclo de desenvolvimento do produto tornou-se cada vez mais curto, e um produto aeroespacial inicia sua fabricação antes mesmo do projeto ter sido concluído. Os erros precisam ser descobertos ainda na fase inicial, pois, com a evolução do ciclo de desenvolvimento, os ajustes ficam cada vez mais custosos ou mesmo inviáveis. Não faltam exemplos de colapsos de grandes indústrias por esse motivo, ou mesmo de aceitação de perda de desempenho dos produtos, pois a curva de detecção de defeitos concentrou-se em um período tardio. Com isso, as ferramentas de simulação desempenham um papel crucial por permitirem uma antecipação do comportamento do sistema em desenvolvimento antes mesmo que ele exista. Na indústria aeronáutica o grau de sofisticação é tamanho que já se pratica o que se convencionou chamar de "avião virtual" e

"avião zero". Enquanto o "avião virtual" é um ambiente computacional destinado ao desenvolvimento e à integração de sistemas, o "avião zero" trata-se de um meio físico do ambiente de simulação, tão complexo e representativo de um avião real que recebeu essa denominação equiparando-o a um protótipo. Tradicionalmente o "avião 1" é a primeira aeronave produzida e constitui o primeiro protótipo utilizado em uma campanha de ensaios em vôo".

Mesmo que ainda na fase inicial do projeto o produto ainda não exista, as técnicas de identificação de sistemas já possuem aplicação destacada. Hamel [1] e Tischler [5] descrevem muito bem esse relacionamento para o desenvolvimento de aeronaves, que sumariamente pode ser visto na Figura 1.1.



Figura 1.1 – Uso de identificação de sistemas no ciclo de desenvolvimento de um projeto aeronáutico [5].

Na figura acima se observa que há um ciclo virtuoso em que a experiência adquirida nos projetos anteriores, onde houve a oportunidade de confrontar os modelos propostos com o comportamento real da aeronave, permite que os métodos sejam refinados e melhorados para projetos futuros. O emprego das técnicas de identificação de sistemas antes que exista um protótipo a ser testado, apesar de parecer um contra-senso, é fundamental no desenvolvimento dos sistemas que compõem a aeronave. Destaca-se, por exemplo, sua utilização em ensaios de túnel de vento, ensaios estruturais, ensaios de sistemas hidráulicos, ensaios de sistemas elétricos, ensaios de trem de pouso ou mesmo ensaios de componentes.

A fase seguinte do desenvolvimento de uma aeronave é quando finalmente existe um protótipo para testes com o propósito de comprovar e verificar suas características reais de operação. Nesse ponto passa-se do avião "como ele deveria ser" para o avião "como ele realmente é", com todos seus sistemas integrados. Uma série de ensaios em solo e em vôo é executada e, nesse momento, deseja-se demonstrar que a aeronave cumpre os critérios de projeto e os requisitos dos órgãos certificadores. Dessa forma a aeronave pode ser entregue pronta para a operação pelos compradores.

Mais uma vez todos os sistemas do avião são testados, agora em seu ambiente e configuração definitivos. Considerando toda matriz de ensaios a ser cumprida, provavelmente aqueles que possam causar mais surpresas e dificuldades são os que são influenciados pelo comportamento aerodinâmico da aeronave. Fenômenos extremamente não-lineares, aerodinâmica não-estacionária, comportamentos elásticos do avião e mesmo problemas de precisão nas medidas anemométricas são algumas das dificuldades encontradas para se obter um modelo representativo com a precisão requerida. Uma grande parcela desses ensaios pertence à área de mecânica do vôo, que trata das características de desempenho e da dinâmica da aeronave por intermédio das equações de movimento. As técnicas de identificação de sistemas possuem um longo histórico de desenvolvimento e aplicação nessa área.

1.3 Aplicação em Mecânica do Vôo

Antes de uma breve descrição sobre a identificação de sistemas aplicada à mecânica do vôo, convém que se faça uma distinção entre "identificação de sistemas" e "identificação de parâmetros". No primeiro supõe-se que ainda está por definir qual estrutura matemática é conveniente para o modelo, levando-se em conta questões como: complexidade, precisão e tempo de processamento. Considerações a respeito de arquitetura, ordem do modelo e dos estados necessários são próprios de identificação de sistemas. Na fase seguinte busca-se, com base em experimentos, reduzir as incertezas das considerações iniciais e as incógnitas do modelo precisam ser determinadas. Essa nova etapa denomina-se "identificação de parâmetros". Nelles [2] deixa bem clara essa distinção na figura abaixo onde evidencia a transição gradativa entre a "experiência" e o "experimento", e situa a identificação paramétrica dentro do processo:



Figura 1.2 – Ciclo de identificação de sistemas.

Voltando à questão da mecânica de vôo, os modelos matemáticos já possuem uma formatação clássica que já era adotada em 1911 por Bryan [3], quando eram investigados problemas de estabilidade em aviação. A base da formulação tem origem na mecânica clássica Newtoniana e faz uso do equilíbrio de forças e de momentos para a obtenção do conjunto de equações. As forças típicas que atuam em um avião podem ser classificadas como: i) aerodinâmicas; ii) gravitacional; iii) inerciais; e vi) propulsivas. Dentre essas, as forças aerodinâmicas seguramente são as mais complexas de serem determinadas e extraídas de dados de ensaio. Referindo-se novamente à Figura 1.2, fica claro que o problema de identificação de sistemas aplicado à mecânica de vôo possui características fortes de um problema de identificação de parâmetros, cujas variáveis caracterizam o comportamento aerodinâmico do avião. Os coeficientes aerodinâmicos de interesse normalmente são de uma força ou momento aerodinâmico com respeito a alguma variável de interesse.

Nas fases de estudo preliminar e anteprojeto, as estimativas inicias desses coeficientes são obtidas a partir de experiências anteriores, similaridades com outras aeronaves e também por métodos analíticos e numéricos. São valores rudimentares que podem ser refinados em um

passo seguinte por ferramentas computacionais de mecânica dos fluidos, mais conhecidas por CFD. Já com uma configuração mais definida, uma nova estimativa dos coeficientes aerodinâmicos é extraída dos resultados de ensaios realizados em túnel de vento. Há algumas dificuldades inerentes aos ensaios de túnel de vento que degradam o resultado, por exemplo: i) escala e imprecisão do modelo; ii) número de Reynolds; iii) obtenção das derivadas dinâmicas; iv) representatividade aeroelástica; v) interferências das paredes e suportes do túnel; e vi) erros de medidas. No entanto um grau de precisão razoável pode ser obtido, conforme se observa na Tabela 1.1, que compara estimativas de derivadas obtidas em túnel de vento com estimativas extraídas de dados de ensaio em vôo. Trata-se de um trabalho desenvolvido por Kirsten, Nagy e Hoey [4], baseado em mais de mil pontos de ensaio e com método de cálculo bastante conservativo.

Derivada	Desvio	Derivada	Desvio	Derivada	Desvio
Aerodinâmica	Padrão (%)	Aerodinâmica	Padrão (%)	Aerodinâmica	Padrão (%)
$C_{N\alpha}$	3	$C_{n\delta r}$	15	$C_{l\delta r}$	21
$C_{m\alpha}$	18	$C_{n\delta a}$	19	C _{lp}	22
$C_{m\delta e}$	16	C _{nr}	11	$C_{y\beta}$	13
C_{mq}	40	C _{np}	34	$C_{y\delta r}$	26
$C_{n\beta}$	17	$C_{l\delta a}$	20	$C_{y\delta a}$	20

Tabela 1.1 – Incerteza das derivadas obtidas em túnel de vento quando comparadas com resultados de ensaios em vôo.

Além do erro inerente apresentado na Tabela 1.1, provavelmente a maior fonte de discrepâncias entre os resultados obtidos em túnel de vento, quando comparados com dados de ensaios em vôo, seja a configuração aerodinâmica. Os ensaios em túnel são realizados em uma fase de detalhamento do projeto. Ao longo do tempo uma série de modificações serão efetuadas no avião de forma que a configuração final dificilmente será igual àquela prevista inicialmente.

Todas essas incertezas apresentadas necessitam ser reduzidas, e uma visão clara do que realmente é a aeronave somente poderá ser obtida após construção de um protótipo e a execução de uma campanha de ensaios em vôo.

Um protótipo representa como o avião será quando da sua entrada em serviço. Seu propósito é servir de meio para a obtenção de todas as informações necessárias para a sua compreensão e entendimento e servir de plataforma para simulações e alterações na concepção original do projeto. A extração de dados a partir de ensaios não é assunto recente. Entretanto se mantém sempre atual pelo seu grau de complexidade, pelo custo extremamente elevado da hora de vôo de um protótipo de ensaios e pela necessidade constante de se aumentar a eficiência das campanhas de ensaio, seja por motivos econômicos seja por motivos mercadológicos.

Alguns núcleos de estudo se destacaram nas contribuições sobre o assunto. Por parte da NASA, Iliff e Maine publicaram uma série de trabalhos a respeito, sendo dois deles na forma de AGARD que descrevem em forma de manual a aplicação de identificação de sistemas à aeronaves. O primeiro trabalho [6] destacou a fundamentação matemática com descrições dos métodos de otimização, princípios probabilísticos, propriedades dos estimadores, métodos de estimação de estados e de parâmetros e finalmente uma discussão sobre a precisão dos resultados. O trabalho seguinte [7] recebeu um cunho bastante prático. Os autores subdividiram o problema e incluíram a formulação das equações de movimento e de observação, manobras típicas de ensaio em vôo, questões a respeito de instrumentação e de sistema de aquisição de dados. O foco foi na abordagem por "Erro na Saída", ou *Output Error*, e foram utilizados dados de ensaio em vôo para ilustrar toda a metodologia. Os autores ainda publicaram uma série de trabalhos na forma de relatórios da NASA, em geral fazendo uso da combinação de modelos "Erro na Saída", estimadores de "Máxima Verossimilhança" e métodos de otimização de Gauss-Newton [8] [9] [10] [11].

Ainda na NASA, mais três autores destacaram-se com publicações referentes à identificação de parâmetros aplicada à aeronáutica, porém com outras abordagens matemáticas. Utilizou-se o domínio da freqüência através da aplicação da transformada de Fourier dos sinais medidos. Klein [12] estendeu a formulação dos métodos de "Erro na Saída" e "Erro de Equação", inclusive com o uso das técnicas de "Máxima Verossimilhança", para o domínio da freqüência. Também estendeu o método para o caso em que os dados observados estavam na forma de funções resposta em freqüência (FRF), propondo um novo funcional de custo. Essa proposta foi bastante aperfeiçoada por Tischler [13], de forma que a FRF extraída de dados de

ensaio fosse comparada com uma função paramétrica, da mesma natureza, gerada pelo modelo teórico. O funcional de custo foi constituído pelo erro gerado em cada freqüência ponderado pela respectiva coerência. Foram obtidos bons resultados em análises de aeronaves do tipo asas rotativas, onde os sinais caracterizam-se por possuir uma relação sinal/ruído menor que o usual. Morelli também realizou alguns trabalhos de identificação no domínio da freqüência [14], inclusive utilizando o método de Levenberg-Marquardt para minimização da função de custo. Também estudou com Klein [15] o problema da precisão dos dados estimados, propondo correções aos valores das incertezas tradicionalmente fornecidos pelo *Cramér-Rao lower bound* (CRLB).

Outra vertente com contribuição bastante forte na área partiu dos pesquisadores do DLR, na Alemanha, destacando-se Jategaonkar e Plaetschke. Em seus trabalhos explorou-se bastante a flexibilização da solução dos modelos não-lineares sob influência de erros de processo e de medida [16] [17]. O recurso utilizado foi a integração numérica das equações de estado perturbadas e o cálculo da matriz de ganho perturbado para cada parâmetro desconhecido. Por ser uma formulação mais realista do ambiente encontrado durante um ensaio em vôo, o método permite maior aproveitamento e precisão nos resultados, mesmo em condições de turbulência. O problema de identificação foi estruturado e subdividido em quatro atividades com características distintas: i) manobras; ii) modelos; iii) medidas; e iv) métodos. A essa subdivisão foi denominou-se Quad-M, e certamente constitui uma forma bastante elucidativa de lidar com o problema. A denominação Quad-M provém das iniciais em inglês: *method, maneuver; model*; e *measurements*. Convenientemente a tradução para o português pode ser realizada sem que se perca o sentido original do nome. Seu fluxograma pode ser verificado na Figura 1.3.



Figura 1.3 – Filosofia Quad-M adotada pelo DLR.

O instituto possui ainda uma forte atuação junto à indústria aeronáutica com um histórico de trabalhos realizados em aeronaves civis e militares [18] [19] [20]. Alguns deles referem-se à elaboração de modelos matemáticos a partir de dados de ensaio em vôo para "simuladores de vôo nível-D". Os simuladores dessa natureza são do tipo "base móvel" e bastante complexos para cumprir o requisito de representar a aeronave real no treinamento de pilotos para a aviação comercial. O confronto dos dados gerados pelo simulador com os dados de ensaio em vôo exige uma tolerância muito baixa na diferença entre os resultados. Esse critério precisa ser garantido simultaneamente para um grande conjunto de manobras, que deve cobrir todo o envelope de operação da aeronave.

Outras pesquisas foram realizadas na Universidade de Delft e no NLR, na Holanda, com uma contribuição muito relevante em uma técnica que se convencionou chamar "reconstrução de trajetória". O termo "reconstrução de trajetória" possui o mesmo significado que o termo em inglês *flight path reconstruction*, normalmente utilizado no âmbito da Universidade de Delft, e que o termo *compatibility check* empregado pelos pesquisadores da NASA. Convém ressaltar que, apesar da nomenclatura, ele não se limita apenas a determinar a trajetória da aeronave, mas também todos os outros estados que são de interesse. Seu desenvolvimento partiu da idéia de dividir o problema de identificação em dois, que recebeu a denominação de "método dos dois passos" – *two step method* (TSM), ou ainda, *estimation before modeling*

(EBM). Inicialmente seria realizada a identificação ou reconstrução dos estados para, em um passo seguinte, efetuar a identificação de parâmetros propriamente dita. A reconstrução da trajetória é realizada compatibilizando as equações cinemáticas da aeronave com o vetor de parâmetros e os dados lidos dos sensores nos ensaios. O termo surgiu inicialmente em uma publicação de Jonkers [21], utilizando filtragem estocástica e uma análise de erros na instrumentação. A idéia também foi explorada por Klein [22], mas com a denominação de "verificação de compatibilidade.

Um outro grupo de pesquisa na área de identificação de sistemas aplicado a aeronaves formou-se recentemente no Instituto Tecnológico de Aeronáutica – ITA, em São José dos Campos, em parceria com a Empresa Brasileira de Aeronáutica – EMBRAER [44]. Os trabalhos foram motivados pela necessidade da indústria aeronáutica desenvolver aeronaves com nível de complexidade crescente no país. Apesar de tratar-se de uma iniciativa recente, alguns progressos já podem ser contabilizados na área de verificação de compatibilidade [86] a [104]. O autor faz parte dessa iniciativa e muitas das conclusões obtidas pelo grupo foram aplicadas nesta Tese.

A importância de obter-se um modelo representativo e fiel de uma aeronave cresceu significativamente nas últimas décadas. Uma das motivações foi uma alteração profunda na concepção dos sistemas de comando de vôo, que deixaram de utilizar a ligação mecânico-hidráulica entre os comandos do piloto e as superfícies de comando, e passaram para a concepção eletro-hidráulica. Essa arquitetura de comandos de vôo é conhecida por *fly-by-wire* (FBW), em uma referência à substituição dos cabos de aço pelos cabos elétricos, que transmitem a informação dos comandos do piloto para as superfícies de controle da aeronave. Essa nova filosofía permite que os comandos possam ser pré-processados antes que haja atuação nas superfícies de controle. Abriu-se a oportunidade de introduzir leis de controle em malha aberta ou malha fechada mais eficientes para obter melhorias na qualidade de vôo sentida pelos pilotos, no desempenho da aeronave ou mesmo para que alguns requisitos de certificação fossem cumpridos. O desenvolvimento, projeto e análise das leis de controle requerem que o modelo da planta seja suficientemente representativo e cubra todo o envelope de vôo. Dessa forma a transição entre o projeto e os testes em vôo pode ser realizada com segurança e com maior garantia de sucesso.

Uma outra motivação tem sido o emprego crescente dos simuladores no processo de desenvolvimento e certificação das aeronaves. Os simuladores deixaram de ser uma ferramenta desejável e hoje são indispensáveis em uma campanha de ensaios. Seu grau de sofisticação atingiu um ponto em que as simulações de falhas, que não possuem condições de segurança para execução em um protótipo, são classificadas após análise das conseqüências e das conclusões dos "vôos" realizados em simulador.

Tal grau de exatidão e representatividade nos modelos matemáticos trouxe um grande encargo para as campanhas de ensaios em vôo. O levantamento das características da aeronave nas configurações necessárias e em todo o envelope de operação fez com que a quantidade de horas de ensaio crescesse substancialmente. Esse fato ocorreu justamente em oposição aos requisitos atuais de redução dos prazos e dos custos das campanhas. Uma das mitigações foi buscar-se maior eficiência no aproveitamento e na extração dos dados de vôo. A análise em tempo real permite que haja uma validação das manobras antes que a aeronave retorne do ensaio. Esse procedimento possibilita que haja maior aproveitamento dos testes e reduza-se consideravelmente a necessidade de repetições. Laban [23] e Mulder exploraram essa metodologia aplicando filtragem estocástica, pois os métodos recursivos possuem características próprias para processamentos em tempo real. A divisão do problema de identificação seguindo a filosofia do "método dos dois passos" facilitou a solução do problema em tempo real, pois permitiu que o processamento dos dados fosse executado em paralelo. Mulder et al. [24] fizeram uma revisão dos métodos de reconstrução de trajetória e apresentaram algumas novas abordagens para o problema. O trabalho mostrou preferência pelos métodos de "Máxima Verossimilhança" e não apresentou avanços nos trabalhos de Laban com filtragem estocástica. O próprio Laban concluiu em sua dissertação de doutoramento que uma das dificuldades de cunho prático encontradas em seu trabalho foi a especificação das propriedades estatísticas dos ruídos de processo necessários para seus algoritmos. A aplicação de métodos de filtragem adaptativa caberia perfeitamente nos algoritmos de reconstrução de trajetória, principalmente para lidar com as características variáveis da atmosfera encontradas durante o vôo. Seu uso em tempo real exige que os métodos adaptativos não possuam uma carga computacional proibitiva, sem, entretanto, relaxar os requisitos de precisão nos resultados. Adicionalmente espera-se que o processo de ajuste do filtro - tuning - seja abreviado e que se obtenha mais robustez no comportamento do filtro.

1.4 Descrição da Tese

O propósito da tese é desenvolver uma metodologia de reconstrução de trajetória de aeronaves usando filtragem estocástica adaptativa. Os procedimentos devem ser adequados para o acompanhamento de ensaio em tempo real. Não será abordada a identificação de derivadas aerodinâmicas de estabilidade e de controle, mas tão somente a identificação dos estados de interesse. Um subproduto dessa metodologia é a calibração dos sensores das medidas das saídas, principalmente os relativos aos dados do ar, que são de extremo interesse para ensaios em vôo.

Os problemas de identificação possuem uma característica peculiar que certamente foi um dos motivos da abordagem Quad-M, proposta pelo DLR. Todos os "emes" requerem igual atenção e são essenciais para a solução do problema. Pequenas alterações em cada uma das quatro áreas de interesse podem produzir resultados notadamente diferentes. Essa peculiaridade faz com que uma solução adotada em uma formulação possa não ser aplicável a outra. Isso motivou a estruturação desse trabalho, seguindo o pragmatismo do DLR, ou seja, em capítulos divididos tal qual a proposta Quad-M.

O Capítulo 02 trata da definição dos modelos matemáticos. É o capítulo inicial porque o que é tratado nos capítulos seguintes possui laços estreitos com a estrutura matemática escolhida para representar a dinâmica da aeronave. Nele será visto que o problema de reconstrução de trajetória requer que sejam utilizadas equações cinemáticas, dispensando informações a respeito das forças propulsivas ou aerodinâmicas que atuam no avião. Esse equacionamento é feito na forma de espaço de estados e acompanham as respectivas equações de saída. O sistema dinâmico precisa ser excitado, e os dados obtidos necessitam conter as informações necessárias para a identificação. Apesar da obviedade de que somente se pode identificar o que está contido nos dados, há algumas dificuldades de ordem prática para aplicação desse conceito em ensaios em vôo. A determinação das excitações apropriadas será discutida no Capítulo 03. O Capítulo 04 certamente contém a parte mais inovadora do trabalho. Provavelmente aqueles que já possuam familiaridade com os métodos de reconstrução de trajetória prefiram iniciar a leitura por esse ponto. O método da filtragem estocástica foi escolhido por que a reconstrução da trajetória nada mais é do que uma identificação de estados. Usou-se filtro de Kalman estendido, pois o modelo dinâmico é não-linear e o algoritmo recursivo é bastante conveniente para o uso em tempo real. Uma nova abordagem de filtragem adaptativa foi proposta para dar mais robustez e eficiência ao filtro, sem deixar de levar em conta a carga computacional. O método é original e é baseado no trabalho de Myers e Tapley [25], que corrige as propriedades estatísticas dos ruídos com variação no tempo segundo a técnica do ajuste de covariâncias. No entanto a consistência estatística é buscada na forma de filtragem estocástica, e não através de médias das estimativas, como Myers propôs. No Capítulo 05 é discutida a instrumentação requerida para fornecer as informações necessárias aos algoritmos de identificação e a especificação do experimento. A qualidade das medidas possui relação direta com a precisão dos parâmetros identificados, fazendo com que sua escolha precise ser criteriosa. Naturalmente há um compromisso com o que existe disponível comercialmente. Por fim, o Capítulo 06 apresenta os resultados da formulação proposta quando utilizados dados de simulador e dados reais de vôo e finaliza com as conclusões e considerações finais do trabalho.

Resumindo, as principais contribuições dessa Tese são: 1) proposta de um modelo dinâmico e de medidas completos, com 25 estados e sete medidas, para o problema de verificação de compatibilidade de dados, cujas aproximações restringem-se ao formato da Terra e ao referencial considerado; 2) uso de dados simulados e de dados reais de ensaios em vôo para a validação do método, com manobras específicas para o problema de verificação de dados de ensaio, destacando-se individualmente a importância dos trechos das manobras; 3) solução do problema de verificação de compatibilidade de dados de ensaio com filtragem estocástica adaptativa; 4) proposta de uma nova abordagem de filtragem adaptativa para uso em tempo real do tipo ajuste de covariância, em que as consistências estatísticas das estimativas dos ruídos são obtidas por filtros de Kalman executados em paralelo; 5) obtenção simultânea da calibração dos dados do ar – sensores de pressão estática e de ângulos de ataque e de derrapagem, em tempo real e com menos requisitos e restrições para as manobras e para a instrumentação que os praticados na indústria aeronáutica atualmente.

2. Modelagem Matemática e Formulação

2.1 Introdução

Identificação de sistemas é notoriamente uma área multidisciplinar. Sumariamente compreende a modelagem matemática, a especificação e execução de um experimento e um ajuste de parâmetros com ferramentas de otimização. A aplicação em ensaios em vôo exige um alto grau de sofisticação das ferramentas. Provavelmente essas características são as que mais fascinam os que trabalham nessa área, a ponto de reconhecidamente exigir um misto de ciência e de arte.

A extração de informações a partir de dados de ensaios em vôo requer que todos os procedimentos sejam seguidos criteriosamente. O processo é bastante complexo e alguma aproximação ou suposição que não seja válida, um método que não seja conveniente ou mesmo erros de implementação podem degradar muito os resultados. Na maioria das vezes não é possível concluir com facilidade o que precisa ser corrigido, obrigando que todas as considerações sejam revistas em um trabalho provavelmente mais árduo que a própria implementação.

Um dos cuidados iniciais e indispensáveis é garantir que a base de dados de ensaio seja consistente com o modelo matemático proposto. A instrumentação utilizada em um avião de ensaio é bastante complexa. Inúmeras grandezas são medidas por equipamentos distintos. Não é difícil nem improvável que algum transdutor contenha problemas de calibração, de instalação ou mesmo de funcionamento. Há ainda a questão das medidas dos dados do ar, que requerem uma calibração em vôo além da realizada em laboratório. As inconsistências podem ficar ocultas e imperceptíveis na massa de dados, acarretando em erros no final do processo que podem passar despercebidos. Uma ferramenta para verificação da base de dados, antes que ela seja empregada para alguma análise não só é essencial como também obrigatória.

2.2 O Método dos Dois Passos e a Verificação de Compatibilidade

Um dos métodos mais consagrados e utilizados em problemas de identificação de parâmetros recebeu o nome de "método dos dois passos". Ele consiste basicamente em subdividir o

problema de identificação em dois: i) inicialmente, a estimação de estados/parâmetros; e ii) na seqüência, a identificação de parâmetros propriamente dita. Dadas as características de cada etapa, o método também recebeu a denominação de "estimar antes de modelar". O primeiro passo recebeu o nome de "reconstrução de trajetória", por Jonkers [21] em 1976, e de "verificação de compatibilidade", por Klein [22] em 1977. Não faltam relatos de sucesso na aplicação, por exemplo os trabalhos de Breeman e Sinons [26] e Mulder et al. [27]. Mais recentemente, Mulder [24] fez uma revisão dos métodos e apresentou algumas novas abordagens para a metodologia. Rios Neto e Curvo [83] propuseram uma abordagem estocástica recursiva, estimando estados e parâmetros em filtros distintos para a redução da carga computacional.

O principio da compatibilidade de dados é considerar todas as informações disponíveis a respeito do sistema analisado, e utilizá-las dentro de algum critério de validação. Essas informações vêm na forma de dados medidos e de modelos matemáticos.

A técnica consiste em verificar a integridade e a consistência de conjuntos diferentes de medidas de ensaios em vôo relacionando-os matematicamente. Durante esse processo realizase e estimação dos estados de interesse e dos parâmetros de calibração que compatibilizam as medidas entre si através dos modelos dinâmico e de medidas. Para as variáveis relacionadas ao fluxo de ar, como a velocidade aerodinâmica e os ângulos de ataque e de derrapagem, esses parâmetros representam a própria calibração anemométrica. Os estados estimados constituem uma nova base de dados, corrigida, que deve ser utilizada nos problemas de identificação subseqüentes, por exemplo, na identificação de derivadas de estabilidade e de controle. O termo "verificação de compatibilidade" pode induzir à crença de que o método se limita a emitir um parecer sobre a consistência dos dados medidos. Isso também ocorre, mas somente após uma análise qualitativa e criteriosa de todos os resultados gerados pelo método. O vínculo entre os conjuntos de medidas e os modelos matemáticos pode ser observado graficamente na Figura 2.1.



Figura 2.1 – Diagrama esquemático de um problema de verificação de compatibilidade de dados típico.

Os sinais adquiridos surgem de um conjunto de transdutores utilizados em uma aeronave de ensaios. Em geral são medidas de: i) atitude; ii) forças específicas; iii) rotações angulares; iv) posição e velocidade inercial; v) velocidade em relação à massa de ar; vi) ângulos de incidência aerodinâmica; vii) pressões estática e total; viii) temperatura externa; e ix) altitude.

A maioria dessas grandezas são consideradas estados da aeronave. Cabe lembrar que "estado" possui muitas definições, dentre elas uma muito particular de Lewis e Stevens [28]: "é uma indicação da energia armazenada no sistema – cinética e potencial para aeronaves – e de sua distribuição". Essas grandezas, conforme relacionadas acima, podem ser denominadas "grandezas básicas" para ensaios em vôo, pois são requisitadas em um grande número de análises para determinação das características de desempenho e de qualidade de vôo do avião. Nota-se, portanto, que é necessário um elevado grau de confiança em seus valores, uma vez que muitas conclusões são extraídas de seus comportamentos.

Os modelos matemáticos utilizados para a análise de compatibilidade de dados, normalmente na forma de espaço de estados, originam-se das equações cinemáticas da aeronave. Essas

equações consistem de um conjunto de equações diferenciais de primeira ordem ordinárias nas quais, no lugar de entradas forçantes variáveis que possuem sentido físico, aplicam-se outras grandezas como forças específicas e velocidades angulares na forma de entradas. Um aspecto muito importante é que, usando forças específicas e razões angulares como entradas, não é necessário que as forças e os momentos aerodinâmicos e propulsivos sejam incluídos no modelo. A formulação não carrega a incerteza da determinação dessas grandezas – bastante complexas de serem extraídas de dados de ensaio em vôo com um bom grau de confiabilidade.

A combinação das informações existentes nas medidas e no modelo dinâmico é o que fornece consistência no método de compatibilidade de dados. O produto final deve ser uma nova base de dados sobre a qual todas as análises subseqüentes, sejam de desempenho, de qualidade de vôo ou para quaisquer outros propósitos, devem ser baseadas. Uma característica importante, e que necessita ser explorada na formulação matemática, é a da redundância analítica. Chow e Willsky [29] citam essa propriedade como a base para a geração de resíduo nos métodos de identificação e detecção de falhas, problema muito similar ao problema de identificação de estados. A redundância analítica assume duas formas: direta e temporal. Enquanto a primeira refere-se às medidas que podem ser relacionadas entre si instantaneamente, a segunda requer um modelo que as relacione ao longo do tempo. A estrutura do experimento e da modelagem é fundamental na construção das redundâncias. Conclui-se que quanto maior o grau de redundância entre medidas/modelos, mais robusto será o algoritmo de verificação de compatibilidade.

Além da necessidade de validar os dados extraídos de um ensaio em vôo, o método de compatibilidade de dados pode fornecer outros subprodutos – não menos importantes – para uma campanha de ensaios em vôo. Dentre outros, destacam-se:

- calibração de dados referentes ao fluxo de ar;
- verificação de problemas na instalação de sensores;
- verificação de problemas de calibração de sensores;
- recuperação de grandezas medidas cujos sensores apresentaram falhas;
- estimação de variáveis em que há impossibilidade de medição;
- reconstrução de trajetória de aeronaves acidentadas; e
- utilização em métodos de detecção e identificação de falhas.
Face ao exposto acima, verifica-se que há a necessidade de uma formulação matemática na qual estejam bem caracterizados: i) os estados de interesse, na forma de espaço de estados; ii) os sensores disponíveis na aeronave; e iii) o relacionamento matemático entre as saídas, as entradas e os estados. A modelagem é, portanto, a base sobre a qual se constrói toda a formulação da análise da compatibilidade de dados.

2.3 Modelo Cinemático da Aeronave

A formulação das equações que descrevem a cinemática de aeronaves é objeto de inúmeros textos específicos de mecânica do vôo, e algumas referências podem ser citadas [28] [30] para consulta a esse respeito. Não é o propósito deste Capítulo deduzi-las, mas sim apresentar aquelas relações que são relevantes para o propósito do trabalho. Entretanto, para fins de clareza, alguns conceitos e definições precisam ser explicitados.

Para fins de modelagem a aeronave será considerada como um corpo rígido, o que é uma aproximação bastante razoável. Cabe lembrar que para a compatibilidade de dados não há o interesse de se determinar as forças aerodinâmicas e propulsivas, cujos efeitos elásticos da aeronave podem exercer influências significativas. Normalmente as manobras utilizadas em ensaios em vôo são de curta duração, o que permite que a Terra seja considerada plana desprezando-se o efeito da curvatura nas equações de movimento.

Sistemas de Coordenadas

Alguns sistemas de coordenadas precisam ser definidos para a derivação das equações de movimento. Inicialmente requer-se um sistema de coordenadas inercial que sirva de referência (Maia [31] discute a dificuldade de se estabelecer um referencial inercial tal qual a primeira lei de Newton requer. Mesmo as estrelas ditas "fixas" já são uma aproximação. Ele vai além e classifica a lei da inércia como não sendo facilmente plausível ao senso comum por esse motivo.) O sistema necessita ser não rotacional e estático, ou com velocidade constante, com relação às estrelas "fixas". Um sistema com origem no Sol e com orientação constante em relação às estrelas "fixas" seria uma boa aproximação. Entretanto prefere-se o centro da Terra pela conveniência de visualização de trajetórias em detrimento da precisão. Define-se,

portanto, um sistema de eixos ortogonais, com centro na Terra e orientação constante em relação às estrelas "fixas" (ICT – inercial centrado na Terra).

Um segundo sistema de coordenadas ortogonais fixo no corpo da aeronave (NCA – nãoinercial centrado na aeronave) também é necessário. Sua origem é no centro de gravidade e a orientação pode ser adotada de acordo com a conveniência. Uma notação comum alinha o eixo "x" em uma linha de referência geometricamente pré-estipulada e para frente da aeronave; o eixo "y" com sentido positivo alinhado com a asa direita; e o eixo "z" com sentido positivo apontando para baixo.

Um terceiro e último sistema de coordenadas com eixos ortogonais se situa na superficie da Terra (NLB – não inercial local e nivelado). A origem desse sistema move-se com a aeronave e localiza-se na projeção vertical do seu centro de gravidade na superfície da Terra. Seu plano "x-y" é tangente à superfície; o eixo "x" possui sentido positivo apontando para o Norte verdadeiro; o eixo "y" sentido positivo direcionado para o Leste; e o eixo "z" sentido positivo para baixo da superfície terrestre.

Nesse ponto cabe uma ressalva a respeito do formato levemente elíptico da Terra. Como a origem do sistema de coordenadas inercial é no centro da elipse, o vetor de projeção do GC da aeronave na superfície da Terra, que define a origem do sistema de coordenadas da superfície, não possui a mesma direção do vetor de atração gravitacional terrestre. A hipótese de Terra plana, já assumida, desconsidera esse detalhe.

A Figura 2.2 representa graficamente os três eixos de interesse, onde está omitida a natureza levemente elíptica da Terra (uma descrição dos modelos utilizados para a representação do campo gravitacional e da aproximação elipsoidal da superfície da Terra pode ser obtida no *World Geodetic System – WGS84*).



Figura 2.2 – Sistemas de coordenadas para análise cinemática.

Definições e Convenções

Algumas grandezas utilizadas nas equações cinemáticas necessitam clareza na definição. Apesar de algumas predominâncias, não há consenso na literatura a esse respeito. Uma forma conveniente de representar as equações de movimento é utilizar o eixo do corpo, como pode ser verificado na Figura 2.3.



Figura 2.3 – Definições e convenções de variáveis.

Inicialmente observam-se os ângulos de atitude " θ ", " ϕ " e " ψ ", que também são denominados ângulos de Euler. Eles se referem à rotação requerida para transformar o sistema de coordenadas da superfície da Terra no sistema de coordenadas fixo no avião, em qualquer instante de tempo particular. Tratam-se dos ângulos de atitude longitudinal, lateral e de azimute. A transformação requer que as rotações sejam realizadas em uma ordem específica. Inicialmente rotaciona-se o eixo da superfície de um ângulo " ψ " em torno do eixo "z". Em seguida rotaciona-se o sistema resultante de um ângulo " θ " em relação ao eixo "y", e por fim rotaciona-se o sistema resultante de um ângulo " ϕ " em relação ao eixo "x". Como resultado, obtém-se a seguinte matriz de transformação entre vetores definidos no sistema de eixos da aeronave para o sistema de eixos da Terra:

$$\boldsymbol{L}_{EB} = \begin{bmatrix} \cos\theta\cos\psi \ sen\phi sen\phi sen\theta\cos\psi - \cos\phi sen\psi \ \cos\phi sen\theta\cos\psi + sen\phi sen\psi \\ \cos\theta sen\psi \ sen\phi sen\phi sen\psi + \cos\phi\cos\psi \ \cos\phi sen\theta sen\psi - sen\phi\cos\psi \\ -sen\theta \ sen\phi\cos\theta \ \cos\phi\cos\theta \end{bmatrix}$$
(2.1)

As projeções do vetor de velocidade angular " ω ", calculado em relação ao sistema de coordenadas inercial, nos eixos do sistema de coordenadas fixo na aeronave recebem as denominações de "p", "q" e "r", que possuem valores positivos seguindo a regra da mão direita.

A magnitude do vetor da velocidade relativa da massa de ar em relação à aeronave é denotada por "V". Para análises de estabilidade e controle essa velocidade tem mais relevância que a própria velocidade da aeronave em relação ao sistema inercial da Terra. As projeções do respectivo vetor no sistema de coordenadas do corpo são definidas por " u_a ", " v_a " e " w_a ". Uma outra forma conveniente de representar a velocidade da aeronave em relação à massa de ar é na forma polar por meio do ângulo de ataque " α " e do ângulo de derrapagem " β ". As formulas abaixo relacionam essas variáveis:

$$V = \sqrt{u_a^2 + v_a^2 + w_a^2}$$

$$\alpha = tg^{-1} \left(\frac{w_a}{u_a}\right)$$

$$\beta = sen^{-1} \left(\frac{v_a}{\sqrt{u_a^2 + v_a^2 + w_a^2}}\right)$$
(2.2)

cujas definições podem ser bem visualizadas graficamente na Figura 2.4. Cabe a observação de que as medidas de ângulo de derrapagem, normalmente obtidas em ensaio em vôo, não são equivalentes à definição anterior, mas sim à seguinte relação:

$$\beta_f = tg^{-1} \left(\frac{v_a}{u_a} \right) \tag{2.3}$$

que se relacionam por:

$$tg(\beta) = tg(\beta_f) \cdot \cos(\alpha)$$
(2.4)



Figura 2.4 – Definições dos ângulos de incidência aerodinâmica.

Equações Dinâmicas e Cinemáticas do Avião

As equações necessárias para caracterizar a dinâmica de uma aeronave compõem-se de três grupos de equações diferencias de primeira ordem na forma de espaço de estados. A Lei de Newton é aplicada no sistema de referência situado no corpo da aeronave, que gira em relação ao sistema inercial com velocidade angular " ω ". O primeiro conjunto corresponde ao equilíbrio de forças nos eixos do corpo, conforme se segue:

$$X = m(\dot{u} + qw - rv) + mg \operatorname{sen} \theta$$

$$Y = m(\dot{v} + ru - pw) - mg \cos\theta \operatorname{sen} \phi$$

$$Z = m(\dot{w} + pv - qu) - mg \cos\theta \cos\phi$$
(2.5)

onde "*m*" é a massa do avião; "*g*" é aceleração local da gravidade; e "*X*", "*Y*" e "*Z*" representam as projeções do somatório das forças externas, aerodinâmica e propulsiva, nos eixos do corpo. As velocidades "*u*", "*v*" e "*w*" diferem das velocidades definidas em (2.4), pois não se tratam de velocidades aerodinâmicas e sim das projeções da velocidade inercial do avião. Ou seja, a soma vetorial da velocidade aerodinâmica com a velocidade da massa de ar em que a aeronave se situa.

O segundo grupo refere-se à dinâmica rotacional da aeronave, também em relação ao eixo do corpo. Os momentos de inércia da aeronave não costumam ser medidos, mas estimados por modelos computacionais, carregando alguma incerteza em seus valores. É bastante razoável considerar que a aeronave possua um plano de simetria coincidente com o plano definido por

"*x-z*". Dessa forma os produtos de inércia distintos de " I_{xz} " e " I_{zx} " foram assumidos nulos. A forma final das equações é dada por:

$$L = I_{xx}\dot{p} - (I_y - I_z)qr - I_{xz}(\dot{r} + pq)$$

$$M = I_{yy}\dot{q} - (I_z - I_x)rp - I_{zx}(r^2 - p^2)$$

$$N = I_{zz}\dot{r} - (I_x - I_y)pq - I_{zx}(\dot{p} - qr)$$
(2.6)

onde " I_{xx} ", " I_{yy} " " I_{zz} " são os momentos de inércia principais e "L", "M" e "N" representam as projeções do somatório dos momentos externos, aerodinâmico e propulsivo, nos eixos do corpo. O uso do sistema de coordenadas fixo ao corpo, em detrimento ao alinhado com o vento relativo, é conveniente pois os termos da matriz de inércia permanecem constantes enquanto a distribuição de massa não varia.

A equação 2.6 poderia conter um termo adicional referente o efeito giroscópico da rotação proveniente de motores a hélices ou a jato. Também poderia ser considerado o efeito da variação da massa e das inércias ao longo do tempo devido ao consumo de combustível. No entanto essa modelagem não foi incluída nas equações.

O terceiro conjunto de equações refere-se à cinemática da orientação da aeronave em relação ao sistema de coordenadas da superfície da Terra. Essas equações definem o relacionamento entre os ângulos de Euler e as projeções no eixo do corpo do vetor de rotação da aeronave " ω " em relação ao sistema inercial. As seguintes equações relacionam essas grandezas:

$$\dot{\phi} = p + q sen \phi \tan \theta + r \cos \phi \tan \theta$$

$$\dot{\theta} = q \cos \phi - r sen \phi$$

$$\dot{\psi} = q sen \phi \sec \theta + r \cos \phi \sec \theta$$
(2.7)

Os três conjuntos de equações (2.5), (2.6) e (2.7), cuja dedução detalhada pode ser encontrada em [28] e [30], já no formato de espaço de estados, podem ser integrados numericamente no tempo, partindo de uma condição inicial, para definir o movimento da aeronave. Para isso é necessário acrescentar um modelo matemático para as influências aerodinâmicas e propulsivas, que caracterizam as forças e momentos "X", "Y", "Z", "L", "M" e "N". No modelo aerodinâmico e propulsivo existirão explicitamente as variáveis que caracterizam as excitações matemáticas do sistema. Essas variáveis normalmente retratam as excitações físicas das superfícies de controle e da tração gerada pelo sistema propulsivo. É possível formular o modelo matemático em uma forma alternativa e conveniente para uma análise de compatibilidade de dados. Nessa forma as excitações físicas são substituídas por excitações matemáticas, e contorna-se necessidade de conhecer as forças e momentos que atuam na aeronave.

Modelo Cinemático Completo

O modelo cinemático da aeronave pode ser obtido através da definição das forças externas não gravitacionais específicas, ou seja, somatório das forças externas por unidade de massa. Medem-se as forças específicas por meio de acelerômetros situados no centro de gravidade da aeronave e preferencialmente alinhados com o sistema de coordenadas do corpo. Aplicando-se a Lei de Newton obtém-se:

$$X = m a_x$$

$$Y = m a_y$$

$$Z = m a_z$$

(2.8)

substituindo-se em (2.5) e reordenando as equações, chega-se a:

$$\dot{u} = a_x - (qw - rv) - g \operatorname{sen} \theta$$

$$\dot{v} = a_y - (ru - pw) + g \cos \theta \operatorname{sen} \phi$$

$$\dot{w} = a_z - (pv - qu) + g \cos \theta \cos \phi$$
(2.9)

No conjunto de equações (2.9) observa-se que não há representação física das excitações impostas à aeronave. Elas são substituídas por seus efeitos na cinemática, em forma de excitações matemáticas, que são as forças específicas " a_x ", " a_y " e " a_z " e as velocidades angulares "p", "q" e "r". Também se observa que não há a presença de qualquer propriedade física da aeronave, como massa ou inércias.

Um último conjunto de equações, que completa as doze equações que descrevem o movimento da aeronave, também pode ser utilizado para verificação de compatibilidade.

Tratam-se das equações de navegação, que determinam sua trajetória em relação ao sistema de coordenadas inercial, conforme as seguintes relações:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_E \\ \dot{y}_E \\ \dot{z}_E \end{bmatrix} = L_{EB} \begin{bmatrix} u \\ v \\ w \end{bmatrix}$$
(2.10)

 com "L_{EB}" conforme (2.1).

Normalmente apenas a última das três equações em (2.10) tem sido empregada nos algoritmos de verificação de compatibilidade [22] [24] [32]. Com isso descreve-se somente a altura geométrica da trajetória, utilizando-se medições de radares altímetros ou de pressão estática associada a modelos atmosféricos. A inclusão do GPS na instrumentação para ensaios em vôo permite o uso de todo o conjunto de equações. A escolha é justificada devido às características de precisão do GPS, reconhecidas no próprio trabalho de Mulder [24].

Modelagem do Vento

Antes de combinar o conjunto de equações referentes ao modelo de verificação de compatibilidade, é necessário que seja abordada a identificação do movimento da massa de ar, ou seja, o vento. Essa é uma questão fundamental para a verificação de compatibilidade pois, enquanto as equações (2.9) requerem o conhecimento das velocidades inerciais "u", "v" e "w", as equações (2.2), que definem os ângulos de incidência aerodinâmica, necessitam das velocidades aerodinâmicas " u_a ", " v_a " e " w_a ". A relação entre as velocidades exige a inclusão dos efeitos da velocidade da massa de ar em relação à Terra, conforme a seguinte relação:

$$\begin{bmatrix} u_a \\ v_a \\ w_a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u \\ v \\ w \end{bmatrix} - L_{BE} \begin{bmatrix} W_N \\ W_E \\ W_Z \end{bmatrix}$$
(2.11)

com "LBE" dada por:

$$L_{BE} = \begin{bmatrix} \cos\theta\cos\psi & \cos\theta\sin\psi & -\sin\theta\\ -\cos\phi\sin\psi + \sin\phi\sin\theta\cos\psi & \cos\phi\cos\psi + \sin\phi\sin\theta\sin\psi & \sin\phi\cos\theta\\ \sin\phi\sin\psi + \cos\phi\sin\theta\cos\psi & -\sin\phi\cos\psi + \cos\phi\sin\theta\sin\psi & \cos\phi\cos\theta \end{bmatrix}$$
(2.12)

onde " W_N ", " W_E " e " W_Z " são os componentes do vento em relação ao referencial inercial na Terra.

Normalmente os textos de mecânica do vôo consideram, na obtenção das equações do movimento, que a massa de ar gira solidária à Terra, ou seja, vento nulo [7] [22] [28] [30]. Dessa maneira as velocidades "u", "v", e "w" e " u_a ", " v_a " e " w_a " tornam-se iguais, vide equação (2.11). Essa hipótese normalmente não se confirma na prática de vôos de ensaio, e o efeito do vento passa a influir erroneamente na determinação dos ângulos de incidência aerodinâmica – equação (2.2).

Enquanto Klein [22] considera o vento nulo, Iliff [7] e Mulder [24] adotam a hipótese um pouco mais realista de vento constante, mas o fazem apenas para as equações de navegação (2.10), deixando-as inconsistentes com as equações de equilíbrio de força (2.5).

A consideração adotada nesse trabalho será a de que o vento é variável ao longo do tempo, restando, no entanto, determinar-se qual modelo dinâmico será utilizado. Uma hipótese aceitável é descrever o comportamento do vento como sendo proporcional à altura. Laban [23] procurou modelar o comportamento atmosférico aplicado a ensaios em vôo. Identificou um modelo de larga escala (válido em um raio de \pm 1000 km), para valores médios de vento e de pressão, e um modelo de escala reduzida (válido em um raio de \pm 1km) que caracteriza as perturbações ou turbulências. Ao final atesta a aleatoriedade do fenômeno. Como seu comportamento não pode ser predito, uma possibilidade é modelá-lo como um processo de Markov [24], da seguinte forma:

$$\dot{W}_i = -\frac{1}{\tau_i} W_i + w p_{W_i} \qquad \qquad i = N, E \text{ ou } Z \qquad (2.13)$$

Na relação anterior, " wp_{wi} " representa um ruído branco com média nula. Para valores elevados de " τ_i " em relação ao tempo de observação, o processo de Markov aproxima-se de um *random walk*.

É possível determinar um modelo de cálculo para a pressão estática em função das variáveis de estado, no entanto ele é formulado a partir de algumas considerações a respeito das propriedades do ar [33], que precisa ser assumido como gás perfeito e seco. O uso desse modelo permite estimar a variação da pressão estática em relação à altitude geométrica "h". A equação dos gases perfeitos é dada por

$$Ps = \rho.R.SAT \tag{2.14}$$

onde: "*Ps*" é a pressão estática; " ρ " é a densidade do ar; "*R*" é a constante dos gases (286,97 m²/s²/K); e "*SAT*" a temperatura ambiente. No equilíbrio hidrostático o peso da massa de ar é equivalente à força que a diferença de pressão exerce, portanto:

$$dPs = -\rho.g.dh \tag{2.15}$$

Considerando a variação temporal de (2.15), substituindo-se o termo " $\dot{h} = -\dot{z}$ " de (2.10) e acrescentando-se um ruído de processo aditivo " wp_{Ps} ", que acomoda os erros de modelagem das aproximações, obtém-se:

$$\dot{P}s = -\frac{Ps.g}{R.SAT} ((\operatorname{sen} \theta)u - (\operatorname{sen} \phi \cos \theta)v - (\cos \phi \cos \theta)w) + wp_{Ps}$$
(2.16)

Modelo para Verificação de Compatibilidade

O modelo dinâmico para verificação de compatibilidade deriva-se dos conjuntos de equações (2.7), (2.9), (2.11), (2.13) e (2.16) apresentados anteriormente. Algumas hipóteses adicionais são consideradas para essas equações de forma a torná-las compatíveis com o experimento. As entradas matemáticas de força específica e de velocidade angular, fornecidas pelos respectivos transdutores, são modeladas na seguinte forma:

$$a_{x} = a_{xm} + b_{ax} + wp_{ax}$$

$$a_{y} = a_{ym} + b_{ay} + wp_{ay}$$

$$a_{z} = a_{zm} + b_{az} + wp_{az}$$

$$p = p_{m} + b_{p} + wp_{p}$$

$$q = q_{m} + b_{q} + wp_{q}$$

$$r = r_{m} + b_{r} + wp_{r}$$

$$(2.17)$$

onde os termos à esquerda da equação representam os sinais reais; o subscrito "*m*" indica que se trata de um dado fornecido por um sensor; os termos " b_i " representam desvios constantes do sinal medido; e as parcelas na forma de " w_i " correspondem a um ruído de processo oriundo da natureza estocástica das medidas.

Treze estados compõe o conjunto completo das equações dinâmicas para a verificação de compatibilidade. Na forma de espaço de estados, as equações são agrupadas na seguinte forma:

$$\begin{split} \dot{u} &= (a_{xm} + b_{ax} + wp_{ax}) - ((q_m + b_q + wp_q)w - (r_m + b_r + wp_r)v) - gsen\theta \\ \dot{v} &= (a_{ym} + b_{ay} + wp_{ay}) - ((r_m + b_r + wp_r)u - (p_m + b_p + wp_p)w) + g\cos\theta cos\theta \\ \dot{w} &= (a_{zm} + b_{az} + wp_{az}) - ((p_m + b_p + wp_p)v - (q_m + b_q + wp_q)u) + g\cos\theta cos\theta \\ \dot{\phi} &= (p_m + b_p + wp_p) + (q_m + b_q + wp_q)sen\phi tan \theta + (r_m + b_r + wp_r)cos\phi tan \theta \\ \dot{\theta} &= (q_m + b_q + wp_q)cos\phi - (r_m + b_r + wp_r)sen\phi \\ \dot{\psi} &= (q_m + b_q + wp_q)sen\phi sec \theta + (r_m + b_r + wp_r)cos\phi sec \theta \\ \begin{bmatrix} \dot{x}_E \\ \dot{y}_E \\ \dot{z}_E \end{bmatrix} = L_{EB} \begin{bmatrix} u \\ v \\ w \end{bmatrix} \\ \dot{W}_N &= -\frac{1}{\tau_E} W_E + wp_{W_E} \\ \dot{W}_Z &= -\frac{1}{\tau_E} W_E + wp_{W_Z} \\ \dot{P}s &= -\frac{Ps.g}{R.SAT} ((sen\theta)u - (sen\phi cos\theta)v - (cos\phi cos\theta)w) + wp_{Ps} \end{split}$$

As equações de navegação não comportam termos aditivos de ruído de processo. Essas relações são somente uma mudança de sistema de coordenadas da velocidade inercial do eixo do corpo para o eixo da Terra, portanto não possuem erros de modelagem.

O vetor de estados "x" e o vetor de entradas "u" são dados por:

$$\mathbf{x} = (u, v, w, \phi, \theta, \psi, x_E, y_E, z_E, W_N, W_E, W_z, Ps)^T$$

$$\mathbf{u} = (a_x, a_y, a_z, p, q, r)^T$$
(2.19)

Uma vez definido o modelo dinâmico em espaço de estados conveniente para a verificação de compatibilidade de dados, faz-se necessário alimentá-lo com os dados adquiridos durante os ensaios – as saídas. A ligação entre o que é medido com o modelo em espaços de estado é realizada pelo modelo de medidas, pois os estados e as saídas normalmente não coincidem.

2.4 Equações de Observação

O modelo de observação assume a forma de um conjunto de equações algébricas não-lineares, que estabelecem uma relação entre as variáveis observadas, os estados e as entradas. A escolha do que será medido durante uma manobra de ensaio requer uma análise bastante criteriosa. O modelo em espaço de estados necessita de dados suficientes para garantir a observabilidade do sistema. A solução pode ser indeterminada se os dados forem insuficientes.

A questão da observabilidade está relacionada com a possibilidade de se identificar estados ou parâmetros, dados o modelo dinâmico e de medidas propostos. Esse item será discutido com mais detalhes no Capítulo 5, referente à filtragem estocástica, onde serão comentados os critérios para verificação da observabilidade em problemas lineares e não lineares.

Os erros típicos encontrados nos dados obtidos por um sistema de aquisição utilizado em ensaios em vôo podem ser observados na Figura 2.5. Alguns são determinísticos, como a polarização, o atraso no tempo e o fator de escala, enquanto outros são aleatórios, como o ruído e a perda de sinal. Um sinal típico, combinando todos os efeitos, pode ser observado na Figura 2.5.(f), que é comparado com o valor real que se deseja determinar.



Figura 2.5 – Erros de medida determinísticos e aleatórios.

Pode ser realizada uma análise criteriosa e individualizada a respeito das fontes de erros que influenciam os dados medidos, principalmente com relação aos dados relativos ao fluxo de ar. Entretanto há uma formulação que se ajusta muito bem [34] [35] para calibração das variáveis lidas em ensaio em vôo, conforme a seguinte fórmula, exemplificada para o caso da força específica longitudinal:

$$a_{xm} = K_{ax}a_{x}(t - \tau_{ax}) + b_{ax} + wm_{ax}$$
(2.20)

O modelo contém um termo de fator de escala " K_{ax} ", um termo de polarização " b_{ax} ", um termo de atraso no tempo " τ_{ax} " e um ruído aditivo de medida " wm_{ax} ". O lado esquerdo da equação representa a variável medida, o que está indicado pelo subscrito "m". Nesse trabalho será considerado que o atraso no tempo para as medidas é bastante pequeno e pode ser desprezado, o que também foi adotado em outras formulações recentes de verificação de compatibilidade [23] [36] [37] com sucesso.

Calibração dos Dados Relativos ao Fluxo de Ar

Os dados relativos ao fluxo de ar ao redor da aeronave possuem extrema importância para a mecânica do vôo. Esses dados referem-se a: velocidade verdadeira do ar, pressão estática, pressão dinâmica; pressão total; ângulo de ataque; ângulo de derrapagem; temperatura ambiente; e número de Mach. Existe uma peculiaridade com relação a essas medidas que requer um tratamento adicional à calibração de sensores em laboratório. A aeronave perturba a atmosfera durante o seu vôo e altera as medidas referentes ao fluxo de ar simultaneamente. Os ângulos de incidência aerodinâmica assumem caráter local e normalmente diferem dos valores que seriam medidos com relação ao fluxo de ar livre. Esse efeito pode ser conferido na Figura 2.6, que exemplifica o comportamento da pressão estática ao redor de uma aeronave em vôo.



Figura 2.6 – Campo de pressão estática ao redor de uma aeronave em vôo [38].

Um sensor de pressão estática colocado ao longo da linha de referência, já calibrado em laboratório, apresentaria os valores indicado na ordenada do gráfico da Figura 2.6. Os números de 2 a 5 descrevem as posições em que o valor da leitura estaria correto. O campo de pressão necessitaria ser determinado para isso, mas, na prática, o sensor é posicionado em um local supostamente adequado e posteriormente é realizada a sua calibração através de ensaios em vôo.

Fica evidente a importância das calibrações dos dados referentes o fluxo de ar, a ponto de ser essa uma das primeiras atividades executadas em uma campanha de ensaios em vôo. Esse é um dos subprodutos da verificação de compatibilidade, conforme descrito anteriormente, pois fica caracterizada a relação entre os dados medidos e os dados reais.

Para o modelo de verificação de compatibilidade, as variáveis que necessitam ser medidas são os ângulos de ataque e de derrapagem e as pressões estática e total.

Medidas de Ângulo de Ataque

A definição do ângulo ataque é dada pela fórmula (2.2), que pode não coincidir com o valor medido por um sensor do tipo sonda (cujos termos utilizados em inglês são *vane* ou *probe*). Essa medida sofre grande influência da deformação do fluxo de ar imposta pela fuselagem e pela sustentação gerada pela asa. O modelo de leitura corrigido para a posição do sensor em relação ao CG da aeronave, baseado na equação (2.20), é dado pela seguinte equação:

$$\alpha m = K_{\alpha} t g^{-1} \left(\frac{w_a - x_{\alpha} q + y_{\alpha} p}{u_a} \right) + b_{\alpha} + w m_{\alpha}$$
(2.21)

onde " x_{α} " e " y_{α} " são as coordenadas do sensor em relação ao CG de aeronave.

Medidas do Ângulo de Derrapagem

O sensor de ângulo de derrapagem, ou beta, normalmente é posicionado no plano "x-z" da aeronave, por ser considerado um plano de simetria. Suas medidas podem sofrer grande influência com a variação do vento lateral.

O modelo de medição difere da definição em (2.2). Faz-se a ressalva que a medida usual em ensaios em vôo refere-se à equação (2.3), a qual, corrigida conforme a modelagem em (2.20), resulta em:

$$\beta m = K_{\beta} t g^{-1} \left(\frac{v_a + x_{\beta} r - z_{\beta} p}{u_a} \right) + b_{\beta} + w m_{\beta}$$
(2.22)

onde " x_{β} " e " z_{β} " são as coordenadas do sensor em relação ao CG de aeronave.

Medida de Pressão Estática

A medida de pressão estática não é simples devido à variação do campo de pressão estática criado pelo deslocamento da aeronave – vide Figura 2.6. Enquanto a pressão total não se altera, as variações da velocidade local do ar, provenientes da configuração da aeronave (flap, slat, trem de pouso e etc.), do número de Mach ou do ângulo de ataque, promovem alterações na pressão estática. Isso pode ser facilmente observado na equação de Bernoulli a seguir, válida para fluido incompressível:

$$Pt = Ps + \frac{1}{2}\rho V^2 = Const.$$
 (2.24)

Um orifício localizado em uma superfície paralela ao fluxo de ar, normalmente na fuselagem, costuma ser utilizado como medida de pressão estática em uma aeronave. Ao erro de medida de pressão resultante atribui-se a denominação de "erro de posição", que também está relacionado com a configuração da aeronave, com o número de Mach e com o ângulo de ataque. As imprecisões nos cálculos de velocidade, altitude e Mach estão diretamente associadas com o "erro de posição". Hui [36] utilizou uma formulação para a estimativa do "erro de posição – ΔP " da seguinte forma:

$$\Delta P = b_{Ps} + K_{Ps} * Pd + wm_{Ps}$$

$$Ps = Psm - \Delta P$$

$$Pd = Pdm + \Delta P$$
(2.25)

ou seja, o erro possui um termo de polarização, um termo proporcional à pressão dinâmica "Pd" e um ruído de medida aditivo " wm_{Ps} ". Adicionalmente a pressão total pode ser relacionada à pressão estática, à velocidade verdadeira e à temperatura do ar "SAT" da seguinte maneira:

$$Pt = Ps \left[1 + \frac{V^2}{7.R.SAT} \right]^{\frac{7}{2}}$$
(2.26)

Como a pressão total é igual à soma da pressão dinâmica com a pressão estática, combinando as equações (2.25) e (2.26) chega-se à seguinte equação de medida para a pressão estática:

$$Psm = Ps\left[1 + K_{Ps}\left(\left(\frac{7.R.SAT + V^2}{7.R.SAT}\right)^{\frac{7}{2}} - 1\right)\right] + b_{Ps} + wm_{ps}$$
(2.27)

O posicionamento do sensor de pressão estática afastado em relação ao CG é uma fonte de erro adicional que pode ser compensada teoricamente, ainda considerando o ar como gás perfeito, da seguinte forma:

$$\Delta Ps = \frac{Ps.g}{R.SAT} \left[\left(x_{P_s} - x_{CG} \right) sen(\theta) - \left(z_{P_s} - z_{CG} \right) cos(\theta) \right]$$
(2.28)

onde " x_{Ps} " e " z_{Ps} " são as coordenadas do sensor de pressão estática e " x_{CG} " e " z_{CG} " representam a posição do CG da aeronave, todos em relação ao sistema de coordenadas de referência da aeronave.

A equação de medida da pressão estática passa a ser:

$$Psm = Ps \left[1 + K_{Ps} \left(\left(\frac{7.R.SAT + V^2}{7.R.SAT} \right)^{\frac{7}{2}} - 1 \right) \right] + \frac{Ps.g}{R.SAT} \left[(x_{Ps} - x_{CG}) sen(\theta) - (z_{Ps} - z_{CG}) cos(\theta) \right] + b_{Ps} + wm_{p}$$
(2.29)

Medida de Pressão Total

A pressão total é a pressão obtida quando se reduz a velocidade do fluxo de ar a zero no ponto de estagnação. Trata-se de uma medida fácil de ser obtida com precisão. A localização do sensor não é crítica. Para o caso subsônico é suficiente alinhá-lo com o fluxo de ar e posicioná-lo fora da camada limite, de esteiras de turbulência, da exaustão de motores ou da esteira da hélice. A região do nariz é um bom local, pois possui a camada limite reduzida e é menos sensível à variação de atitude da aeronave. Mesmo para ângulos de incidência

aerodinâmica muito grandes a pressão total é medida praticamente sem erro [39]. A Figura 2.7 apresenta dois tipos de tubos de Pitot onde se observa para o tipo *Kiel* um erro praticamente nulo para ângulos de incidência de 40 a -40 graus.



Figura 2.7 – Sensibilidade das medidas de pressão total à variação do ângulo de incidência do fluxo de ar.

Dessa forma a equação de saída da pressão total será igual à equação (2.26) acrescida de um ruído aditivo de medição, ou seja:

$$Ptm = Ps \left[1 + \frac{V^2}{7.R.SAT} \right]^{\frac{7}{2}} + wm_{Pt}$$
(2.30)

Analogamente à medida de pressão estática, existe um erro associado ao posicionamento do sensor de pressão total em relação ao CG da aeronave. O termo de correção é idêntico ao

apresentado na Equação (2.28). Adicionalmente existe o efeito do deslocamento do sensor de pressão total em relação ao ar que não é necessariamente igual ao deslocamento do CG em relação ao ar. Esse termo pode ser aproximado pela seguinte expressão [23]:

$$\Delta Pt = \frac{Ps.V}{R.SAT} [(y_{Pt} - y_{CG})r - (z_{Pt} - z_{CG})q]$$
(2.31)

Onde " y_{Ps} " e " z_{Ps} " são as coordenadas do sensor de pressão total, " y_{CG} " e " z_{CG} " representam a posição do CG da aeronave, todos em relação ao sistema de coordenadas de referência da aeronave.

A equação de medida da pressão total passa a ser:

$$Ptm = Ps \left[1 + \frac{V^2}{7.R.SAT} \right]^{\frac{1}{2}} + \frac{Ps.g}{R.SAT} \left[(x_{Ps} - x_{CG}) sen(\theta) - (z_{Ps} - z_{CG}) cos(\theta) \right] + \frac{Ps.V}{R.SAT} \left[(y_{Pt} - y_{CG}) r - (z_{Pt} - z_{CG}) q \right] + wm_{Pt}$$
(2.32)

Medida da Temperatura Total e da Temperatura do Ar

Não é possível medir diretamente a temperatura do ar no nível de vôo da aeronave. Isso é feito através da temperatura total – ou de estagnação "TAT". Ela é a soma entre a temperatura do ar e o acréscimo adiabático de temperatura resultante da desaceleração do fluxo de ar no sensor. Isso não ocorre com 100% do fluxo de ar, pois uma parcela escoa através do sensor e o processo não é completamente adiabático. Os sensores de "TAT" possuem aquecimento para evitar a formação de gelo em sua superfície, e isso também deve ser observado. A combinação desses erros concentra-se no que se denomina "fator de recuperação", que precisa ser determinado para correção das medidas [38]. Seu valor pode ser obtido comparando-se as leituras com um sensor de "TAT" calibrado em laboratório ou realizando-se vôos de ensaio em altitude constante – temperatura constante – variando-se o Mach. Os valores da temperatura do ar e do "fator de recuperação" podem ser calibrados mediante regressão linear dos dados lidos de "TAT" e de Mach.

O "fator de recuperação" para sensores de boa qualidade possui valor praticamente igual a um [55], ou seja, o erro de leitura é desprezível. Para fins de verificação de compatibilidade de dados, as medidas de temperatura total e de temperatura do ar, fornecidas pelos sensores, serão consideradas com precisão suficiente para utilizar seus valores na forma de entradas para o problema, tal qual foi assumido para as medidas de pressão total.

Medidas de Posição (trajetória)

Há uma grande quantidade de equipamentos possíveis de utilização para se determinar a trajetória da aeronave durante um vôo de ensaio, como por exemplo: plataformas inerciais, radares, DME ou GPS. A popularização do GPS, aliada à sua excelente precisão nas medidas, tornou esse equipamento usual na instrumentação requisitada para um protótipo. Na presente formulação não há o interesse de se conhecer com precisão a posição geográfica da aeronave, e sim a posição relativa em relação a uma condição inicial. O uso do GPS como única fonte de informações de posição geográfica também impõe essa restrição, e a inclusão de um erro de polarização no modelo de medidas somente serviria para minimizar o erro de predição, sem o compromisso com a posição espacial real da aeronave. Os erros de polarização de posicionamento já se mostraram bastante pequenos em outros trabalhos [68], de forma que esses termos serão dispensados do modelo de medidas para evitar problemas de identificabilidade e reduzir o tamanho do vetor de estados, conforme se segue:

$$x_E m = x_E + w m_{xE}$$

$$y_E m = y_E + w m_{yE}$$

$$z_E m = z_E + w m_{zE}$$
(2.33)

Medidas dos Ângulos de Atitude

Os ângulos de atitude normalmente são fornecidos por plataformas inercias. Alternativamente é possível utilizar múltiplas antenas de GPS para medida de atitude. A precisão é muito boa para a aplicação em ensaios em vôo, no entanto a taxa de amostragem fica bem abaixo das possibilidades de uma unidade inercial. O modelo de medidas adotado é similar ao caso anterior. Mesmo inerciais suficientemente precisos e calibrados podem fornecer dados com pequenos erros de polarização, dessa forma esses parâmetros são incluídos no modelo de medição para contornar problemas numéricos de integração, conforme as seguintes equações:

$$\begin{aligned}
\theta m &= \theta + b_{\theta} + w m_{\theta} \\
\phi m &= \phi + b_{\phi} + w m_{\phi} \\
\psi m &= \psi + b_{\psi} + w m_{\psi}
\end{aligned}$$
(2.34)

As plataformas inerciais de uso geral fornecem as taxas de variação angular "p", "q" e "r" como dados primários. Quando os ângulos de atitude são derivados matematicamente das variações angulares, não há acréscimo de informação para o algoritmo de identificação e seu uso deve ser dispensado. Um outro efeito adverso é a conseqüente correlação entre os erros de estimação desses estados.

Modelo de Medidas

O modelo de medidas final é obtido agrupando as equações de observação (2.21), (2.22), (2.29), (2.32) e (2.33) na seguinte forma:

$$\begin{aligned} &\alpha m = K_{\alpha} t g^{-1} \left(\frac{w_a - x_{\alpha} q + y_{\alpha} p}{u_a} \right) + b_{\alpha} + w m_{\alpha} \\ &\beta m = K_{\beta} t g^{-1} \left(\frac{v_a + x_{\beta} r - z_{\beta} p}{u_a} \right) + b_{\beta} + w m_{\beta} \\ &Psm = Ps \left[1 + K_{Ps} \left(\left(\frac{7.R.SAT + V^2}{7.R.SAT} \right)^{7/2} - 1 \right) \right] + \frac{Ps.g}{R.SAT} \left[(x_{Ps} - x_{CG}) sen(\theta) - (z_{Ps} - z_{CG}) cos(\theta) \right] + b_{Ps} + w m_{p} \\ &Ptm = Ps \left[1 + \frac{V^2}{7.R.SAT} \right]^{7/2} + \frac{Ps.g}{R.SAT} \left[(x_{Ps} - x_{CG}) sen(\theta) - (z_{Ps} - z_{CG}) cos(\theta) \right] \\ &+ \frac{Ps.V}{R.SAT} \left[(y_{Pt} - y_{CG}) r - (z_{Pt} - z_{CG}) q \right] + w m_{pt} \\ &x_{E}m = x_{E} + w m_{xE} \\ &y_{E}m = y_{E} + w m_{yE} \\ &z_{E}m = z_{E} + w m_{zE} \end{aligned}$$

$$(2.35)$$

Modelo Completo de Estados e de Medidas

Dessa forma, conclui-se a formulação matemática com o propósito de verificação de compatibilidade de dados e calibração dos dados relativos ao fluxo de ar, o que é dado pelos conjuntos de equações (2.18) e (2.35).

Os vetores de estado "x", de entrada "u_m" e de saída "y_m" ficam definidos por:

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} u & v & w & \phi & \theta & \psi & x_E & y_E & z_E & W_N & W_E & W_Z & Ps \end{bmatrix}^T$$
$$\mathbf{u}_m = \begin{bmatrix} a_{xm} & a_{ym} & a_{zm} & p_m & q_m & r_m & SAT_m \end{bmatrix}^T$$
$$\mathbf{y}_m = \begin{bmatrix} \alpha_m & \beta_m & Ps_m & Pt_m & x_{Em} & y_{Em} & z_{Em} \end{bmatrix}^T$$
(2.36)

O vetor dos parâmetros que necessitam ser determinados é composto por:

$$\boldsymbol{\Theta} = \begin{bmatrix} b_{ax}, b_{ay}, b_{az}, b_{p}, b_{q}, b_{r}, \tau_{N}, \tau_{E}, \tau_{Z}, K_{\alpha}, b_{\alpha}, K_{\beta}, b_{\beta}, K_{Ps}, b_{Ps} \end{bmatrix}^{T}$$
(2.37)

O problema de verificação de compatibilidade foi considerado de natureza estocástica, e os seguintes ruídos aditivos de processo e de medida foram incluídos nos modelos:

$$\mathbf{w}_{\mathbf{p}} = \begin{bmatrix} wp_{ax} & wp_{ay} & wp_{az} & wp_{p} & wp_{q} & wp_{r} & wp_{W_{N}} & wp_{W_{Z}} & wp_{P_{S}} \end{bmatrix}^{T} \\ \mathbf{w}_{m} = \begin{bmatrix} wm_{\alpha} & wm_{\beta} & wm_{P_{S}} & wm_{P_{t}} & wm_{xE} & wm_{yE} & wm_{zE} \end{bmatrix}^{T}$$
(2.38)

As características estatísticas dos ruídos serão tratadas por ocasião da definição da escolha do método para solução do problema, no Capítulo 4.

Uma vez definidos os modelos matemáticos, já é possível estudar-se as características dos sinais de entrada requeridos para excitar as dinâmicas do sistema. A pobreza ou falta de adequação das excitações são fatais para a qualidade das estimativas de estados e de parâmetros. Essa relação fica clara quando se calcula o *Cramer-Rao lower bound*, que estima a melhor precisão possível de se obter com o conjunto de dados adquirido. No capítulo seguinte serão tratadas as manobras que precisam ser executadas durante o vôo para que não

haja degradação nos resultados desejados na verificação de compatibilidade. Um outro fator que requer atenção é o custo da hora de vôo de uma aeronave de ensaio, o que limita de certa forma a duração dos pontos de ensaio.

3. Manobras de Ensaio

3.1 Introdução

A escolha das manobras que devem ser executadas em vôo para obter-se sucesso na verificação de compatibilidade ou em qualquer outro problema de identificação de estados ou de parâmetros deve ser bastante criteriosa. O axioma fundamental para a identificação de sistemas pode ser resumido em uma frase: "*não se pode identificar o que não está contido nos dados*" [35]. Apesar de parecer óbvio, há algumas complicações inerentes que podem induzir o analista ao erro inconsciente. Nem sempre está clara a relação entre a dinâmica do sistema e o que realmente os dados contêm. Por outro lado é natural que se procure a melhor excitação que deve ser imposta ao sistema, no sentido de produzir melhores resultados no menor tempo de vôo de ensaio. A diversidade de informações necessárias para a identificação do modelo dinâmico da aeronave exige que não apenas uma, mas uma seqüência de manobras sejam executadas para coletar dados suficientes para análise.

Não foram poucos os esforços na direção de encontrar-se a excitação "ótima". Muitas manobras foram propostas com base em considerações teóricas, entretanto não encontraram aplicações práticas simplesmente pela impossibilidade do piloto reproduzi-las em vôo [40]. Uma alternativa foi gerar as excitações artificialmente, com o uso de equipamentos específicos ou mesmo programando os comandos no controlador de vôo da aeronave. No entanto nem sempre essas modificações são possíveis e em geral a tripulação não se sente confortável em realizar um ensaio com a aeronave controlada por um sistema dessa natureza.

Outras dificuldades são encontradas quando se deseja identificar uma aeronave que voa com um sistema de controle em malha fechada. O piloto não possui autoridade total sobre as superfícies de comando, cujos deslocamentos são determinados pelas leis de controle. Muitas vezes a aeronave é instável, o que inviabiliza o vôo em malha aberta. Isso dificulta substancialmente o propósito de se identificar o modelo aerodinâmico da aeronave, que provém da análise da sua resposta puramente aos deslocamentos das superfícies de comando.

As manobras são definidas de acordo com o propósito a que se destinam. A elaboração de modelos de simulador, por exemplo, passa por duas fases distintas. Inicialmente há o interesse

da identificação do modelo matemático propriamente dito. Nessa etapa de ensaios busca-se chegar o mais rápido possível aos resultados e as manobras possuem característica de banda larga no espectro de excitação. São as manobras de identificação. Na fase seguinte o modelo matemático precisa ser verificado, o que é realizado através de dados e manobras distintos dos utilizados na primeira fase. A resposta da aeronave é confrontada com a resposta predita do modelo matemático e uma tolerância máxima pré-estabelecida é admitida. De certa forma representam situações que podem ser encontradas ao longo da operação de aeronave. Essa demonstração de fidelidade do simulador para fins de certificação aeronáutica denomina-se *prove of match* (a norma do FAA que rege a certificação de simuladores chama-se *Airplane Simulator Qualification, FAA Advisory Circular, AC 120-40C*, de janeiro de 1995).

3.2 Manobras de Identificação

As manobras de identificação devem ser tais que excitem o maior número de modos possível da aeronave, e com energia suficiente. Obviamente trata-se de um objetivo ambicioso, mas algumas características rapidamente foram identificadas por quem estudou o assunto. Shafer [40] investigou uma série de manobras aplicadas pelo piloto ou artificialmente. Um conjunto apresentou menor dispersão e menor nível de incerteza nos resultados. Seus integrantes possuíam em comum a existência de variações bruscas na atitude da aeronave ou nos comandos do piloto, independente da fonte de excitação. Shafer também concluiu que manobras com menor amplitude são menos eficientes que as de maior amplitude, desde que as últimas não violem alguma consideração com respeito à linearidade do problema, por exemplo. As manobras mais fortes fornecem mais energia ao sistema e melhoram a razão sinal ruído.

Jategaonkar [34] apresentou uma investigação bastante elucidativa de Milliken a respeito do conteúdo de energia distribuído pelas freqüências de excitação, o que pode ser observado na Figura 3.1.



Figura 3.1 – Largura de banda de freqüência de algumas excitações típicas [34].

Nota-se que as excitações mais prolongadas naturalmente possuem maior energia e, conseqüentemente, maior área sobre a curva. As entradas "3-2-1-1" e "3-2-1-1 modificada" são as que contêm largura de banda maior e, portanto, melhor possibilidade de excitar mais modos da aeronave simultaneamente. Na Figura 3.2 observa-se uma coletânea de manobras com propósitos distintos ainda com a finalidade de identificação. Na maioria delas podem ser notadas as características de variações bruscas na inclinação e de "cantos vivos" nos traços temporais dos comandos sugeridas por Shafer.



Figura 3.2 – Manobras típicas para identificação de aeronaves [32].

As excitações também podem variar de acordo com o método de análise. Para análise no domínio da freqüência a excitações do tipo varredura são mais indicadas. Tischler [43] vai um pouco mais além e recomenda que as varreduras sejam realizadas pelo piloto, e não geradas artificialmente, conforme se observa na Figura 3.2. A justificativa é que o conteúdo de freqüência é mais rico e que o piloto pode iniciar e terminar a manobras em condição estabilizada, ao passo que em excitações geradas automaticamente a aeronave normalmente perde a condição de oscilar em torno de um ponto de equilíbrio e pode divergir no movimento. A Figura 3.3 exemplifica uma manobra de varredura gerada pelo piloto.



Figura 3.3 – Varredura senoidal gerada pelo piloto.

As varreduras em freqüência são bastante ricas em informações, entretanto possuem alguns inconvenientes: i) tratam-se de manobras longas (Tischler [35] recomenda uma duração de aproximadamente cinco vezes o maior período de interesse. A identificação de uma *phugoide* pode levar comumente de três a cinco minutos, o que é bastante longo para uma manobra de ensaio em vôo.); ii) não são manobras usuais e de fácil execução; e iii) podem excitar algum modo estrutural ou aeroservoelástico da aeronave com risco potencial de dano para a aeronave. Caso haja algum conhecimento prévio da dinâmica da aeronave, pode ser preferível concentrar a energia de excitação próxima aos modos do sistema.

3.3 Excitação e Qualidade das Estimativas

A relação entre a qualidade das estimativas com a excitação é evidente. No entanto, como se trata de um problema de identificação, pressupõe-se que não haja um conhecimento definitivo do sistema a ponto determinar a manobra mais adequada. Um dos critérios para se avaliar a estimativa da qualidade dos dados adquiridos em um ensaio é o *Cramér-Rao lower bound* – CRLB. Trata-se de um limite teórico do erro mínimo possível que se pode obter para um parâmetro específico, usando um estimador "não polarizado" ou "eficiente" [49], para um conjunto de dados específico. Uma vez determinados o modelo matemático e a instrumentação do experimento, o CRLB é diretamente influenciado pelo sinal de entrada.

O CRLB é calculado com base na matriz de informação de Fisher [41], que é uma medida da quantidade das informações contida nos dados de um experimento. A matriz de Fisher é invertida e a raiz quadrada de cada termo da diagonal da matriz resultante é o CRLB para o parâmetro associado.

Morelli [42] destacou bem que as entradas influenciam o CRLB diretamente e indiretamente por meio dos estados resultantes das próprias entradas. Dessa forma montou um funcional de custo a ser minimizado composto pela soma dos quadrados dos CRLB de todos os parâmetros do problema. Para que se chegasse a uma solução viável para aplicação durante o vôo, o conjunto de soluções foi restrito a entradas tipo "multidegrau", e a solução foi obtida por um método de busca direta. Os resultados foram comparados com os produzidos por excitação tipo "3-2-1-1", e estimou-se uma redução nos erros de predição de na média 20%. No entanto as manobras resultantes, vide exemplo na Figura 3.4, são difíceis de serem aplicadas por um piloto, e, por fim, suas investigações indicam que um "3-2-1-1" bem dimensionado também pode fornecer bons resultados.



Figura 3.4 – Excitação "multidegrau" resultante da otimização do CRLB.

Uma vez destacadas as características importantes do sinal de excitação e sua relação com a qualidade dos resultados obtidos na estimação, pode-se seguir para a especificação das manobras dedicadas para a verificação de compatibilidade.

3.4 Manobras para Cerificação de Compatibilidade

Um modelo completo para verificação de compatibilidade, conforme escolhido no capítulo anterior, pode requerer uma entrada bastante complexa para excitar todos os seus modos. Existe a possibilidade de se assumir algumas aproximações e particularizá-lo para alguns modos característicos da dinâmica da aeronave, como o longitudinal ou o latero-direcional, ou mesmo assumir alguma restrição nas condições atmosféricas – turbulência ou vento, por exemplo. Isso simplificaria de alguma forma a especificação de uma boa manobra e ensaio. No entanto certamente haveria uma redução no aproveitamento dos pontos de ensaio, seja porque as condições de vôo não estavam condizentes com as aproximações, seja pelo aumento do número de pontos de ensaio para se identificar o modelo completo naquela configuração de vôo.

Um ponto importante com relação ao modelo de verificação de compatibilidade é a influência do vento nos resultados. Uma investigação rápida na equação (2.11) sugere um possível acoplamento durante a identificação entre a velocidade da massa de ar e a velocidade do ar em relação à aeronave. As conseqüências podem ser desastrosas para os resultados, pois os valores de " u_a ", " v_a " e " w_a " são utilizados nos cálculos da velocidade aerodinâmica e dos ângulos de ataque e de derrapagem.

Foi mencionado anteriormente que um dos subprodutos da verificação de compatibilidade é a calibração dos dados relativos ao ar. Para que a manobra seja efetiva para esse propósito, espera-se que ela cubra a faixa de interesse de velocidade, ângulo de ataque e ângulo de derrapagem. Uma das propostas que se mostrou adequada [36] foi denominada *wind-box*, e pode ser vista graficamente na Figura 3.5. Ela consiste em:

 i) um minuto de aceleração nivelada com proa constante partindo de uma velocidade mínima até a velocidade máxima desejada – trata-se de uma variação em ângulo de ataque;

ii) curva de 90° com inclinação aproximada de 20°;

 iii) um minuto de desaceleração com proa constante variando entre as mesmas velocidades do passo (i) – novamente uma variação de ângulo de ataque;

iv) curva de 90° acelerando até uma velocidade média entre a máxima e a mínima;

v) um minuto mantendo a velocidade e a proa realizando uma varredura de ângulo de derrapagem;

vi) curva de 90° acelerando até a velocidade máxima;

vii) um minuto mantendo a velocidade e a proa realizando uma varredura de ângulo de derrapagem.



Figura 3.5 – Manobra de ensaio tipo wind-box para verificação de compatibilidade [37].

Um dos principais propósitos da manobra em formato "quadrangular" é separar o efeito do vento e garantir sua identificabilidade. Ela peca por ser considerada longa e por requerer que o vento no eixo "z" seja assumido nulo – ao menos não há variação de altitude que garanta a identificabilidade do vento nessa direção. Outro inconveniente refere-se ao fato que as varreduras de ângulo de derrapagem somente ocorrem a partir da metade da manobra. Os métodos recursivos fornecerão estimativas ruins dos estados e parâmetros associados por grande parte do ponto de ensaio.

Uma variante do *wind-box* é a execução de uma única curva de 180° seguida de excursões de ângulo de ataque e de ângulo de derrapagem [23] [37]. O tempo de execução é consideravelmente menor que o *wind-box*. Estados e parâmetros vão sendo identificados com

maior precisão a medida que as respectivas dinâmicas são excitadas ao longo da manobra e, para algoritmos recursivos, essa ordem é fundamental. Obviamente todas as dinâmicas não podem ser exercitadas simultaneamente, existindo, portanto, uma seqüência preferível para que isso ocorra. No caso da verificação de compatibilidade e da calibração anemométrica a preocupação inicial é definir os vetores de velocidade, separando a contribuição do vento e a contribuição aerodinâmica. Os ângulos de incidência aerodinâmica são funções apenas dos componentes da velocidade aerodinâmica. É razoável que se tente identificar inicialmente o efeito do vento, por meio de uma curva de 180°, e em seguida sejam executadas as varreduras longitudinais e laterais.

Manobras dedicadas visam identificar os parâmetros que não são observáveis no vôo estacionário. Especificamente no caso das curvas de 180°, um de seus efeitos importantes é descorrelacionar as contribuições dos componentes do vento com relação aos parâmetros de polarização dos ângulos de incidência aerodinâmica.

Dessa forma a sequência de manobras ideal para verificação de compatibilidade é apresentada na Figura 3.6:



Figura 3.6 – Procedimento de ensaio para verificação de compatibilidade.

Mais especificamente os seguintes passos devem ser seguidos:

 i. estabilização em vôo reto e nivelado, na velocidade máxima desejada, antes da seqüência de manobras por ao menos 10 segundos na configuração e altitude especificadas;

- ii. desaceleração em uma curva de 180° com ângulo de inclinação lateral próximo de 20° da velocidade máxima até 1.3Vs (velocidade de *stall*);
- iii. excursão de beta a 30% acima da velocidade de stall mantendo a proa duas vezes;
- iv. redução da velocidade até o alfa máximo desejado mantendo a proa *slow-down*;
 v. recuperação e aceleração até a velocidade máxima desejada.

A curva de 180° visa separar os componentes da velocidade da massa em relação aos componentes da velocidade aerodinâmica. A excursão em beta fornece dados para a identificação da dinâmica latero-direcional ao mesmo tempo que permite uma pequena variação de ângulo de ataque. O *slow-down* excita a dinâmica longitudinal. Por fim a aceleração nivelada com proa constante permite a calibração da velocidade aerodinâmica.

3.5 Verificação do Modelo

A verificação do modelo resultante da compatibilidade de dados e da calibração dos dados relativos ao ar pode ser realizada para testar a consistência do resultado. É necessário um novo conjunto de dados, que não tenha sido utilizado para a identificação, que pode conter manobras mais simples como um "período curto", um *dutch roll* ou mesmo um "3-2-1-1" aplicado em superfícies distintas de controle da aeronave – profundor ou leme. Os critérios de aceitabilidade precisam ser definidos de acordo com as precisões desejadas e possíveis de serem obtidas no experimento.

Nesse ponto ficam definidos o modelo matemático e a forma das excitações necessárias para gerarem dados que garantam a identificação dos estados e parâmetros necessários para a verificação de compatibilidade. O próximo passo é escolher a ferramenta adequada para ajustar o modelo aos dados gerados no experimento, o que é assunto do capítulo seguinte.

4. Método de Estimação

4.1 Introdução

O modelo matemático escolhido no Capítulo 2 possui diversos graus de liberdade na forma de parâmetros. Sua representatividade, com relação ao comportamento real do sistema, pode ser verificada através de uma simulação, com as melhores estimativas paramétricas, utilizando as mesmas entradas do experimento. O confronto entre as saídas e os resultados do experimento resulta em uma diferença denominada "erro" – conforme desenho esquemático da Figura 1.3. Um critério de comparação dos resultados é definido, normalmente na forma de um funcional de custo, e a avaliação do erro é feita segundo um critério de aceitabilidade. Caso o desempenho não seja satisfatório, é necessário um ajuste do modelo matemático através dos seus graus de liberdade. Esse ajuste é realizado seguindo-se algum processo de otimização orientado para a minimização do funcional de custo.

Esse capítulo trata da metodologia empregada para ajustar o modelo matemático baseado em dados de ensaio. Alguns conceitos importantes sobre o desempenho e a precisão dos estimadores serão revistos. A questão do domínio será discutida brevemente, devido ao ressurgimento recente dos métodos de identificação no domínio da freqüência. Por fim uma abordagem para a filtragem de Kalman adaptativa é proposta como o método utilizado para verificação da compatibilidade de dados de ensaio em vôo e calibração dos dados do ar em tempo real.

4.2 Propriedades dos Estimadores

Um estimador de parâmetros faz uso de um conjunto de medidas para essa finalidade. A quantidade de medidas deve ser maior ou igual ao número de parâmetros para que haja solução determinada, mas, de uma forma geral, a qualidade dos resultados relaciona-se com o número de amostras disponíveis. Os valores reais não são conhecidos, e os resultados vêm na forma probabilística, compostos por valores esperados acompanhados das estimativas das covariâncias – caso multiparamétrico. Estas estimativas ditam a qualidade do estimador.

O estimador é dito "**não-tendencioso**", ou "**não-polarizado**", se o valor esperado de sua estimativa paramétrica for igual ao valor real do parâmetro.

Por outro lado, um estimador é chamado "consistente", ou "assintoticamente nãotendencioso", se o erro de polarização se aproxima de zero conforme a número de amostras tende para o infinito. Claramente todo estimador "não-tendencioso" é "consistente", mas o inverso não vale.

Pouco adianta utilizar um estimador "**não-tendencioso**" mas com uma variância muito alta. Quanto às características da variância, o estimador é dito "**eficiente**" se, de todos os estimadores "**não-tendenciosos**", ele seja o de menor variância.

O que se deseja é um estimador "**não-polarizado**" e "**eficiente**", mas existe uma solução de compromisso entre polarização e variância. Pode ser mais vantajoso utilizar um estimador polarizado, mas com menor variância, do que um estimador não-polarizado mas com variância muito alta. A escolha correta pode ser balizada por meio de técnicas de regularização [2].

4.3 Estimativa de Precisão via Cramér-Rao lower lound (CRLB)

As medidas de precisão são fundamentais para o problema de estimação, entretanto elas precisam ser confiáveis. Parâmetros e estados possuem valores limitados se não vierem acompanhados de uma métrica de sua confiabilidade. Uma boa estimativa é fornecida pelo *Cramér-Rao lower bound* (CRLB), introduzido no Capítulo 3. Nos problemas de "Máxima Verossimilhança" o CRLB é calculado a partir da aproximação de Gauss-Newton do Hessiano da função de verossimilhança em relação aos parâmetros a serem estimados, obtendo-se a matriz de informação de Fisher "**M**". A inversa da matriz de informação de Fisher define a matriz de dispersão "**D**", e a raiz quadrada dos termos da sua diagonal "d_{jj}" fornecem o CRLB, como se segue [49]:

$$\mathbf{D} = \mathbf{M}^{-1} = \left[\sum_{i=1}^{N} \frac{\partial \mathbf{y}(i)}{\partial \mathbf{\Theta}}^{T} \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \left[\mathbf{z}(i) - \mathbf{y}(i)\right]^{T} \right]^{-1} \frac{\partial \mathbf{y}(i)}{\partial \mathbf{\Theta}}\right]^{-1}$$

$$CRLB_{j} = \sqrt{d_{jj}}$$
(4.1)

O CRLB é uma estimativa teórica dos menores desvios padrões possíveis com determinado conjunto de dados e modelo. Seu uso deve ser criterioso, pois suas estimativas costumam ser excessivamente otimistas quando aplicadas a dados de ensaio em vôo devido a erros de modelagem e a ruídos não gaussianos. Illif [7] estimou heuristicamente um fator de correção em torno de "5", enquanto Tischler [35] propôs um valor de "2" para os métodos no domínio da freqüência. Morelli [49] realizou um estudo aprofundado concluindo que o fator de correção devia-se às características "coloridas" dos resíduos, violando a hipótese de que os resíduos sejam do tipo ruído branco, e propôs uma formula de correção matemática que se mostrou bem mais eficiente e realista nos seus resultados que as propostas heurísticas de fator de correção.

Nos algoritmos de filtragem estocástica de Kalman, a medida de precisão provém da matriz de covariância dos erros de estado "**P**". Seu valor não é constante ao longo do tempo, mas as covariâncias tendem a diminuir para sistemas estáveis e observáveis. Diferentemente do CRLB, as covariâncias de erro de estado não dependem das medidas, no caso do filtro de Kalman aplicado a sistemas lineares com distribuições gaussianas. No entanto, para o filtro de Kalman estendido com modelo dinâmico parametrizado, onde o modelo é linearizado e estimado ao longo da trajetória, existe uma dependência implícita das covariâncias dos erros de estado com as medições.

4.4 Observabilidade

O problema de identificação baseia-se na especificação de um modelo dinâmico do sistema e em um modelo de medidas. Uma vez modelado o problema, é inevitável que se levante a questão sobre a **observabilidade** do sistema, ou seja, é possível identificar modelo ou estados propostos com as medidas sugeridas? Ou ainda, existe solução única para o problema? A resposta está diretamente relacionada com os modelos dinâmicos e de medidas, e, se for negativa, uma nova abordagem do problema deve ser tentada. Outra proposta de modelo dinâmico, ou mesmo a inclusão de medidas adicionais pode ser suficiente para dar consistência ao problema.

Ressalta-se que o problema de observabilidade não possui relação direta com a qualidade da excitação dinâmica imposta ao sistema. Independente de gerar-se uma entrada com espectro e
energia adequados, a observabilidade continua sendo necessária. Ou seja, mesmo que os dados contenham as informações dinâmicas de um sistema corretamente excitado, se o sistema não possuir observabilidade os estados ou parâmetros procurados não poderão ser determinados. Cabe ressaltar que o inverso também é válido, ou seja, mesmo que o sistema seja observável, se não houver informação nos dados, não há como se identificar estados ou parâmetros.

Para sistemas não lineares a observabilidade consiste na possibilidade de determinar os estados em algum instante anterior após observação das saídas por um período finito de tempo. A análise passa pela definição de um espaço de observação e requer o uso das derivadas de Lie. Se o posto do gradiente desse espaço for maior ou igual à dimensão do vetor de estados o sistema é dito "localmente observável" [85].

Existe uma maneira simplificada de definir a observabilidade para sistemas lineares invariantes no tempo, ao menos com relação às matrizes dinâmicas [50] [51]. Seja um sistema discreto – não há perda de generalidade com isso, considerando-se que um sistema contínuo pode ser discretizado – conforme se segue:

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{\Phi}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) + \mathbf{w}(k)$$

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{H}\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}(k)$$

$$\mathbf{x}(0) = \mathbf{x}0$$
(4.2)

A maneira de abordar o problema pode ser verificando se existe um "k" finito de forma que, conhecendo-se todas as entradas e todas as saídas de "0" a "k-1" pode-se determinar o estado inicial "x(0)" do sistema. Partindo-se dessa premissa, chega-se à matriz de observabilidade:

$$\boldsymbol{O}(\mathbf{H}, \boldsymbol{\Phi}) = \begin{bmatrix} \mathbf{H} \\ \mathbf{H}\boldsymbol{\Phi} \\ \vdots \\ \mathbf{H}\boldsymbol{\Phi}^{n-1} \end{bmatrix}$$
(4.3)

onde "n" é a ordem do sistema.

Para a determinação dos estados iniciais " $\mathbf{x}(\mathbf{0})$ " é necessário que essa matriz seja inversíel, sendo esse, portanto, o critério de observabilidade. O número de linhas e colunas, com dependência linear, pode ser verificado calculando-se o posto da matriz. A observabilidade é garantida caso esse número seja igual ou maior que a dimensão do vetor de estados. Nota-se que a matriz de observabilidade está relacionada com as matrizes " Φ " e "H", que fazem parte do modelo e de medidas proposto e não têm relação direta com o conteúdo dos dados, a não ser que estejam parametrizadas, e que esses parâmetros precisem ser estimados a partir dos dados do experimento.

Nos casos de filtragem estocástica a análise da matriz de covariância dos erros de estado – resultante da solução da equação de Riccati – pode fornecer bons indícios da observabilidade do sistema. Na fase de "propagação" no tempo, as covariâncias tendem a crescer, pois não há adição de informação. Já na fase de "correção", quando as medidas são incorporadas ao filtro, os valores tendem a reduzir para os estados que possuem alguma relação matemática com o vetor de saídas. Se seus valores crescem sem limites, diz-se que o filtro está divergindo, o que pode ocorrer se os estados são instáveis ou não-observáveis. No entanto, em filtros "sub-ótimos", as estimativas podem ser polarizadas. Portanto a análise do comportamento das covariâncias pode não ser suficiente para se atestar a convergência.

4.5 A Questão do Domínio

Apesar dos métodos no domínio do tempo terem sido os mais utilizados para o propósito de identificação de estados e de parâmetros, mais recentemente os métodos no domínio da freqüência têm demonstrado bons resultados em aplicações práticas [13], mesmo em casos complexos como a identificação de aeronaves de asas rotativas. Klein [52] mostrou que os métodos usuais de identificação podem ser utilizados independentemente do domínio, até mesmo a filtragem estocástica de Kalman em alguns casos específicos.

Existem algumas vantagens da abordagem pelo domínio da freqüência. Além de uma boa compreensão do problema, é possível selecionar uma faixa de freqüência de interesse e filtrar os dados previamente. Um longo período de manobra de ensaio pode ser armazenado em um conjunto de pares transformados de tamanho fixo. Há também algumas vantagens no tratamento matemático onde algumas operações complexas, tipo diferenciação, integração ou convolução, são transformadas em operações algébricas simples. Em uma representação tipo

espaço de estados, por exemplo, não há a necessidade de realizar-se a integração numérica ao longo do tempo para a propagação dos estados. Os métodos que utilizam as funções resposta em freqüência também possuem algumas propriedades intrínsecas que lidam com ruídos de processo, ruído de medida e mesmo com entradas parcialmente correlacionadas.

A principal desvantagem reside no fato ser aplicável somente a modelo lineares. No entanto já existe estudo, com resultados práticos, de identificação de modelos não-lineares de aeronaves [52]. O artificio utilizado foi a inversão das entradas físicas com as entradas matemáticas e a solução do problema na forma múltiplas entradas / uma saída (MISO) reverso. Os dados foram processados em lote.

No presente trabalho há o interesse em métodos recursivos, visando aplicações em tempo real. Morelli [53] fez alguns estudos dessa natureza usando o domínio da freqüência, mas com a abordagem muito limitada de "Erro na Equação", que não considera erros de medida e requer um modelo linear. Por esse motivo, nesse trabalho deu-se preferência ao domínio do tempo para verificação de compatibilidade de dados de ensaio.

4.6 Estimador de Máxima Verossimilhança

O método da "Máxima Verossimilhança" certamente é um dos mais utilizados para a identificação de parâmetros aplicada a ensaios em vôo. É assumido que o erro resultante entre as medidas e a predição do modelo possui uma distribuição Gaussiana com média nula. Considerando os erros independentes, a função de verossimilhança é formada pelo produto de cada função densidade de probabilidade. Os parâmetros são obtidos maximizando a função de verossimilhança, ou seja, são obtidos os parâmetros que maximizam a probabilidade de que aquele conjunto de dados tenha sido medido. Assumir que o erro possui distribuição Gaussiana é bastante razoável devido ao teorema do limite central [2], entretanto erros de modelagem introduzem um componente determinístico, violando a hipótese inicial. A determinação dos parâmetros pode ser realizada por algum método de minimização, como por exemplo: Gauss-Newton; Levenberg-Marquardt; ou Gradiente. Outros métodos, mais robustos, porém muito menos eficientes, são os de busca direta, nos quais o valor da função de custo é calculado ponto a ponto seguindo algum critério de busca. Em problemas práticos procura-se uma estimativa inicial através da busca direta e refina-se o resultado aplicando um método de minimização. O método da "Máxima Verossimilhança" permite que se encontrem

os parâmetros que melhor explicam os dados medidos – segundo o modelo assumido, entretanto não se aplica à identificação de estados. Um outro inconveniente é que o método não considera em sua formulação a existência de ruídos de processo, somente de medida.

Para aplicações em tempo real, o método da "Máxima Verossimilhança" precisa ser adaptado do processamento em lote para a forma recursiva. Mulder [24] utilizou essa idéia para a estimação dos parâmetros em conjunto com um filtro de Kalman para a estimação e predição dos estados. A forma final ficou bastante similar ao método de "Erro de Filtragem" – *filter error* [17] – e com uma carga computacional elevada. A filtragem estocástica ainda dependia de estimativas das propriedades estatísticas dos ruídos de processo e de medida, e os resultados divergiam em algumas condições. A solução encontrada foi incorporar os parâmetros no vetor de estados, mas dessa forma a carga computacional elevou-se ainda mais. Em princípio o problema poderia ser resolvido unicamente pelo filtro de Kalman, com o vetor de estados estendido, mas a proposta de Mulder adicionou o método da "Máxima Verossimilhança" recursiva.

4.7 O Filtro de Kalman

O filtro de Kalman é um método recursivo para o problema de filtragem linear. O método foi publicado em 1960 [56] e desde então se difundiu por sua versatilidade e pelos avanços da computação digital. Mesmo sendo restrito à filtragem linear, encontra grande aplicação em problemas não lineares com o artificio da linearização do filtro em torno das suas estimativas – recebendo a denominação de filtro de Kalman estendido (EKF). Soma-se a isso a dificuldade na solução do problema de filtragem não-linear, que ainda hoje não pode ser expressa em uma forma fechada [51]. O método faz um tratamento probabilístico propagando as estimativas dos estados e de suas covariâncias ao longo do tempo, considerando todas as informações disponíveis, sejam na forma de medidas sejam na forma de modelos matemáticos.

Seja o modelo dinâmico e de medidas apresentado em (4.2). O vetor "**x**" $\varepsilon \Re^n$ é o vetor de estados; " Φ " $\varepsilon \Re^{nxn}$ é a matriz dinâmica do sistema; "**u**" $\varepsilon \Re^l$ é o vetor de controle; a matriz "**B**" $\varepsilon \Re^{nxl}$ associa o controle aos estados; a matriz "**H**" $\varepsilon \Re^{mxn}$ relaciona os estados com as saídas e "**y**" $\varepsilon \Re^m$ é o vetor de saídas. Os vetores "**w**" e "**v**" são variáveis aleatórias que

representam os ruídos de processo e de medida respectivamente. O termo ruído de processo concentra todas as dinâmicas aleatórias que não foram consideradas na modelagem. Erros e aproximações determinísticas assumidas na modelagem também vão se somar ao ruído de processo, no entanto costumam violar considerações assumidas nas soluções. Os ruídos são assumidos brancos, aditivos e com distribuição Gaussiana. Também são assumidos independentes entre si e entre a condição inicial "x(0)", conforme se segue:

$$E\{\mathbf{w}(k)\} = 0$$

$$E\{\mathbf{w}(k)\mathbf{w}(j)^{T}\} = \mathbf{Q}\delta(k-j)$$

$$E\{\mathbf{v}(k)\} = 0$$

$$E\{\mathbf{v}(k)\mathbf{v}(j)^{T}\} = \mathbf{R}\delta(k-j)$$

$$E\{\mathbf{w}(k)\mathbf{v}(j)^{T}\} = 0$$

$$E\{\mathbf{x}(0)\mathbf{w}(k)^{T}\} = 0$$

$$E\{\mathbf{x}(0)\mathbf{v}(k)^{T}\} = 0$$

onde " $E_{\{.\}}$ " é o operador esperança e " $\delta(k-j)$ " a função delta de Kronecker. Não há perda de generalidade considerar-se que os ruídos possuem média nula, pois, caso não o fossem, seus valores poderiam ser transportados para o modelo dinâmico e/ou de medidas. As matrizes "**Q**" e "**R**" podem ser variantes no tempo, apesar de não estar indicado em (4.4). Adicionalmente pressupõe-se que não há erros de modelagem dinâmica ou de medidas, caso contrário os resíduos "**w**" e "**v**" passariam a ser coloridos, o que violaria algumas das hipóteses anteriores.

O algoritmo do filtro de Kalman pode ser dividido em duas etapas – não faltam referências que descrevam detalhadamente o filtro de Kalman [50] [51] [56] [57] [58], portanto a descrição nesse texto será sucinta: propagação no tempo; e correção devido às medidas. Esses passos são usualmente denominados "predição" e "correção" respectivamente. Inicialmente estima-se o estado inicial " $\hat{\mathbf{x}}(0)$ " e sua covariância " $\mathbf{P}(0)$ ". Essas estimativas são propagadas ao longo do tempo até o momento da próxima observação através do modelo dinâmico proposto, na seguinte forma:

$$\hat{\mathbf{x}}^{-}(k+1) = \mathbf{\Phi}_{k,k+1}\hat{\mathbf{x}}^{+}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k)$$

$$\mathbf{P}^{-}(k+1) = \mathbf{\Phi}_{k,k+1}\mathbf{P}^{+}(k)\mathbf{\Phi}_{k,k+1}^{T} + \mathbf{Q}(k)$$
(4.5)

O sobrescrito "-" representa que se trata do estado e da covariância propagados no tempo, e o sobrescrito "+" representa os estados e covariâncias corrigidos após as observações. Outro ponto importante é que "**P**" não depende das observações, portanto não recebe o sobrescrito "^". Para modelos contínuos, a matriz "**Φ**" pode ser obtida na forma de matriz de transição, que propaga os estados de "k" para "k+1", numericamente a partir da matriz dinâmica do modelo contínuo "**F**(t)" da seguinte forma:

$$\mathbf{\Phi}_{k,k+1} \cong \mathbf{I} + \mathbf{F}(k\Delta t)\Delta t + \frac{1}{2!} (\mathbf{F}(k\Delta t)\Delta t)^2 + \frac{1}{3!} (\mathbf{F}(k\Delta t)\Delta t)^3 + \dots$$
(4.6)

onde " Δt " é o intervalo de tempo entre as medidas. A aproximação (4.6) é válida para sistemas invariantes no tempo, mas também pode ser utilizada nos sistemas variantes no tempo quando não há variações significativas na matriz dinâmica do sistema no intervalo de tempo " Δt " considerado [51].

Em seguida à propagação no tempo, as informações provenientes das medidas são incorporadas nas estimativas, que é a fase de correção das predições. Isso é feito através das seguintes equações:

$$\mathbf{K}(k) = \mathbf{P}^{-}(k)\mathbf{H}^{T}(\mathbf{H}\mathbf{P}^{-}(k)\mathbf{H}^{T} + \mathbf{R}(k))^{-1}$$
$$\hat{\mathbf{x}}^{+}(k) = \hat{\mathbf{x}}^{-}(k) + \mathbf{K}(k)(\mathbf{y}(k) - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}^{-}(k))$$
$$\mathbf{P}^{+}(k) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}(k)\mathbf{H})\mathbf{P}^{-}(k)$$
(4.7)

Inicialmente é calculado o ganho de Kalman " $\mathbf{K}(\mathbf{k})$ " juntamente com a obtenção das medidas " $\mathbf{y}(\mathbf{k})$ " que pertence ao \Re^m – o termo " $(\mathbf{y}(k) - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}^-(k))$ " recebe o nome de inovação, e é a diferença entre as medidas e seus valores preditos. Em seguida é feita a correção das predições dos estados e da matriz de covariância dos erros de estado. Na seqüência, todo o processo se repete de forma recursiva, o que é um dos grandes apelos do filtro, sem ser necessário armazenar as informações passadas.

A matriz de covariâncias "**P**" deve ser positiva semidefinida e simétrica. Essas características nem sempre são garantidas pela Equação (4.7) por questões numéricas. Uma forma alternativa

para a correção de "**P**", que contorna esses problemas por sua natureza quadrática, é a fórmula de Joseph [51], que possui vantagens numéricas apesar de ter maior custo computacional. A fórmula de Joseph é dada por:

$$\mathbf{P}^{+}(k) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}(k)\mathbf{H})\mathbf{P}^{-}(k)(\mathbf{I} - \mathbf{K}(k)\mathbf{H})^{T} + \mathbf{K}(k)\mathbf{R}\mathbf{K}(k)^{T}$$
(4.7A)

4.8 O Filtro de Kalman Estendido

O filtro de Kalman estendido trata o problema da filtragem estocástica quando o modelo dinâmico e/ou o modelo de medidas é não-linear. O artifício utilizado é linearizar os modelos em torno de uma trajetória de referência Na prática essa trajetória consiste dos valores assumidos pelas estimativas dos estados fornecidas pelo próprio filtro. Com as matrizes linearizadas, o filtro de Kalman pode ser aplicado como descrito anteriormente.

A equação (4.2) pode ser escrita em sua forma não-linear, da seguinte maneira:

$$\mathbf{x}(k+1) = f(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k)) + \mathbf{w}(k)$$

$$\mathbf{y}(k) = h(\mathbf{x}(k)) + \mathbf{v}(k)$$

(4.8)

Expandindo a função "f($\mathbf{x}(k)$, $\mathbf{u}(k)$)" – lembra-se que " $\mathbf{u}(k)$ " é uma função determinística – em série de Taylor em torno da melhor estimativa dos estados " $\hat{\mathbf{x}}^+(k)$ ", obtém-se:

$$f(\mathbf{x}(k),\mathbf{u}(k)) \cong f(\hat{\mathbf{x}}^{+}(k),\mathbf{u}(k)) + \left|\frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}}\right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}^{+}(k)} (\mathbf{x}(k) - \hat{\mathbf{x}}^{+}(k))$$
(4.9)

Fazendo o mesmo para a função " $h(\mathbf{x}(k))$ ", mas em torno de $\hat{\mathbf{x}}(k)$, resulta em:

$$h(\mathbf{x}(k)) \cong h(\hat{\mathbf{x}}^{-}(k)) + \left| \frac{\partial h}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x} = \hat{\mathbf{x}}^{-}(k)} (\mathbf{x}(k) - \hat{\mathbf{x}}^{-}(k))$$
(4.10)

Substituindo (4.9) e (4.10) em (4.8):

$$\mathbf{x}(k+1) = \left| \frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}^{+}(k)} \mathbf{x}(k) + \left(f(\hat{\mathbf{x}}^{+}(k), \mathbf{u}(k)) - \left| \frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}^{+}(k)} \hat{\mathbf{x}}^{+}(k) \right) + \mathbf{w}(k)$$

$$\mathbf{y}(k) = \left| \frac{\partial h}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}^{-}(k)} \mathbf{x}(k) + \left(h(\hat{\mathbf{x}}^{-}(k)) - \left| \frac{\partial h}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}^{-}(k)} \hat{\mathbf{x}}^{-}(k) \right) + \mathbf{v}(k)$$
(4.11)

O modelo apresentado em (4.11) é linear, portanto sua solução pode ser obtida pelo filtro de Kalman, conforme apresentado anteriormente. Faz-se a ressalva que a propagação dos estados e a obtenção das predições das leituras continuam sendo realizadas com as equações não lineares, pois não há a necessidade de utilizar as equações linearizadas.

Uma das grandes dificuldades encontradas com o uso do filtro de Kalman estendido para estimação de parâmetros e de estados é a escolha das propriedades estatísticas dos ruídos de medida e de processo [23] [24] [59]. Esse assunto será tratado na seção seguinte com uma abordagem para estimação dessas propriedades baseada nas covariâncias dos resíduos.

Fatoração

Fatoração é o procedimento de transformar uma matriz em um produto de fatores equivalente. As ferramentas de fatoração constituem um recurso importante quando as operações de ponto flutuante são efetuadas com precisões inferiores a 32 bits. Os truncamentos nessa precisão podem gerar instabilidade numérica proveniente do cálculo da atualização da matriz de covariância dos erros de estado e levar o filtro à divergência. Essa matriz pode perder os atributos de simetria e mesmo deixar de ser positiva semidefinida.

Algumas estratégias podem ser adotadas para contornar o problema e tornar o filtro mais robusto. Dentre as mais comuns encontram-se as que utilizam a decomposição de Cholesky em matrizes triangulares, a solução de Potter na forma de filtro "Raiz Quadrada", ou o filtro U-D de Bierman [70].

Atualmente os computadores com precisão de 64 bits são utilizados sem que haja degradação na precisão matemática e sem que haja comprometimento no tempo de processamento. Nesse

trabalho utilizou-se a decomposição em valores singulares (SVD – *Singular Value Decomposition*) para a inversão do termo "(HPH^T+R)⁻¹" e o filtro de Kalman na sua forma convencional. O resultado da decomposição SVD da matriz a ser invertida fornece três matrizes, sendo duas ortogonais e uma matriz diagonal cujos termos são os valores singulares em ordem crescente. A grande vantagem do método é sua robustez, pois, caso a matriz em questão seja singular ou mal condicionada, em termos da precisão numérica do computador, a inversa pode ser aproximada substituindo-se os termos inversos da diagonal dos valores singulares por "zero".

4.9 Filtragem Adaptativa

Quando as hipóteses assumidas na formulação do filtro de Kalman – descritas anteriormente – são cumpridas, garante-se a otimalidade do filtro de Kalman com respeito à mínima variância dos erros na estimativa do estado. Considerações diferentes das assumidas na formulação original fazem com que o filtro trabalhe em uma forma que se convencionou chamar "sub-ótima". As propriedades estatísticas dos ruídos, mais notadamente as médias e as covariâncias dos ruídos de processo e de medida, precisam ser assumidas a priori, como nas relações (4.4).

Diferentemente dos modelos dinâmico e de medida, as propriedades estatísticas dos ruídos exigem maior abstração. O processo de determinação dos valores mais convenientes que garantam a convergência do filtro e que não subutilizem sua capacidade preditiva pode ser extremamente extenuante e subjetivo. Esse fenômeno é ainda mais crítico na determinação das propriedades do ruído de processo. Esse representa, teoricamente, o agrupamento de todas as dinâmicas aleatórias, ou mesmo determinísticas, em forma de um processo estocástico. Para o ruído de medida, pode-se obter uma boa aproximação de suas características com ensaios em laboratório nos transdutores utilizados.

Quanto ao desempenho do filtro, também pode ocorrer em alguns casos que a variância do erro de estado estimada se torne extremamente pequena ao longo do tempo e as medidas futuras são praticamente descartadas em detrimento de uma pseudo-confiança nas medidas anteriores e no modelo estimado [65], gerando o fenômeno da divergência.

Ainda que supostamente as covariâncias e as médias tenham sido determinadas com precisão, em muitos casos essas propriedades podem assumir atributos variáveis no tempo. Tipicamente em aplicações aeronáuticas, os efeitos e características da turbulência atmosférica sofrem variações ao longo da trajetória da aeronave e exemplificam muito bem o aspecto de dependência do tempo para as propriedades do ruído de processo.

Ao assumir-se que há imprecisões na formulação do problema, é razoável buscar uma mitigação observando-se o comportamento do filtro conforme as hipóteses iniciais consideradas em (4.4). Igualmente razoável é ajustar essas considerações iniciais a partir de um diagnóstico do desempenho do filtro. As principais fontes de informações são os resíduos, que devem ser reduzidos, aleatórios e com propriedades estatísticas coerentes com os modelos assumidos [64].

Dessa forma convencionou-se a denominação de "filtragem adaptativa" quando, seguindo algum critério, busca-se obter estimativas melhores da dinâmica do sistema e/ou das propriedades dos ruídos observando-se o desempenho do filtro.

Voltando ao caso aeronáutico, pode-se obter um modelo matemático que represente com muito boa aproximação o comportamento dinâmico de uma aeronave, principalmente no caso de verificação de compatibilidade, pois se trata de um problema cinemático. Dessa forma volta-se o interesse para a estimação adaptativa somente para as propriedades dos ruídos, deixando-se de lado os erros de modelagem. Algumas abordagens podem ser adotadas para uma estimação adaptativa. Mehra [60] classificou-as destacando principalmente os métodos Bayesianos, os de máxima verossimilhança, os de correlação e os de ajuste de covariância.

Alguns aspectos são importantes e desejáveis na filtragem adaptativa aplicada a aeronaves. O método desenvolvido deve considerar a característica temporal das propriedades. Além disso, a carga computacional não pode ser elevada, quando se deseja uma aplicação em tempo real. As estimativas devem ser atualizadas à medida que novas informações são fornecidas, o que não possibilita o uso de suavisadores ou a realização de mais de um passe nos dados, em sentido inverso.

Dentro das propostas de Mehra, os métodos de ajuste de covariância mostram-se bastante convenientes e adequados para os propósitos desse trabalho. Essa técnica, denominada "Técnica de Ajuste de Covariância", procura fazer com que os resíduos calculados pelo filtro sejam consistentes com as covariâncias teóricas.

As estimativas estatísticas dos ruídos de processo podem ser calculadas baseadas em uma proposta heurística e bastante intuitiva que foi sintetizada por Myers e Tapley [61]. O método foi implementado para a determinação de órbitas de satélites, e há também algumas outras aplicações mais recentes e bem sucedidas da técnica na área aeroespacial [66] [67] [78].

Uma modificação do método de Myers e Tapley foi proposta por Leathrum [79] para contornar possíveis problemas de instabilidade do algoritmo. Leathrum reviu algumas considerações feitas por Myers e Tapley no desenvolvimento do método e propôs alguns cálculos adicionais, mas, em seguida, Yang [80] demonstrou que os algoritmos de Myers-Tapley e de Leathrum não diferem em essência.

O método também foi utilizado em aplicações rastreamento de alvos por Groutage [81]. Devido à natureza do problema, onde ocorrem grandes variações nas funções de entrada e as medidas são fornecidas com atrasos no tempo variáveis, Groutage propôs uma nova forma de estimar as médias e as variâncias dos ruídos, na forma de janelas móveis. Propôs também o uso de um ganho de Kalman "não-ótimo", que pondera a etapa de correção do filtro, possibilitando até mesmo sua eliminação no caso de uma medida muito diferente da prevista após a etapa de propagação. Kirlin e Moghaddmajoo [82] obtiveram bons resultados no rastreamento de alvos utilizando a proposta de Groutage com poucas modificações. Nesse trabalho há também uma análise a respeito da estimação dos termos de polarização de entrada e dos termos de polarização das equações de medida. A estimação simultânea desses termos seria uma fonte de instabilidade do algoritmo proposto por Myers-Tapley, pois se confundem quando é computada a inovação, e isso levaria a um erro nas estimativas das variâncias dos ruídos de processo e de medida. Dessa forma é necessário que haja conhecimento prévio de ao menos um dos termos. Outra característica do método é que as estimativas das propriedades dos ruídos dependem dos estados, que por sua vez dependem das propriedades dos ruídos. Kilrin e Moghaddmajoo ressaltam que essa interdependência torna-se crítica quando há uma alteração brusca em uma função de entrada, o que provoca a degradação local das estimativas dos estados e consequentemente das estimativas das propriedades dos ruídos.

O método de Myers-Tapley continua sendo uma proposta atrativa, tomando-se as devidas precauções de acordo com as considerações feitas acima. Mas uma abordagem diferente pode ser proposta para contornar os problemas levantados por Groutage na obtenção da

consistência estatística nas estimativas e a necessidade de armazenar os dados ao longo do tempo. Além disso, no caso da verificação da compatibilidade de dados, não se espera alterações bruscas nas funções de entrada que possam desencadear uma degradação mutua entre estados e estimativas das propriedades dos ruídos, como sugerido por Kilrin e Moghaddmajoo.

Myers e Tapley utilizaram o processamento por lote, e não amostra a amostra, armazenando uma determinada quantidade de dados, na forma de memória finita, e multiplicando-os por um "fator de esquecimento". Para obter melhor consistência estatística, as estimativas foram calculadas por valor médio.

Na metodologia proposta no presente trabalho busca-se essa consistência estatística utilizando-se um filtro de Kalman, semelhante ao proposto por Rios Neto e Kuga [62] e por Ghil et al. [63], mas com outras formulações matemáticas.

O que se busca é desenvolver uma metodologia de filtragem adaptativa a partir de uma estimativa da variância da inovação e do erro de estado. O aspecto temporal do fenômeno foi atendido deixando-se de lado os cálculos em forma de lote. Dessa forma optou-se por estimar as propriedades dos ruídos na forma de filtros de Kalman paralelos ao filtro principal, pois suas "medidas" são computadas em momentos distintos e a partir dos resultados do filtro principal. A formulação é feita em seguida.

Estimativa das Propriedades dos Ruídos de Processo

Os estados desse filtro são a média "**MPN**" e a covariância "**CPN**" do ruído de processo do filtro principal. Tomando por base (4.2), é intuitivo estimar-se que uma medida da média dos ruídos de processo seja representada pela seguinte relação:

$$MPN_{m}(j+1) = \hat{\mathbf{x}}^{+}(j+1) - \Phi \hat{\mathbf{x}}^{+}(j) - Bu(j)$$
(4.12)

que é equivalente a:

$$\mathbf{MPN}_{m}(j+1) = \hat{\mathbf{x}}^{+}(j+1) - \hat{\mathbf{x}}^{-}(j+1)$$
(4.13)

As respectivas covariâncias podem ser calculadas por:

$$\mathbf{C}_{MPN}(\mathbf{j}) = (\mathbf{MPN}_{m}(\mathbf{j}) - \mathbf{MPN}(\mathbf{j}))(\mathbf{MPN}_{m}(\mathbf{j}) - \mathbf{MPN}(\mathbf{j}))^{T}$$
(4.14)

Os valores estimados, com o sobrescrito "^", da equação acima são provenientes dos estados do filtro de Kalman.

A medida da covariância do ruído de processo do filtro principal pode ser estimada pela seguinte expressão [61]:

$$\mathbf{CPN}_{m}(\mathbf{j}) = \mathbf{C}_{MPN}(\mathbf{j}) - (\mathbf{\Phi}\mathbf{P}^{+}(\mathbf{j}-1)\mathbf{\Phi}^{T} - \mathbf{P}^{+}(\mathbf{j}))$$

$$(4.15)$$

Somente a diagonal da estimativa da matriz de covariância dos erros de processo é considerada. Valores negativos significam que o termo " $C_{MPN}(j)$ " é menor que o segundo termo, o que deve representar uma covariância dos erros de processo baixa. Para que a matriz se mantenha positiva e semidefinida, somente valores maiores ou iguais a zero são considerados. Valores negativos são alterados para zero numérico, em um procedimento sugerido por Grewal [70] para a correção de matrizes que deveriam ser positivas semidefinidas, mas não o são por questões de aproximação numérica.

Uma vez obtidas as formulações das medidas necessárias para a média do ruído de processo e a sua covariância – atributos do primeiro filtro e vetor de estados do segundo filtro, que são os modelos de medidas, são necessárias as formulações dos modelos dinâmicos e das respectivas covariâncias de medida e de processo. Não há como se determinar o comportamento dinâmico real desses estados, dada a característica aleatória do fenômeno. A modelagem dinâmica proposta considera estados constantes no tempo, para o segundo filtro, porém com a adição de um ruído branco com média nula e covariância definida. Isso fornece uma boa flexibilidade e contorna problemas de divergência permitindo variações no tempo.

Sumarizando em forma matricial, o modelo dinâmico para o ruído de processo é proposto na seguinte forma:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{MPN}(j+1) \\ \mathbf{CPN}(j+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{MPN}(j) \\ \mathbf{CPN}(j) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{w21}(j) \\ \mathbf{w22}(j) \end{bmatrix}$$
(4.16)

onde "w2x(j)" é um vetor de ruído branco com propriedades "w2x"~N(0,Q2x).

Agrupando as equações anteriores, o modelo de medidas resulta em:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{MPN}_{m}(j) \\ \mathbf{CPN}_{m}(j) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}^{+}(j) - \hat{\mathbf{x}}^{-}(j) \\ \mathbf{C}_{\mathbf{MPN}}(j) - (\mathbf{\Phi}\mathbf{P}^{+}(j-1)\mathbf{\Phi}^{T} - \mathbf{P}^{+}(j)) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{MPN}(j) \\ \mathbf{CPN}(j) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{v21}(j) \\ \mathbf{v22}(j) \end{bmatrix}$$
(4.17)

onde "v2x(j)" é um vetor de ruído branco com propriedades "v2x"~N(0,R2x).

Estimativa das Propriedades dos Ruídos de Medida

Os procedimentos para obtenção das estimativas estatísticas do ruído de medida são baseados na mesma formulação apresentada para o caso dos ruídos de processo, mas com o uso da inovação. O método também pode ser classificado como "Técnica de Ajuste de Covariância", segundo Mehra [60]. Para tanto um terceiro filtro de Kalman é definido. A inovação deve possuir propriedades estatísticas de um ruído branco, ou seja, estacionário, com média zero e correlação nula entre tempos de cálculos distintos, que é a *innovation property*. Em um caso real, uma medida da média do ruído de medida seria estimada por:

$$\mathbf{MMN}_{m}(\mathbf{i}) = \mathbf{y}(\mathbf{i}) - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}^{-}(\mathbf{i})$$
(4.18)

e a respectiva covariância estimada por:

$$\mathbf{C}_{MMN}(\mathbf{i}) = (\mathbf{MMN}_{m}(\mathbf{i}) - \mathbf{MMN}(\mathbf{i}))(\mathbf{MMN}_{m}(\mathbf{i}) - \mathbf{MMN}(\mathbf{i}))^{T}$$
(4.19)

onde os valores estimados são fornecidos pelo respectivo filtro de Kalman.

Pode ser demonstrado que o valor esperado para a covariância da inovação é dado por [60]:

$$E\{(\mathbf{y}(i) - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}^{-}(i))(\mathbf{y}(i) - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}^{-}(i))^{\mathrm{T}}\} = \mathbf{H}\mathbf{P}^{-}(i)\mathbf{H}^{\mathrm{T}} + \mathbf{R}(i)$$
(4.20)

o que resulta em uma expressão da medida da estimativa da covariância do ruído de medida do filtro principal como se segue:

$$\mathbf{CMN}_{\mathbf{m}}(\mathbf{i}) = \mathbf{C}_{\mathbf{MMN}}(\mathbf{i}) - \mathbf{HP}^{-}(\mathbf{i})\mathbf{H}^{\mathrm{T}}$$
(4.21)

Analogamente ao caso anterior, somente a diagonal da estimativa da matriz de covariância dos erros de medida é considerada. Valores negativos significam que o termo " $C_{MMN}(i)$ " é menor que o segundo termo, o que isso deve representar uma covariância dos erros de medida baixa. Para que a matriz continue positiva e semidefinida, somente valores maiores ou iguais a zero são considerados. Valores negativos são alterados para zero numérico, analogamente ao utilizado nas estimativas dos ruídos de processo.

Uma vez definidas as medidas necessárias para a média do ruído de medida e a sua covariância – atributos do primeiro filtro e vetor de estados do terceiro filtro, que são os modelos de medidas, é necessário que se especifique o modelo dinâmico. A abordagem será a mesma adotada na definição do filtro para as estimativas das propriedades do ruído de processo, ou seja:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{M}\mathbf{M}\mathbf{N}(i+1) \\ \mathbf{C}\mathbf{M}\mathbf{N}(i+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{M}\mathbf{M}\mathbf{N}(i) \\ \mathbf{C}\mathbf{M}\mathbf{N}(i) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{w}\mathbf{3}\mathbf{1}(i) \\ \mathbf{w}\mathbf{3}\mathbf{2}(i) \end{bmatrix}$$
(4.22)

onde "w3x(j)" é um vetor de ruído branco com propriedades "w3x"~N(0,Q3x).

Agrupando as equações anteriores, o modelo de medidas resulta em:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{MMN}_{m}(i) \\ \mathbf{CMN}_{m}(i) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{y}(i) - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}^{-}(i) \\ \mathbf{C}_{\mathbf{MMN}}(i) - \mathbf{HP}^{-}(i)\mathbf{H}^{\mathrm{T}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{MMN}(i) \\ \mathbf{CMN}(i) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{v}\mathbf{31}(i) \\ \mathbf{v}\mathbf{32}(i) \end{bmatrix}$$
(4.23)

onde "v3x(i)" é um vetor de ruído branco com propriedades "v3x"~N(0,R3x).

O processamento dos dois filtros auxiliares, para as estimativas estatísticas do ruído de processo e do ruído de medidas do filtro principal, é realizado com equações similares às equações do filtro principal na forma de um filtro de Kalman. Todos são executados em paralelo e trocando informações entre si, na seqüência descrita em seguida:

 $\hat{\mathbf{x}}^{-}(\mathbf{k}+1) = \mathbf{\Phi}\hat{\mathbf{x}}^{+}(\mathbf{k}) + \mathbf{M}\hat{\mathbf{P}}\mathbf{N}(\mathbf{k})$ $\mathbf{P}^{-}(\mathbf{k}+1) = \mathbf{\Phi}\mathbf{P}^{+}(\mathbf{k})\mathbf{\Phi}^{\mathrm{T}} + \mathbf{C}\hat{\mathbf{P}}\mathbf{N}(\mathbf{k})$ $\hat{\mathbf{x}}3^{-}(k+1) = \mathbf{\Phi}3\hat{\mathbf{x}}3^{+}(k)$ $P3^{-}(k+1) = \Phi 3P3^{+}(k)\Phi 3^{T} + Q3$ $K3(k+1) = P3^{-}(k+1))H3^{T}[H3P3^{-}(k+1)H3^{T} + R3]^{-1}$ $\hat{\mathbf{x}}^{(k+1)} = \hat{\mathbf{x}}^{(k+1)} + \mathbf{K}^{(k+1)} [\mathbf{y}^{(k+1)} - \mathbf{H}^{(k+1)}]$ $P3^{+}(k+1) = P3^{-}(k+1) - K3(k+1)H3P3^{-}(k+1)$ $\mathbf{K}(k+1) = \mathbf{P}^{-}(k+1)\mathbf{H}^{\mathrm{T}}[\mathbf{H}\mathbf{P}^{-}(k+1)\mathbf{H}^{\mathrm{T}} + \mathbf{C}\hat{\mathbf{M}}\mathbf{N}(k+1)]^{-1}$ $\hat{\mathbf{x}}^{+}(\mathbf{k}+1) = \hat{\mathbf{x}}^{-}(\mathbf{k}+1) + \mathbf{K}(\mathbf{k}+1)[\mathbf{v}(\mathbf{k}+1) - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}^{-}(\mathbf{k}+1) - \mathbf{M}\hat{\mathbf{M}}\mathbf{N}(\mathbf{k}+1)]$ $P^{+}(k+1) = P^{-}(k+1) - K(k+1)HP^{-}(k+1)$ $\hat{\mathbf{x}}\mathbf{2}^{-}(\mathbf{k}+1) = \mathbf{\Phi}\mathbf{2}\hat{\mathbf{x}}\mathbf{2}^{+}(\mathbf{k})$ $P2^{-}(k+1) = \Phi 2.P2^{+}(k)\Phi 2^{T} + Q2$ $K2(k+1) = P2^{-}(k+1)H2^{T}[H2P2^{-}(k+1)H2^{T} + R2]^{-1}$ $\hat{\mathbf{x}}^{+}(k+1) = \hat{\mathbf{x}}^{-}(k+1) + \mathbf{K}^{2}(k+1)[\mathbf{y}^{2}(k+1) - \mathbf{H}^{2}\hat{\mathbf{x}}^{-}(k+1)]$ (4.24) $P2^{+}(k+1) = P2^{-}(k+1) - K2(k+1)H2P2^{-}(k+1)$

Nas equações (4.24) foram introduzidas as notações "**x3**", "**y3**", "**Φ3**", "**H3**", "**Q3**" e "**R3**" referentes ao filtro para as estimativas do ruído de medida, e "**x2**", "**y2**", "**Φ2**", "**H2**", "**Q2**" e "**R2**" relativos ao filtro para as estimativas do ruído de processo. A formatação é a mesma apresentada em (4.2) e as definições das matrizes dinâmicas estão em (4.16), (4.17), (4.22) e (4.23). Os vetores "**MPN**" e "**CPN**" compõem o vetor de estados "**x2**", e os vetores "**MMN**" e "**CMN**" compõem o vetor de estados "**x3**".

Mesmo que a formulação permita a estimação das propriedades dos ruídos de medida e de processo, isso requer cautela. As características dos ruídos de medida podem ser determinadas em experimentos laboratoriais e também se procura evitar problemas de observabilidade, de instabilidade nos algoritmos e de sobrecarga computacional.

A modelagem matemática do problema de verificação de compatibilidade foi definida no Capítulo 2. Em seguida foi feita uma análise de quais manobras de ensaio em vôo seriam mais adequadas para a excitação do modelo. Por fim escolheu-se o método do filtro de Kalman estendido com estimação adaptativa para as propriedades dos ruídos de processo e de medida. Recordando a filosofia Quad-M do DLR, o passo seguinte seria caracterizar as medições, o que será visto no próximo Capítulo que especifica o experimento.

5. Definição do Experimento

5.1 Introdução

Nos Capítulos anteriores foram definidos o modelo matemático, sua forma de excitação e a metodologia matemática utilizada para a verificação de compatibilidade de dados de ensaio em vôo e calibração dos dados do ar em tempo real. Para a validação do método proposto duas abordagens serão utilizadas: a primeira faz uso de simulações de Monte Carlo com dados sintéticos gerados no ambiente controlado de um simulador; e a segunda utiliza dados reais de ensaio em vôo. Todo o código computacional foi programado em ambiente MatLab[®], utilizando somente suas funções básicas, inclusive para a implementação das rotinas de filtragem estocástica.

5.2 Conjunto de Equação do Filtro de Kalman Estendido Adaptativo

5.2.1 Modelo Dinâmico

O vetor de estados necessário para a implementação do filtro de Kalman estendido é definido a partir do conjunto de equações apresentado em (2.18). A esse vetor são acrescidos os parâmetros propostos no problema, convertidos em estados, conforme a equação (5.1) que se segue.

Nesse conjunto de equações nota-se que as constantes de tempo das equações de estado dos componentes dos ventos foram consideradas suficientemente grandes em relação ao intervalo de observação para que fossem desprezadas – vide equação (2.13). Além disso o estado " z_E " foi convertido em altura geométrica "h" na forma " $h = -z_E$ ".

$$\begin{split} \dot{u} &= \left(ax_{c_{R}} + b_{ax} + wp_{ax}\right) - \left(\left(g_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)w - \left(r_{m} + b_{r} + wp_{r}\right)v\right) - gsen\theta \\ \dot{v} &= \left(ay_{c_{R}} + b_{ax} + wp_{ay}\right) - \left(\left(r_{m} + b_{r} + wp_{r}\right)u - \left(p_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)w\right) + g\cos\theta (sen\phi) \\ \dot{w} &= \left(az_{c_{R}} + b_{ax} + wp_{ax}\right) - \left(\left(p_{m} + b_{r} + wp_{r}\right)v - \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)u\right) + g\cos\theta (cs\phi) \\ \dot{\phi} &= \left(p_{m} + b_{p} + wp_{p}\right) + \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi \tan\theta + \left(r_{m} + b_{r} + wp_{r}\right)\cos\phi (tan\theta) \\ \dot{\theta} &= \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi (tan\theta) + \left(r_{m} + b_{r} + wp_{r}\right)cos\phi (tan\theta) \\ \dot{\theta} &= \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi sec\theta + \left(r_{m} + b_{r} + wp_{r}\right)cos\phi (tan\theta) \\ \dot{\psi} &= \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi sec\theta + \left(r_{m} + b_{r} + wp_{r}\right)cos\phi (tan\theta) \\ \dot{\psi} &= \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi (tan\theta) \\ \dot{\psi} &= \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi (tan\theta) \\ \dot{\psi} &= \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi (tan\theta) \\ \dot{\psi} &= \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi (tan\theta) \\ \dot{\psi} &= \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi (tan\theta) \\ \dot{\psi} &= \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi (tan\theta) \\ \dot{\psi} &= \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi (tan\theta) \\ \dot{\psi} &= \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi (tan\theta) \\ \dot{\psi} &= \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi (tan\theta) \\ \dot{\psi} &= \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi (tan\theta) \\ \dot{\psi} &= \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi (tan\theta) \\ \dot{\psi} &= \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi (tan\theta) \\ \dot{\psi} &= \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi (tan\theta) \\ \dot{\psi} &= \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi (tan\theta) \\ \dot{\psi} &= \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi (tan\theta) \\ \dot{\psi} &= \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi (tan\theta) \\ \dot{\psi} &= \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi (tan\theta) \\ \dot{\psi} &= \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi (tan\theta) \\ \dot{\psi} &= \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi (tan\theta) \\ \dot{\psi} &= \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi (tan\theta) \\ \dot{\psi} &= \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi (tan\theta) \\ \dot{\psi} &= \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi (tan\theta) \\ \dot{\psi} &= \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi (tan\theta) \\ \dot{\psi} &= \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi (tan) \\ \dot{\psi} &= \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi (tan) \\ \dot{\psi} &= \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi (tan) \\ \dot{\psi} &= \left(q_{m} + b_{q} + wp_{q}\right)sen\phi (tan) \\ \dot{\psi} &= \left(q_{m} + b_{q$$

Os parâmetros, ou estados aumentados, foram considerados constantes, no entanto com derivada temporal igual a uma variável aleatória com distribuição Gaussiana e média nula. O vetor de estados aumentado é resumido na tabela seguinte com as respectivas unidades e definições:

Estado		Definição	Unidade
1	и	Velocidade inercial longitudinal	m/s
2	v	Velocidade inercial lateral	m/s
3	W	Velocidade inercial transversal	m/s
4	ϕ	Ângulo de inclinação	Graus
5	θ	Ângulo de arfagem	Graus
6	ψ	Ângulo de proa	Graus
7	x_E	Posição "x" do CG em relação ao ref. inercial	m
8	\mathcal{Y}_E	Posição "y" do CG em relação ao ref. inercial	m
9	h_E	Posição "h" do CG em relação ao ref. inercial	m
10	W_N	Vento norte	m/s
11	W_E	Vento leste	m/s
12	W_h	Vento vertical	m/s
13	Ps	Pressão estática	Pascal
14	b_{ax}	Polarização da força específica longitudinal	m/s^2
15	b_{ay}	Polarização da força específica lateral	m/s^2
16	b_{az}	Polarização da força específica transversal	m/s ²
17	b_p	Polarização da rotação lateral	Graus/s
18	b_q	Polarização da rotação de arfagem	Graus/s
19	b_r	Polarização da rotação de guinada	Graus/s
20	K_{α}	Fator de escala do ângulo de ataque	Adimensional
21	b_{lpha}	Polarização do ângulo de ataque	Graus
22	K_{β}	Fator de escala do ângulo de derrapagem	Adimensional
23	b_{eta}	Polarização do ângulo de derrapagem	Graus
24	$\overline{K_{Ps}}$	Fator de escala da medida de pressão estática	Adimensional
25	b_{Ps}	Polarização da medida de pressão estática	Pascal

Tabela 5.1 – Vetor de estados para o filtro de Kalman estendido.

O vetor de entradas é representado na próxima tabela:

Entrada		Definição	Unidade
1	ax_m	Força específica longitudinal	m/s^2
2	ay_m	Força específica lateral	m/s^2
3	az_m	Força específica transversal	m/s^2
4	p_m	Rotação lateral	Graus/s
5	q_m	Rotação de arfagem	Graus/s
6	r_m	Rotação de guinada	Graus/s
7	SAT	Temperatura estática	Celsius

Tabela 5.2 – Vetor de entradas para o filtro de Kalman estendido.

5.2.2 Modelo de Medidas

O modelo de medidas foi definido em (2.35) e se repete nesse capítulo para fins de clareza:

$$\begin{aligned} \alpha m &= K_{\alpha} t g^{-1} \left(\frac{w_{a} - x_{a} q + y_{\alpha} p}{u_{a}} \right) + b_{\alpha} + w m_{\alpha} \\ \beta m &= K_{\beta} t g^{-1} \left(\frac{v_{a} + x_{\beta} r - z_{\beta} p}{u_{a}} \right) + b_{\beta} + w m_{\beta} \\ Psm &= Ps \left[1 + K_{Ps} \left[\left(\frac{7.R.SAT + V^{2}}{7.R.SAT} \right)^{\frac{7}{2}} - 1 \right) \right] + \frac{Ps.g}{R.SAT} \left[(x_{Ps} - x_{CG}) sen(\theta) - (z_{Ps} - z_{CG}) cos(\theta) \right] + b_{Ps} + w m_{p} \\ Ptm &= Ps \left[1 + \frac{V^{2}}{7.R.SAT} \right]^{\frac{7}{2}} + \frac{Ps.g}{R.SAT} \left[(x_{Ps} - x_{CG}) sen(\theta) - (z_{Ps} - z_{CG}) cos(\theta) \right] \\ + \frac{Ps.V}{R.SAT} \left[(y_{Pt} - y_{CG}) r - (z_{Pt} - z_{CG}) q \right] + w m_{pt} \\ x_{e}m &= x_{e} + w m_{xE} \\ y_{e}m &= y_{e} + w m_{yE} \\ z_{e}m &= z_{e} + w m_{zE} \end{aligned}$$

$$(5.2)$$

Dessa forma o vetor de medidas é apresentado na tabela a seguir:

Medida		Definição	Unidade
1	ст	Ângulo de ataque	Graus
2	βm	Ângulo de derrapagem	Graus
3	Psm	Pressão estática	Pascal
4	Ptm	Pressão total	Pascal
5	$x_E m$	Posição "x" do CG em relação ao ref. inercial	m
6	$y_E m$	Posição "y" do CG em relação ao ref. inercial	m
7	$h_E m$	Posição "h" do CG em relação ao ref. inercial	m

Tabela 5.3 – Vetor de saídas para o filtro de Kalman estendido.

5.2.3 Constantes

Algumas constantes são necessárias no corpo do programa e complementam o modelo matemático. Elas são apresentadas na próxima tabela:

Constante		Definição	Valor	Unidade
1	R	Constante universal dos gases	286,97	$m^2/s^2/K$
2	g	Aceleração da gravidade	9,80665	m/s^2

Tabela 5.4 – Constantes físicas dos modelos dinâmico e de medida.

5.2.4 Equações Auxiliares

As medidas de força específica normalmente são realizadas fora do centro de gravidade da aeronave. Os valores são corrigidos para o CG através das equações seguintes:

$$ax_{cg} = xa(q^{2} + r^{2}) - ya(pq - \dot{r}) - za(pr + \dot{q}) + ax_{m}$$

$$ay_{cg} = -xa(qp + \dot{r}) + ya(p^{2} + r^{2}) - za(qr - \dot{p}) + ay_{m}$$

$$az_{cg} = -xa(pr - \dot{q}) - ya(qr + \dot{p}) + za(p^{2} + q^{2}) + az_{m}$$

(5.3)

onde "xa", "ya" e "za" são as coordenadas dos acelerômetros em relação do CG da aeronave.

As medidas de posição, em geral realizadas através de uma antena de GPS, também não costumam ser realizadas no CG da aeronave. A transformação das medidas é realizada por meio das seguintes equações:

$$\begin{bmatrix} xcg_E m \\ ycg_E m \\ -hcg_E m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_E m \\ y_E m \\ -h_E m \end{bmatrix} - L_{EB} \begin{bmatrix} x_{GPS} \\ y_{GPS} \\ z_{GPS} \end{bmatrix}$$
(5.4)

onde " x_{GPS} ", " y_{GPS} " e " z_{GPS} " são as coordenadas da antena receptora em relação do CG da aeronave.

As velocidades aerodinâmicas precisam ser calculadas para uso nas equações do modelo de medidas. Isso é feito extraindo-se os componentes do vento das velocidades inerciais representadas no eixo do corpo, conforme o seguinte conjunto de equações:

$$\begin{bmatrix} u_a \\ v_a \\ w_a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u \\ v \\ w \end{bmatrix} - L_{BE} \begin{bmatrix} W_N \\ W_L \\ W_Z \end{bmatrix}$$
(5.5)

5.2.5 Propriedades dos Ruídos do Filtro Principal

Ruídos de Medida

A formulação estocástica do filtro de Kalman requer que sejam fornecidas as propriedades estatísticas dos erros de medida, assumidos Gaussianos de média nula. No caso da filtragem adaptativa, esses valores são considerados como valores iniciais, mas não devem ser excessivamente distantes da realidade para evitar problemas de divergência do filtro. Suas propriedades podem ser estimadas a partir de dados adquiridos em ensaios anteriores. Os filtros passa-banda ou passa-faixa podem ser bastante eficientes para fornecer uma decomposição aproximada entre sinal e ruído. O método utilizado nesse trabalho baseou-se em uma proposta de Morelli [69], cujas estimativas de precisão são de 5% dos valores reais das propriedades estatísticas. O gráfico seguinte exibe os resultados obtidos para o caso do ângulo de ataque, usando um sensor do tipo diferencial de pressão, e para a força específica normal "a_z":



Figura 5.1 – Filtragem dos dados do sensor de ângulo de ataque e do sensor de força específica normal "az".

A próxima tabela apresenta propriedades típicas dos ruídos contidos em medidas de ensaio em vôo para os mesmos sensores utilizados no presente trabalho:

Ruído	Desvio Padrão (σ)	Unidade
wp _{ax}	0,01	m/s^2
wp _{ay}	0,01	m/s ²
wp _{az}	0,01	m/s^2
wp_p	0,0001	rad/s
wp _q	0,0001	rad/s
wp _r	0,0001	rad/s
wm_{α}	0.0003	rad
wm_{β}	0.0008	rad
wm _{Ps}	4,0	Pa
wm _{Pt}	10	Pa
wm_{xE}	0,012	m
wm _{yE}	0,012	m
wm_{zE}	0,012	m

Tabela 5.5 – Desvios padrões assumidos para os ruídos provenientes dos sensores utilizados nos vôos de ensaio.

Ruídos de Processo

Os valores assumidos para as propriedades dos ruídos de processo foram baseados na literatura. No entanto alguns ajustes foram realizados, pois cada modelagem possui seus erros e aproximações intrínsecos e é um caso particular de solução do problema. Os procedimentos adotados para ajuste dessas propriedades foram: i) confronto dos estados identificados pelo filtro com estimativas anteriores obtidas por outros métodos; ii) análise das propriedades estatísticas das inovações; e iii) comportamento temporal da variância dos erros de estado. Os resultados finais são apresentados na tabela seguinte:

Ruído	Desvio Padrão (σ)	Unidade
wp_{W_N}	0,003	m/s
wp_{W_E}	0,003	m/s
wp_{W_z}	0,0003	m/s
wp_{Ps}	1	Pa
wpb _{ax}	1e-5	m/s^2
wpb_{ay}	1e-5	m/s^2
wpb _{az}	1e-5	m/s^2
wpb_p	3e-8	rad/s
wpb_q	3e-8	rad/s
wpb_r	3e-8	rad/s
wpK_{Ps}	3e-8	Adimensional
wpb_{Ps}	3e-8	Pa
wpK_{α}	3e-8	Adimensional
wpb_{α}	3e-8	rad.
K_{β}	3e-8	Adimensional
b_{eta}	3e-8	rad.

Tabela 5.6 – Desvios padrões assumidos para os ruídos de processo [23].

Os doze estados estendidos foram modelados como *random walk* com média nula e propriedades estatísticas constantes no tempo. Os valores dos desvios padrões foram determinados de forma heurística baseando-se no julgamento de engenharia [51].

A matriz de intensidade do ruído de processo pode ser derivada do conjunto de equações (5.1), conforme a matriz que se segue:

-wv $0 \, 1 \, 0 \, w$ -u $0\ 0\ 1\ -v$ и $\cos(\phi)$ $-\operatorname{sen}(\theta)$ $\mathbf{G} =$ 0 0 0 0 $0 \ 0 \ 0 \ 0$ (5.6) $0 \ 0 \ 0 \ 0$ 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1

válida para um vetor de ruído de processo definido por (2.38), acrescidos dos parâmetros em forma de estado, ou seja:

$$\mathbf{w}_{\mathbf{p}} = [wp_{ax} \ wp_{ay} \ wp_{az} \ wp_{p} \ wp_{q} \ wp_{r} \ wp_{W_{N}} \ wp_{W_{E}} \ wp_{W_{Z}} \ wp_{Ps} \ wp_{bax} \ wp_{bay} \ wp_{baz} \dots$$

$$wp_{bp} \ wp_{bq} \ wp_{br} \ wp_{k\alpha} \ wp_{b\alpha} \ wp_{K\beta} \ wp_{K\beta} \ wp_{KPs} \ wp_{bPs}]^{T}$$
(5.7)

5.2.6 Filtro Adaptativo dos Erros de Processo - Segundo Filtro

As equações referentes aos modelos do filtro de Kalman que estimam as propriedades estatísticas dos ruídos de processo são a Equação (4.16) e a Equação (4.17). Como não há nada a acrescentar em termos de formulação, elas não serão repetidas nesse capítulo.

O problema de reconstrução da trajetória foi formulado com 25 estados, conforme Equação (5.1). A dimensão do segundo filtro poderia chegar a 44 estados (22 médias mais 22 variâncias do filtro principal – as três equações de navegação não são estocásticas). No entanto alguns estados específicos podem ser selecionados e isso é feito seguindo um critério prático em relação à aplicação desejada.

Em aplicações aeronáuticas um tipo de ruído de processo bastante característico é o proveniente de turbulências atmosféricas. Diversos modelos já foram propostos, como o modelo de Dryden, por exemplo, mas obviamente o fenômeno possui natureza puramente aleatória. Uma aeronave pode atravessar zonas de graus de turbulências distintos com gradação desde "ar calmo" até "turbulência severa".

Algumas manobras podem possuir características que induzam dinâmicas cujo modelo matemático não contemple. A ausência da modelagem repercute na alteração das propriedades dos resíduos do filtro. As propriedades estatísticas são alteradas, ou mesmo passam a incorporar características coloridas, que violam a consideração inicial de que se trate de ruído branco. Em aeronaves de grande porte, uma excitação mais brusca nas superfícies de comando pode excitar modos elásticos que freqüentemente não são considerados quando se adota modelos clássicos de corpo rígido. Manobras de stall ou buffeting, onde ocorre o descolamento do fluxo aerodinâmico da superfície da aeronave, provocam vibrações estruturais na aeronave que podem ser identificadas pelo aumento do ruído de medida em alguns sensores. A Figura 5.1 apresenta o comportamento de um sensor de ângulo de incidência aerodinâmica e de um sensor de força específica normal durante um *stall*. Nota-se claramente o aumento das amplitudes do ruído quando se aproxima da região de máximo ângulo de ataque até que a aeronave se recupere da manobra. Naturalmente haverá uma degradação das estimativas dos estados nessas regiões para os filtros com propriedades estatísticas dos ruídos fixas ao longo do tempo. No caso do stall, é exatamente nessa região onde são determinados o coeficiente de sustentação máximo e a velocidade mínima de vôo, parâmetros fundamentais para a definição das características de desempenho da aeronave.

A determinação das propriedades estatísticas dos ruídos de medida do segundo filtro foi feita baseando-se no desempenho do filtro principal executado com as propriedades dos ruídos fixas. As equações de medida (4.17) foram aplicadas e as respectivas propriedades dos seus ruídos de medida foram extraídas da mesma forma feita para as medidas do filtro principal –

Estado do Filtro	Média	Desvio Padrão	Unidade
Principal		200110100100	0
1	1.80E-04	3.32E-04	m/s
2	1.20E-04	3.32E-04	m/s
3	2.00E-05	2.37E-05	m/s
4	2.30E-09	5.66E-09	rad
5	4.30E-10	2.65E-09	rad
6	3.50E-09	1.67E-08	rad
7	-	-	-
8	-	-	-
9	-	-	-
10	4.70E-05	6.86E-05	m/s
11	6.90E-05	7.81E-05	m/s
12	1.30E-06	2.68E-06	m/s
13	2.10E+00	3.16E+00	Ра
14	2.40E-11	2.00E-11	m/s^2
15	2.70E-13	2.43E-13	m/s ²
16	2.80E-10	2.79E-10	m/s ²
17	2.20E-13	3.32E-13	rad/s
18	7.40E-16	4.00E-16	rad/s
19	6.00E-14	5.83E-14	rad/s
20	2.90E-06	4.90E-06	adm.
21	1.80E-08	5.39E-08	rad.
22	3.10E-08	2.26E-08	adm.
23	3.90E-10	3.46E-10	rad.
24	2.80E-13	6.16E-13	adm.
25	5.60E-01	7.35E-01	Ра

vide Figura 5.1. Três manobras de ensaio em vôo foram utilizadas como base de dados. Os resultados foram repetitivos e consistentes e são apresentados na tabela seguinte:

Tabela 5.7 – Desvios padrões assumidos para os ruídos de medida do segundo filtro extraídos dos resultados do filtro principal com propriedades de ruído constantes.

As variâncias iniciais dos erros de estado adotadas assumiram os mesmos valores dos ruídos de medida apresentados na Tabela 5.7, um procedimento sugerido por Bauer e Andrisani [79].

Os valores adotados para ruído de processo podem ser escolhidos com base no desempenho desejado para a dinâmica de estimação dos ruídos de medida do filtro principal. O modelo dinâmico do segundo filtro (4.16) é bastante simples, e nisso reside sua grande vantagem e facilidade no processo de ajuste. Seu equacionamento considera estados invariantes no tempo, no entanto as magnitudes das variâncias dos ruídos de processo adotados permitem uma variação mais ou menos intensa dos valores assumidos pelos estados ao longo do tempo. Ruídos de processo baixos, ou nulos, fazem com que o filtro "perceba" alterações nas propriedades do ruído de processo do filtro principal de forma mais lenta, o que é propício para captar variações suaves com, por exemplo, variação nas condições de turbulências atmosférica. No caso de alterações mais abruptas, comuns em manobras tipo *stall* ou *buffeting*, é conveniente maior agilidade na estimação, e o ruído de processo precisa possuir maior magnitude. Nesse caso as estimativas podem assumir valores mais elevados devido a variações locais, portanto adotou-se um limite de " 3σ " (desvio padrão) em relação ao valor inicial assumido no filtro principal, como sugerido por Rios Neto e Kuga [62], para contornar estimativas locais ruins que poderiam favorecer a degradação do desempenho do filtro.

Dentre os componentes do vetor de ruídos de processo, dados na Equação (5.7), observa-se que as entradas a_x , a_y , a_z , p, $q \in r$, normalmente fornecidas por uma plataforma inercial, são bons candidatos a se beneficiar com uma estimação adaptativa. Espera-se um benefício ainda maior quando a unidade está afastada do centro de gravidade da aeronave e de forma desfavorável em relação aos modos principais de vibração. Dessa forma as variâncias dos ruídos de processo das equações de estado de u, v, w, *Phi*, *Theta* e *Psi* são bons candidatos a serem estimados pelo segundo filtro. Evitou-se estimar as médias dos resíduos para não haver conflito com a identificação dos parâmetros de polarização existentes nos modelos dinâmicos de u, v, w, *Phi*, *Theta* e *Psi*.

5.2.7 Filtro Adaptativo dos Erros de Medida – Terceiro Filtro

O terceiro filtro estima as propriedades estatísticas dos ruídos de medida, que estão definidos na Equação (5.2). O modelo dinâmico e o modelo de medidas foram apresentados nas Equações (4.22) e (4.23). As motivações do uso da filtragem adaptativa para estimar as propriedades estatísticas dos ruídos de medida são as mesmas apresentadas para o caso anterior referente aos ruídos de processo.

Para o problema completo ter-se-ia 14 estados para o terceiro filtro. Sete relativos às médias e outros sete relativos às variâncias dos ruídos de medida. Novamente nem todos os estados precisam ser selecionados para o terceiro filtro. As variâncias dos ângulos de ataque e de derrapagem e as pressões estática e total podem ser objetos de estimação adaptativa. Até mesmo os erros das medidas das posições fornecidas pelo GPS podem ser estimados para os casos em que o modelo é de corpo rígido e a aeronave tem comportamento elástico acentuado. As estimativas das médias dos ruídos novamente foram descartadas, pois as respectivas equações, como se observa em (5.2), já possuem termos de erro de polarização a serem estimados.

O processo para obtenção das propriedades estatísticas dos ruídos de processo e de medida, para a determinação da variância inicial dos erros de estado e para ajuste e configuração do terceiro filtro foi o mesmo adotado para o caso anterior.

Novamente três manobras de ensaio em vôo foram utilizadas como base de dados para obtenção das estatísticas do ruído de medida. Os resultados novamente foram repetitivos e consistentes e são apresentados na tabela seguinte:

Medida do Filtro Principal	Média	Desvio Padrão	Unidade
1	1.80E-07	2.79E-07	rad
2	9.50E-07	1.48E-06	rad
3	5.20E+00	2.97E+00	Pa
4	4.30E+00	3.16E-01	Pa
5	3.30E-04	7.00E-04	m
6	2.30E-03	2.79E-03	m
7	1.90E-04	5.29E-04	m

Tabela 5.8 – Desvios padrões assumidos para os ruídos de medida do terceiro filtro extraídos dos resultados do filtro principal com propriedades de ruído constantes.

5.2.8 Aspecto Práticos de Implementação

As linearizações das matrizes dinâmica e de medida, necessárias para o filtro de Kalman estendido, foram realizadas numericamente, em detrimento do cálculo analítico, por serem suficientemente precisas, menos susceptíveis de erro de implementação e fornecerem mais flexibilidade ao algoritmo. O método empregado foi a derivação através de funções complexas, no lugar de diferenciação por diferenças finitas. O método baseia-se na expansão da função em série de Taylor ao redor do ponto "x+ih", como visto na Equação (5.8), utilizando-se somente a parte imaginária. Em alguns casos pode-se atingir precisão próxima à obtida com o uso de métodos analíticos, dependendo do valor de "h" escolhido [76], que é feito baseado na precisão de máquina, e da quantidade de termos da expansão utilizada.

$$f'(x) = \frac{\operatorname{Im}[f(x+ih)]}{h}$$
(5.8)

Os três filtros não são iniciados simultaneamente no algoritmo. Tenta-se evitar que os acoplamentos dos transientes iniciais levem as estimativas para muito longe dos valores esperados, e seja necessário maior quantidade de dados para chegar-se à estabilização. Portanto o filtro principal é iniciado primeiro e os demais somente após o processamento de algumas amostras. Valores próximos de 100 mostraram-se bastante razoáveis.

O uso dos algoritmos propostos para a estimação das propriedades dos ruídos de processo e de medida não contempla uma matriz de intensidade de ruído que pondere contribuições de diferentes fontes de ruído em uma mesma equação dinâmica ou de medida. Ou seja, não há termos de acoplamento. Isso ocorre por que os ruídos são estimados pelos resíduos de cada equação, cujo resultado pode ser proveniente da contribuição mais de uma fonte de ruído. Dessa forma os termos de acoplamento desaparecem e, para o caso completo, a matriz passaria a ser diagonal. No caso específico desse trabalho não há qualquer efeito para os erros de medida, pois os ruídos são aditivos e não há acoplamento entre as equações. Isso não ocorre para as estimativas dos erros de processo. Nota-se na Equação (5.6) que a matriz de intensidade de ruído não só não é diagonal, como também o ruído não é aditivo para as três primeiras equações. No caso adaptativo houve uma alteração intrínseca na modelagem e os ruídos passam a ser considerados aditivos e desacoplados.

5.3 Experimento com Dados Simulados

O desempenho do algoritmo proposto foi testado inicialmente com dados gerados a partir de um simulador de base fixa. Esse tipo de simulador é bastante eficiente em avaliações que não requeiram muito realismo com respeito ao ambiente externo de simulação e em manobras cujas informações "sentidas" pelos pilotos não sejam necessárias – manobras que não envolvam fator de carga, por exemplo. As manobras para verificação de compatibilidade de dados são, portanto, perfeitamente exeqüíveis nesse ambiente e a dinâmica dos comandos dos pilotos são bastante próximas da realidade encontrada em vôo.

O uso de um simulador de vôo, cujo modelo dinâmico foi elaborado de forma completamente independente do modelo utilizado nesse trabalho, é uma forma excelente de se verificar erros de implementação. A possibilidade de cometer-se o mesmo erro nas duas modelagens matemáticas é bastante reduzida.

Outra característica importante é que o simulador permite que os dados sejam gerados de forma controlada. As saídas podem ser utilizadas na sua forma nominal ou corrompidas por parâmetros do tipo fator de escala ou erro de polarização, contaminadas por ruídos de processo ou de medida, e, finalmente, podem conter uma combinação de todas essas alternativas. A adição de ruídos e perturbações típicas das encontradas em situações reais fornece uma boa base de dados para testes e ajustes de algoritmos de identificação. A capacidade de recuperar os parâmetros introduzidos nos dados nominais certamente é um critério mínimo de desempenho do identificador.

A manobra escolhida para ajuste e verificação do desempenho do algoritmo de identificação por filtragem adaptativa foi a *Wind box*, tal qual descrita na Figura 3.5. Os dados de entrada e de saída – supostamente provenientes de sensores, foram corrompidos por ruídos com desvio padrão conforme a Tabela 5.5. Adicionalmente os dados de ângulo de ataque, de ângulo de derrapagem e de pressão estática foram perturbados pelos parâmetros descritos na Tabela 5.9, seguindo o modelo de medidas na Equação 5.2.

Parâmetro	Valor	Unidade
Kα	0,95	Adimensional
b _α	-5,0	Graus
K_{β}	0,95	Adimensional
b_{β}	2,0	Graus
K _{Ps}	0	Adimensional
b_{Ps}	500	Pascal

Tabela 5.9 – Parâmetros de erro de medida introduzidos nos dados de simulador.

Os vôos de calibração dos dados do ar costumam ser executados no início da campanha de ensaios. Mesmo antes do primeiro vôo da aeronave, já existe um conhecimento prévio do sistema proveniente de análises teóricas, de simulações computacionais ou mesmo de ensaios em túnel de vento. Portanto esses parâmetros de calibração possuem uma estimativa inicial que, de certa forma, podem diferir em 30% do valor final a ser estimado no ensaio. As condições iniciais desses parâmetros foram especificadas com base nesse critério.

As propriedades estatísticas dos ruídos que corrompem os dados provenientes do modelo simulado foram variantes no tempo. O vetor adotado para as estimativas adaptativas das propriedades dos ruídos foi o seguinte:

- variâncias dos erros de processo de *u*, *v*, e *w*;
- variâncias dos erros de medida de alfa e de beta;
- variâncias dos erros de medida de pressão estática e de pressão total.

A verificação do desempenho dos algoritmos de identificação foi realizada comparando-se os resultados provenientes de simulações de Monte Carlo com um conjunto de 100 realizações, analisado pelos dois modos de filtragem.

5.4 Experimento com Dados de Vôo

Mesmo que se tente reproduzir em um simulador o ambiente encontrado durante o vôo de uma aeronave, a avaliação com dados reais de ensaio é indispensável. Muitas das considerações feitas durante a formulação do problema costumam ser violadas. Trata-se, portanto, de uma verificação da representatividade do modelo definido e um teste de robustez. É muito comum que no conjunto de dados de ensaio exista algum dado corrompido por motivos diversos, que podem ser: i) problema de calibração; ii) falha do sensor; iii) erro no pós-processamento; iv) problemas de instalação; e etc. O uso de uma base de dados corrompida em problemas de identificação compromete o resultado e faz com que o analista perca horas de trabalho sem uma conclusão consistente, ou, pior ainda, altere sua formulação matemática na tentativa de explicar os dados corrompidos. Fica claro, portanto, porque a verificação da compatibilidade de dados de ensaios é uma ferramenta indispensável em problemas de identificação aplicados a aeronaves.

As possibilidades de erro certamente são numerosas. Os itens listados a abaixo são os mais comuns e merecem maior atenção nos problemas de identificação utilizando dados de vôo:

- erro na formulação do modelo dinâmico;
- erro na formulação do modelo de medidas;
- ruídos de medida e/ou de processo nem brancos nem Gaussianos;
- ruídos correlacionados;
- nível sinal/ruído muito baixo;
- problemas relativos aos sensores:
 - erro na instalação alinhamento da unidade inercial, por exemplo;
 - falha no sensor;
 - erro na calibração; e
 - sensor mal selecionado precisão muito baixa, por exemplo.
- problemas relativos ao sistema de aquisição:
 - atrasos no tempo e falta de sincronismo dos dados;
 - perda de sinal;
 - taxa de amostragem muito baixa; e
 - uso de filtros com características distintas.

Os dados de vôo utilizados foram obtidos a partir de uma aeronave de ensaio, do tipo jato regional, com instrumentação completa para gerar as informações necessárias para o algoritmo de verificação de compatibilidade. Como se trata de um problema cinemático, onde as informações aerodinâmicas, propulsivas e geométricas são dispensáveis, não é necessário que se faça uma descrição mais detalhada da aeronave. As características do protótipo, que são relevantes ao problema, e sua instrumentação são descritos no item 5.4.1.

A manobra de vôo é uma das partes essenciais do problema. Suas características foram descrita no Capítulo 3, onde se especificou o que seria a manobra ideal para fins de verificação de compatibilidade de dados. Duas manobras foram selecionadas para as análises desse trabalho. Uma delas trata-se de um *stall* em curva, com as seguintes características: i) variação da velocidade aerodinâmica; ii) variação do ângulo de ataque; iii) variação do ângulo de derrapagem ao final do *stall*; e iv) alteração da proa, o que permite identificar a velocidade da massa de ar. Os maiores reveses, em relação às características desejadas, ficam por parte da pequena amplitude na variação do ângulo de derrapagem e da execução de uma curva com variação de proa inferior a 180 graus. Essa manobra passa a ser referida nesse texto como SC01. A segunda manobra foi executada conforme descrito no Capítulo 3, entretanto com as excursões em alfa e beta precederam a curva de 180°. Ela contém praticamente todas as características desejadas para uma verificação de compatibilidade de dados e nesse texto passará a ser referida como FPR01.

O vetor contendo as propriedades estatísticas para serem estimadas de forma adaptativa foi mais completo do que o escolhido para o caso simulado. As equações cinemáticas que contemplam as entradas fornecidas pela unidade inercial, referentes aos estados u, v, w, Phi, *Theta* e *Psi*, e todas as equações de medida foram selecionadas. Somente as variâncias foram estimadas, descartando-se as médias, conforme descrito a seguir:

- variâncias dos erros de processo de *u*, *v*, e *w* devido às entradas fornecidas pelos acelerômetros do inercial;
- variâncias dos erros de processo de *Phi*, *Theta* e *Psi* devido às entradas fornecidas pelos giros do inercial;
- variâncias dos erros das medidas de alfa e de beta fornecidas pelas sondas/vane;
- variâncias dos erros das medidas de pressão estática e de pressão total fornecidas pelas sondas/Kiel Pitot;

• variâncias dos erros das medidas de posição fornecidas pelo GPS.

5.4.1 Instrumentação de Ensaios

Provavelmente a única desvantagem dos dados simulados é que eles sejam perfeitos demais, ou ao menos muito artificialmente imperfeitos. É essa característica que os distancia da realidade e que não dispensa que sejam feitos testes com dados reais.

Existe uma vasta possibilidade de transdutores para atender às necessidades de medidas de entradas, apresentadas na Equação (5.1), e de medidas de saídas, conforme Equação (5.2). Naturalmente existe uma relação forte entre a qualidade dos sensores e a qualidade dos resultados e essa relação já tem sido objeto de estudo há algum tempo [71]. Ultimamente a qualidade dos transdutores melhorou sensivelmente e, em um protótipo de ensaios, muitos dos componentes considerados instrumentação de ensaio já fazem parte dos equipamentos de série da aeronave.

A seguir faz-se uma descrição sumária da instrumentação utilizada para obtenção de dados de ensaio nesse trabalho.

Unidade Inercial

A unidade inercial fornece dados de forças específicas e de velocidades angulares, que fazem parte do vetor de entradas da Equação (5.1). Muito embora fosse desejável utilizar uma unidade inercial que fornecesse as acelerações angulares também, esse tipo de equipamento não é usual e o custo é muito elevado. O equipamento empregado foi uma unidade da Honeywell modelo YG4037AB02ZZ *Inertial Reference System* [72]. Ele fornece as forças específicas a partir de três acelerômetros tipo pendular e as velocidades angulares por meio de três giros a laser. Embora a unidade possa fornecer muitas outras saídas, esses provêm dos transdutores primários e seus respectivos dados são os de interesse. Embora atrativos, os dados calculados normalmente não acrescentam informações. São resultados de algoritmos de filtragem internos à unidade e possuem correlação com os dados primários.

O procedimento de instalação da unidade inercial deve ser criterioso e cuidadoso. Um problema de alinhamento influencia negativamente os resultados e dificulta a análise dos
dados. O posicionamento da unidade inercial no sistema de coordenadas da aeronave também deve ser registrado e usa-se a Equação (5.3) para instalações fora do centro de gravidade. A Figura 5.2 apresenta a unidade inercial.



Figura 5.2 – Unidade inercial.

Sensores de Ângulo de Incidência Aerodinâmica

Os ângulos de incidência aerodinâmica são definidos a partir dos ângulos do vetor de velocidade do fluxo de ar com o sistema de eixos posicionado no corpo da aeronave.

O tipo de sensor mais comum em aeronaves de ensaio, e mesmo em aeronaves de linha, é do tipo bandeira, nome recebido devido à semelhança entre ambos – Figura 5.3. Esses sensores costumam ser referenciados com *vane de alfa*, para medida de ângulo de ataque, e *vane de beta*, para medida de ângulo de derrapagem. As bandeiras tendem a se alinhar com o fluxo de ar local e são conjugadas com transdutores de rotação, em geral potenciômetros, de onde é obtida a relação entre o ângulo de rotação e o sinal elétrico.



Figura 5.3 – Sensor tipo bandeira.

Os sensores de medida de ângulo de ataque e de derrapagem podem ser conjugados em um único instrumento – normalmente referenciado como *boom*, como pode ser verificado na Figura 5.4, situados na extremidade de uma haste na tentativa de realizar as medições minimizando a perturbação do fluxo de ar induzida pela aeronave.



Figura 5.4 – Medidas dos ângulos de ataque e de derrapagem conjugados.

Mais recentemente essas medidas têm sido realizadas por meio de sondas multifunção. Nesses equipamentos também estão conjugadas medidas de pressão estática e de pressão total. Não há partes móveis nem tubos pneumáticos, o que os torna bastante atrativos. Sua forma assemelha-se a um tubo de Pitot, como se nota na Figura 5.5. As sondas possuem múltiplos orifícios e os ângulos são estimados em função das diferenças de pressão medidas.



Figura 5.5 – Sonda multifunção para medidas de ângulo de ataque, pressão estática e pressão total do fluxo de ar.

A Figura 5.6 apresenta em forma esquemática o funcionamento de uma sonda com cinco orifícios.



Figura 5.6 – Diagrama esquemático de funcionamento de uma sonda multifunção.

O sensor para medida de ângulo de derrapagem, utilizado nos ensaios, foi do tipo bandeira. As medidas de ângulo de ataque foram realizadas com sensor do tipo sonda multifunção.

Unidade de Posicionamento Global

A determinação da posição da aeronave no espaço é uma necessidade em muitos testes realizados em aeronaves de ensaio. Muitos métodos foram utilizados ao longo do tempo, destacando-se: i) cine-teodolitos; ii) sistema de rádio; iii) radares; e iv) laser. Esses métodos possuem o inconveniente da baixa precisão ou da necessidade de proximidade da aeronave em relação aos instrumentos de medida.

Os sistemas de trajetografia baseados no GPS (*Global Position System*) aliaram precisão nas medidas com facilidade de uso. A possibilidade de uso de técnicas diferenciais (DGPS – *Differential GPS*), para aumento de precisão, reforçou ainda mais sua aplicabilidade. Essas características permitiram que o GPS se tornasse um instrumento comum nas aeronaves de ensaio e que novas formulações matemáticas fossem propostas.

O sistema GPS consiste de uma constelação de 27 satélites operacionais localizados em uma órbita de cerca de 20.000km de altitude, e 55° de inclinação em relação ao plano do Equador. Os satélites transmitem sinais de navegação gerados a bordo com alta taxa. Estes sinais fornecem dados sobre as efemérides dos satélites GPS (mensagem de navegação) bem como informações do tempo atômico GPS e outras informações consideradas relevantes. O receptor GPS estima a posição de sua antena a partir dos dados recebidos dos satélites.

O receptor GPS utilizado no ensaio foi o ASHTEC modelo Z-12 [74] - Figura 5.7.



Figura 5.7 – Receptor GPS ASHTECH Z-12.

Pressão Estática e Pressão Total

A velocidade aerodinâmica é calculada em função das medidas de pressão estática e de pressão total. Essas grandezas foram incluídas no modelo de medidas descrito nas Equações (5.2).

A tomada de pressão estática pode estar situada em algum local conveniente da fuselagem da aeronave, seguindo os critérios de escolha descritos no Capítulo 2. A Figura 5.8 é um exemplo desse tipo de tomada.



Figura 5.8 – Tomada de pressão estática no corpo da fuselagem.

Uma outra possibilidade é o uso da sonda multifunção – Figura 5.5. Como se deseja calibrar os dados da sonda empregada para a medida do ângulo de ataque, essa também foi utilizada com sensor de pressão estática.

A medida de pressão total foi realizada por um tubo de Pitot do tipo Kiel por suas características descritas no Capítulo 2. O sensor utilizado é um modelo K de fabricação da *United Sensor Corporation*. A Figura 5.9 apresenta sua instalação na aeronave.



Figura 5.9 – Sensor de pressão estática tipo Kiel Pitot.

Temperatura do Ar

A medida de temperatura do ar é uma entrada no modelo de medidas. O sensor empregado foi um Goodrich modelo 102AU1AF, que mede a temperatura de estagnação através de uma desaceleração adiabática. Esse valor é convertido em temperatura estática matematicamente a partir da calibração com dados de vôo, como descrito na referência [55]. A Figura 5.10 exibe o sensor instalado na fuselagem da aeronave.



Figura 5.10 – Sensor de temperatura externa.

Nesse Capítulo foram apresentadas as informações necessárias para a execução do algoritmo de filtragem adaptativa visando a verificação da compatibilidade de dados de ensaio. Os experimentos foram propostos a partir de dados sintéticos, gerados em um simulador de base fixa, e de dados de vôo, extraídos do vôo de uma aeronave de ensaios tipo jato regional. A apresentação e a análise dos resultados, feita no Capítulo seguinte, permite elucidar as características da metodologia proposta.

6. Resultados e Conclusões

6.1 Introdução

Nesse Capítulo são apresentados os resultados do uso da filtragem estocástica adaptativa aplicada à verificação de compatibilidade de dados de ensaio e calibração simultânea dos dados do ar. Os dados utilizados para a análise foram obtidos em um simulador de base fixa e em uma aeronave de ensaios, do tipo jato regional, instrumentada para ensaios em vôo, como descrito no Capítulo 5.

Apesar de proposta de se desenvolver uma metodologia recursiva de verificação de compatibilidade de dados de ensaio em vôo em tempo real, as rotinas computacionais foram implementadas sem os cuidados necessários com a otimização do código visando a redução do tempo de execução. No entanto, mesmo realizando as análise dos dados de vôo de ensaio dentro do ambiente MatLab® e em computadores usuais com processador Intel Pentium 3®, os tempos de execução sempre foram inferiores aos tempos de manobra de ensaio, tanto para a filtragem não-adaptativa quanto para a filtragem adaptativa.

Os resultados obtidos com dados de simulador, primeira etapa na validação do método, são apresentados inicialmente. Um total de 100 realizações foram analisadas em simulações de Monte Carlo para cada modo de filtragem. A consistência dos resultados permitiu prosseguir para a etapa posterior, realizada com dados reais de ensaios em vôo, cujos produtos são apresentados na subseqüente. No final do Capítulo são tecidos os comentários a respeito do desempenho do método, seguidos das propostas para a continuidade do trabalho.

6.2 Resultados com Dados Simulados

Os dados gerados no simulador de vôo foram corrompidos com ruídos de medida e de processo e com erros de polarização e de fator de escala nas medidas dos ângulos de ataque e de derrapagem e da pressão estática, como descrito no Capítulo 5. As propriedades dos ruídos não permanecerem constantes no tempo, e o filtro adaptativo foi executado também com o propósito verificar alguma propensão à instabilidade e verificar a influência na qualidade dos resultados. A comparação também permite avaliar a qualidade do ajuste das propriedades

escolhidas para os ruídos no filtro com propriedades fixas e a consistência dos valores obtidos com o filtro adaptativo.

As propriedades escolhidas para estimação pelo filtro adaptativo com dados simulados foram as seguintes: i) variâncias dos ruídos de medida para os ângulos de ataque e de derrapagem e para as medidas de pressão estática e total; ii) variâncias dos ruídos de processo para as equações de estado correspondentes às velocidades inerciais $u, v \in w$.

Para fins de auxílio na interpretação dos resultados, as legendas dos gráficos referentes aos dados simulados possuem os seguintes significados:

Estado - estimativas dos estados segundo o filtro;

Medida – valores das medidas, a partir do modelo de simulação, corrompidas com erros determinísticos e aleatórios;

Predição – estimativas realizadas pelo filtro, segundo seu modelo de saídas, dos valores das medidas;

Real – valores reais dos estados segundo o modelo dinâmico de simulação;

Calculado – valores das variâncias calculados pelos filtros adaptativos;

Aplicado – valores das variâncias efetivamente utilizados pelo filtro principal.

Os parâmetros de calibração dos dados do ar, apresentados nas tabelas, foram obtidos a partir das simulações de Monte Carlo. Os gráficos apresentados representam apenas umas das realizações para que sejam feitas as comparações qualitativas entre os dois métodos.

Os níveis de ruído foram mantidos constantes ao longo da manobra, exceto no trecho entre as amostras 500 e 1000, onde as magnitudes das variâncias foram multiplicadas por nove em relação aos seus valores nominais.

Nos dois casos houve a convergência do filtro com os parâmetros e respectivas variâncias estabilizados. A tendência do comportamento de todas as variâncias foi decrescente conforme novas amostras eram processadas. Ambos os resultados são exibidos e comparados a seguir.

O perfil do vôo simulado foi uma manobra do tipo *wind box*, descrita na Figura 3.5, cuja trajetória está representada na Figura 6.1.



Figura 6.1 – Trajetória realizada no simulador.





Figura 6.2 – Identificação do ângulo de ataque a partir de dados simulados.

Em ambos os casos observa-se que a predição acompanha com bastante proximidade os dados medidos. Isso ocorre desde o início da leitura dos dados e permanece ao longo da história temporal. A estimativa do estado também é coerente e, comparada com o valor real, inicia com alguma discordância, mas, após a região em que sua dinâmica é excitada com uma excursão em alfa, os valores ficam bem próximos. Não há oscilações que indiquem instabilidade do filtro. Os resultados confirmam que as propriedades estatísticas dos ruídos no filtro não adaptativo foram bem ajustadas e que o filtro adaptativo mantém a coerência e não apresenta problemas de divergência. Comparando os dois resultados, fica claro que para o caso adaptativo o estado converge para o valor real ligeiramente mais rápido.



A Figura 6.3 exibe os resultados encontrados para as estimativas dos parâmetros de calibração do modelo de medidas do ângulo de ataque.

Figura 6.3 – Parâmetros identificados de calibração de alfa com dados simulados.

O comportamento dos parâmetros até a convergência é bastante semelhante em ambos os casos, no entanto os valores finais obtidos são ligeiramente diferentes. Tabela 6.1 confronta os resultados e observa-se que a filtragem adaptativa possibilitou uma precisão ligeiramente melhor na estimativa do fator de escala, o que não ocorreu para a estimativa de polarização. Os valores se aproximam do valor de convergência na região de excursão de alfa – trecho marcado na figura, onde sua dinâmica é excitada. A mesma característica foi observada na Figura 6.1.

A Tabela 6.1 confronta os valores estimados com os valores reais dos parâmetros. Em todos os casos as estimativas estão bastante próximas do esperado.

Parâmetro	Valor Real	Estimado Filtro (desvio padrão)	Erro (%)	Estimado Filtro Adaptativo (desvio padrão)	Erro (%)
Fator de	0,95	0,9830	3,47	0,9763	2,77
Escala		(4,60e-3)		(4, 40e-3)	
Polarização	-5,00	-5,1816	3,63	-5,2333	4,67
(graus)		(3,22e-2)		(3,39e-2)	

Tabela 6.1 – Avaliação dos parâmetros estimados de alfa com dados simulados.



Na Figura 6.4 são observados os dados referentes ao ângulo de derrapagem.

Figura 6.4 – Identificação do ângulo de derrapagem a partir de dados simulados.



A Figura 6.5, a seguir, mostra a evolução dos parâmetros de calibração de beta.

Figura 6.5 – Parâmetros identificados de calibração de beta com dados simulados.

A convergência é mais lenta que no caso longitudinal. A justificativa é que trecho da manobra em que há a excitação da dinâmica lateral ocorre apenas após a amostra 2100, como ressaltado no gráfico. No entanto as características de convergência para beta e seus respectivos parâmetros são similares às observadas para alfa. Novamente fica clara a relação de causa e efeito entre a excitação da respectiva dinâmica com a região de convergência. O estado identificado aproxima-se ligeiramente mais rápido do estado real para a filtragem adaptativa, vide Figura 6.4. O mesmo ocorre com os parâmetros associados, que o fazem com oscilações menores do que as observadas no filtro com propriedades fixas, como verificado na Figura 6.5.

A Tabela 6.2 contém os valores estimados e compara as precisões. As estimativas são muito boas novamente. Há um desempenho significativamente melhor para o filtro adaptativo na obtenção da polarização e do fator de escala.

Parâmetro	Valor Real	Estimado Filtro (desvio padrão)	Erro (%)	Estimado Filtro Adaptativo (desvio padrão)	Erro (%)
Fator de	0,95	0,9328	-1,81	0,9499	-0,01
Escala		(4,90e-3)		(2,30e-3)	
Polarização	2,00	1,8454	-7,73	1,9625	-1,88
(graus)		(5,62e-2)		(2,62e-2)	

Tabela 6.2 – Avaliação dos parâmetros estimados de beta com dados simulados.



A Figura 6.6 refere-se à calibração da leitura da pressão estática.



Os valores dos parâmetros de calibração da pressão estática convergem ao longo do trecho de manobra em que há variação de altitude – região da excursão de alfa. A convergência não é

tão rápida quanto no caso do ângulo de ataque, mas é bastante consistente. Os comportamentos dos dois filtros são similares e o valor dos parâmetros praticamente não se alteram após a amostra 2100.

A Tabela 6.3 confronta os resultados encontrados para os dois algoritmos. Obteve-se melhor estimativa da polarização para o caso adaptativo. Para o fator de escala os valores encontrados foram de mesma ordem de grandeza, mas ligeiramente mais próximo de zero para o caso adaptativo.

Parâmetro	Valor Real	Estimado Filtro (desvio padrão)	Erro (%)	Estimado Filtro Adaptativo (desvio padrão)	Erro (%)
Fator de	0	1,20e-3	-	7,00e-4	-
Escala		(1,59e-4)		(1,94e-4)	
Polarização	500	505,77	1,15	503,16	0,63
(Pa)		(2,81)		(2,97)	

Tabela 6.3 – Estimativas dos Parâmetros de calibração da pressão estática para dados simulados.

O método de verificação da compatibilidade de dados está fundamentado na composição vetorial entre as velocidades aerodinâmica, inercial e da massa de ar. A velocidade da massa de ar foi mantida constante ao longo da manobra. A Figura 6.7 exibe a evolução das estimativas dessas grandezas ao longo do tempo. As áreas marcadas nos gráficos (a) e (f) correspondem aos intervalos de tempo em que não houve alteração de proa da aeronave. Fica evidente que a cada mudança de proa na trajetória a estimativa do vento vai sendo refinada até estabilizar-se bem próximo dos valores reais, correspondentes às retas em vermelho. A Figura 6.1 serve de referência para identificar mais precisamente em que instante houve alteração na direção de vôo. Esse processo de desacoplamento entre as velocidades também pode ser observado nos demais gráficos da Figura 6.7. Como as estimativas iniciais da velocidade do vento foram nulas, nota-se que as velocidades inerciais u, v e w praticamente coincidem com os valores reais conhecidos das velocidades aerodinâmicas u_a , v_a e w_a . Ao longo do tempo essas curvas "descolam" e ao final da manobra as estimativas das velocidades aerodinâmicas coincidem com os valores reais conhecidos. Os gráficos (e) e (j) representam a magnitude da velocidade aerodinâmica e, a partir da amostra 3000, os valores identificados praticamente coincidem com os valores reais.



O desempenho dos dois filtros é bastante similar, no entanto no caso adaptativo as convergências das velocidades e dos valores dos ventos são um pouco mais suaves.

(c) Dados de simulador

(h) Dados de simulador - filtro adaptativo



(e) Dados de simulador

(j) Dados de simulador – filtro adaptativo

Figura 6.7 – Identificação das velocidades inerciais, aerodinâmicas e da massa de ar com dados simulados.

A Tabela 6.4 apresenta os componentes da velocidade do vento estimados pelos filtros. Os dados são bem próximos dos valores previstos. Os erros absolutos apresentados, que supostamente seriam compensados de forma errônea na velocidade aerodinâmica, são sempre menores que 1 m/s. Os resultados são praticamente idênticos para as duas abordagens.

Vento (m/s)	Valor Real	Estimado Filtro (desvio padrão)	Erro Absoluto (m/s)	Estimado Filtro Adaptativo (desvio padrão)	Erro Absoluto (m/s)
Norte	-2,7	-2,1024 (1,05e-2)	0,5976	-2,1090 (1,05e-2)	0,5910
Leste	7,3	7,3993 (2,45e-2)	0,0993	7,4562 (2,23e-2)	0,1562
Vertical	0	0,4439 (9,39e-2)	0,4439	0,2859 (7,36e-2)	0,2859

Tabela 6.4 – Estimativas dos componentes do vento com dados simulados.

Na Figura 6.8, podem ser observadas as variâncias dos erros de estado relativas aos componentes das velocidades inerciais e aos ângulos de atitude. Os valores possuem tendência de diminuir o longo do tempo, exceto por alguns trechos curtos, e de estabilizar ao final. Essas pequenas variações são razoáveis, pois o modelo dinâmico varia no tempo conforme seus parâmetros são identificados. Os resultados são praticamente iguais para os dois filtros, exceto em uma pequena oscilação da variância de u em torno da amostra 2500, que é significativamente menor no caso adaptativo, e pelo aumento da variância no caso adaptativo, também de u, no trecho em que houve aumento dos níveis de ruído de processo nos dados simulados.



(a) Dados de simulador

(c) Dados de simulador - filtro adaptativo



Figura 6.8 – Variâncias dos erros de estado das velocidades inerciais e dos ângulos de atitude com dados simulados.

As inovações dos ângulos de incidência aerodinâmica, da trajetória da aeronave e das pressões estática e total são dispostas na Figura 6.9. Para ambos os filtros as inovações praticamente não apresentam alguma dinâmica residual, mantendo a aparência de ruído branco. As envoltórias vermelhas representam duas vezes o desvio padrão (2σ) teórico da inovação, calculado a partir da variância da inovação dada por "*HPH'*+*R*" [60]. Nos trechos onde não houve alteração das propriedades dos ruídos, as envoltórias teóricas representam muito bem a inovação calculada para os dois filtros. No entanto, entre as amostras 500 e 1000, apenas o filtro adaptativo mantém coerência entre a estimativa teórica e a inovação calculada – isso não ocorre para as inovações de posição pois essas medidas não foram incluídas no vetor de estimação adaptativa.

Conclui-se que: i) no caso da filtragem adaptativa, aplicada para as medidas de *alfa*, *beta*, *Ps* e *Pt*, as envoltórias teóricas praticamente aderem aos valores calculados das inovações; ii) as propriedades dos ruídos de medida foram bem estimadas e a atualização da matriz " $\mathbf{R}(\mathbf{k})$ " permitiu uma excelente correlação entre o que se esperava da inovação e o que realmente foi obtido.



(c) Dados de simulador

(f) Dados de simulador - filtro adaptativo



A Figura 6.10 exibe os valores das propriedades dos ruídos de medida estimados para os sensores dos ângulos de ataque e de derrapagem pelo filtro adaptativo. Os filtros foram iniciados simultaneamente, mas somente após cerca de 100 amostras o filtro principal passa a utilizar as estimativas dos ruídos obtidos pelos demais filtros. Isso pode ser observado no início das histórias temporais em que o valor aplicado no filtro é constante e diferente do valor calculado. Trata-se da estimativa utilizada no caso do filtro com propriedades fixas. Em seguida, quando a variância utilizada passa a ser proveniente das estimativas, observam-se pequenas oscilações em torno de um valor que não difere muito da estimativa inicial. Na seqüência, no intervalo entre as amostras 500 e 1000, há um aumento na magnitude das estimativas consistente com o aumento de " 3σ " inferido nos níveis de ruído dos dados simulados. Após essa região, as estimativas voltam para os níveis anteriores sem demonstrar algum tipo de histerese ou oscilação.

Algumas conclusões podem ser tiradas desse comportamento: i) as propriedades utilizadas pelo filtro não-adaptativo não diferem muito das estimadas inicialmente pelo filtro adaptativo, sugerindo uma consistência entre ambos; ii) o filtro adaptativo faz um ajuste fino nos valores das variâncias, o que também pode ser percebido na Figura 6.9; iii) o filtro adaptativo não desestabilizou o filtro principal; iv) pode-se afirmar que o filtro adaptativo recuperou as variâncias dos ruídos, pois os valores estimados são bastante próximos dos utilizados para a geração de ruído nos sinais simulados; v) o filtro adaptativo identificou a alteração nos níveis de ruído no trecho entre as amostras 500 e 100 e corrigiu suas estimativas de acordo; e vi) após esse trecho os níveis estimados voltaram aos valores anteriores sem demonstrar histereses ou oscilações.

As mesmas observações valem para o comportamento das variâncias das pressões estática e total, exibido na Figura 6.11.



Figura 6.10 – Variância dos erros de medida estimadas pelo filtro adaptativo para alfa e beta.



Figura 6.11 – Variância dos erros de medida estimadas pelo filtro adaptativo para pressão estática e pressão total.

O ruído de processo estimado para as equações dinâmicas das velocidades inerciais é apresentado na Figura 6.12. Os comentários feitos para as estimativas dos ruídos de medida são praticamente idênticos, exceto por três aspectos: i) para a figura (a) os patamares dos níveis ruído no trecho entre as amostras 500 a 1000 não são facilmente definidos, como no caso dos ruídos de medida, pois há acoplamento dos ruídos de entrada no modelo dinâmico e esses não são aditivos, mas o filtro adaptativo é sensível às alterações nas propriedades dos ruídos da mesma forma; ii) as variações nas estimativas do filtro adaptativo são mais lentas e suaves do que no caso das estimativas dos ruídos de medida, introduzindo um atraso que poderia ser corrigido com melhor ajuste nos valores dos ruídos de processo do filtro

adaptativo; iii) a figura (b) apenas ilustra que as estimativas do filtro adaptativo, fora da região entre as amostras 500 e 1000, são bastante próximas dos níveis predominantes de ruído utilizados para corromper os respectivos sinais simulados (essa figura é somente ilustrativa porque não foi utilizada estimação adaptativa para *Phi*, *Theta* e *Psi* nesse caso); e iv) ainda na figura (b), nota-se entre as amostras 500 e 1000 as estimativas são bastante próximas do patamar de 3σ do ruído predominante.



Figura 6.12 – Variâncias dos erros de processo estimadas e utilizadas para as velocidades inerciais e dos erros de processo dos ângulos de atitude utilizadas pelo filtro adaptativo.

As variâncias dos erros de estado foram convergentes para todos os três filtros. Nenhuma alteração significativa foi percebida entre as variâncias dos erros de estado para filtro com propriedades fixas e para o filtro adaptativo. Os resultados, exibidos na Figura 6.13, são praticamente idênticos exceto para as variâncias dos erros de posição. Para o caso adaptativo percebe-se uma flutuação um pouco maior para todos os erros de posição, mas ainda em uma faixa pequena, provavelmente devido às alterações ao longo do tempo da ponderação entre medidas e estimativas dos estados.



Figura 6.13 – Variância dos erros de estado para as posições.

Os resultados obtidos com dados simulados foram bastante satisfatórios para as duas abordagens de filtragem. Mesmo com a adição de ruídos de medida e de processo e a introdução dos erros de calibração o modelo foi recuperado com um grau de precisão muito bom em um procedimento recursivo, que poderia ser aplicado a bordo de uma aeronave e em tempo real. As simulações foram realizadas com as propriedades dos ruídos variando ao longo do tempo, e o desempenho do método adaptativo foi superior, pois permitiu um ajuste fino nos valores das estatísticas.

Na simulação buscou-se reproduzir o cenário que seria encontrado em um problema real de identificação de estados e calibração dos dados do ar em tempo real. Como se trata apenas de uma aproximação da realidade, a validação dos métodos precisa ser comprovada com dados reais de ensaio, o que é feito a seguir.

6.3 Resultados com Dados de Vôo

Duas manobras reais de ensaio em vôo foram utilizadas para análise. As configurações de flap e trem de pouso foram as mesmas. A primeira é um *stall* em curva, descrita no Capítulo 5 – SC01. Mesmo não sendo ideal para verificação de compatibilidade de dados, trata-se de um perfil semelhante ao ideal descrito no Capítulo 3 e que serve como avaliação de desempenho em manobras fora das condições ideais. Nesse conjunto de dados em particular há uma excitação muito boa para o ângulo de ataque. A segunda é uma manobra desenhada especificamente para o método, que contém excursões de alfa e de beta seguidas de uma variação de proa de 180° – FPR01. Os testes foram realizados em protótipos distintos da mesma aeronave. Todos os resultados são confrontados com um método de identificação de referência proposto pela Força Aérea Americana [77] – comumente empregado na indústria aeronáutica. A aplicação dessa metodologia exige cuidados especiais quanto às condições de vôo, como por exemplo: ausência de turbulência e de variação do vento; procedimentos de ensaio demorados; e instrumentação de ensaio especial. Os resultados são obtidos por processamento em lote após o vôo de ensaio.

Não se espera uma calibração idêntica dos sensores dos ângulos de incidência aerodinâmica para protótipos diferentes, pois existe uma tolerância de manufatura na instalação dos mesmos. Os utilizados para medição de alfa e pressão estática são componentes de uma aeronave de série e possuem maior rigor na instalação para que a dispersão entre aeronaves não seja significativa. O sensor de beta é uma instrumentação de ensaio, e calibrações diferentes entre os protótipos são admitidas.

As propriedades escolhidas para estimação pelo filtro adaptativo com dados de vôo foram as seguintes: i) variâncias dos ruídos de medida para os ângulos de incidência aerodinâmica, para as medidas de pressão estática e total, e para as medidas de posição; ii) variâncias dos ruídos de processo para as equações de estado correspondentes às velocidades inerciais u, v e w, e aos ângulos de atitude ϕ , $\theta e \psi$.

Para fins de auxílio na interpretação dos resultados, as legendas dos gráficos referentes aos dados de ensaio possuem os seguintes significados:

Estado - estimativas dos estados segundo o filtro;

Medida – valores das medidas obtidos dos sensores;

Predição – estimativas realizadas pelo filtro, segundo seu modelo de saídas, dos valores das medidas;

Referência – valores dos estados segundo o método de referência [77];

Calibração – resultados obtidos empregando a equação de calibração e os respectivos parâmetros identificados;

Calculado – valores das variâncias calculados pelos filtros adaptativos;

Real – valores das variâncias efetivamente utilizados pelo filtro principal.

Os resultados serão apresentados individualmente e comparados no final do Capítulo.

6.3.1 Resultados para a Manobra SC01

Trajetória

A trajetória de vôo é importante para se compreender a evolução da identificação dos parâmetros e dos estados. A Figura 6.14 apresenta o deslocamento da aeronave no plano Norte-Sul. Duas curvas são realizadas, uma para cada lado, seguidas de um *stall*, o que pode ser verificado nos trechos com redução acentuada do valor da posição vertical.



Figura 6.14 – Trajetória realizada para a manobra SC01.

Ângulo de Ataque – Alfa

Conseguiu-se uma variação muito boa do ângulo de ataque através de dois picos bastante pronunciados nos momentos em que ocorreram as perdas de sustentação aerodinâmica. Podese afirmar que existe bastante informação nos dados a respeito do comportamento dinâmico de alfa. A Figura 6.15 apresenta o estado estimado (curva azul) e a curva de calibração resultante (curva preta), de acordo com o modelo de medidas adotado. Os valores dos parâmetros de calibração foram obtidos a partir da média dos 100 últimos respectivos valores assumidos pelo filtro. Os valores iniciais de alfa podem ser estimados com alguma precisão a partir do ângulo de arfagem, fornecido pela unidade inercial. Em ambos os casos há uma pequena variação da estimativa do estado, quando comparada com a curva de referência. Ao final das manobras observa-se uma diferença muito sutil entre os resultados, e a calibração para o caso não adaptativo aparenta se ajustar melhor com a curva de referência. No entanto a Figura 6.16 mostra em detalhe os comportamentos na região do segundo *stall*, que é exatamente onde ocorrem as variações das propriedades dos ruídos de medida e de processo e onde se tiraria maior proveito da filtragem adaptativa. No caso adaptativo a curva de referência e a curva de calibração praticamente coincidem, e a curva de estimativa do estado segue bem próxima das duas primeiras. Após atingir o valor máximo a curva de estado "descola", provavelmente devido a um atraso de tempo que não foi incluído no modelo de medidas. Por fim a Figura 6.17 apresenta a identificação dos parâmetros de calibração. É evidente que em ambos os casos a convergência para os valores finais ocorre com maior rapidez nas regiões em que há a excitação da dinâmica associada ao ângulo de ataque.



(a) Manobra SC01

(b) Manobra SC01 - filtro adaptativo

Figura 6.15 – Identificação do ângulo de ataque a partir da manobra SC01.



Figura 6.16 – Ângulo de ataque a partir da manobra SC01 na região do stall.



Figura 6.17 – Parâmetros identificados de calibração de alfa com dados da manobra SC01.

Os valores obtidos para os parâmetros de calibração de alfa são apresentados na tabela a seguir:

Parâmetro	Valor de Referência	Estimado Filtro	Diferença (%)	Estimado Filtro Adaptativo	Diferença (%)
K alfa	1,84	1,8060	-1,85	1,8437	0,201
b alfa (graus)	-14,8	-15,3781	-3,91	-15,1505	-2.37

Tabela 6.5 – Avaliação dos parâmetros de calibração de alfa estimados com dados de vôo SC01.

As estimativas de referência foram obtidas segundo o método utilizado em [77]. As diferenças são bastante pequenas tanto para o filtro com propriedades fixas como para o filtro adaptativo, mas com um desempenho ligeiramente superior para o último. O que pode ser comprovado voltando-se para a Figura 6.16.

As figuras seguintes exibem o comportamento das variâncias dos parâmetros de calibração de alfa. Os valores decrescem conforme o número de amostras aumenta, como esperado, e os comportamentos são similares para ambos os casos. Os ruídos de processo associados a esses parâmetros foram considerados com propriedades fixas ao longo do tempo.



Figura 6.18 – Variâncias dos parâmetros identificados de calibração de alfa com dados da manobra SC01.

Ângulo de Derrapagem – Beta

Os resultados obtidos para as estimativas de beta e de seus respectivos parâmetros de calibração são apresentados a seguir. Inicialmente a Figura 6.19 exibe os dados medidos e os dados preditos segundo o modelo de medidas de beta adotado. A qualidade da predição é bastante boa, da mesma forma que ocorreu para as medidas de alfa. Valores de beta medido poderiam atingir valores próximos de 20°, o que permite afirmar que a magnitude inferior a 10° obtida pela manobra é modesta. Mesmo assim a calibração estimada é bastante próxima da calibração de referência. Quando foi utilizado o recurso da filtragem adaptativa a calibração estimada foi bastante próxima da calibração de referência e o estado estimado aproximou-se bem mais rápido desses valores. A Figura 6.20 mostra em detalhe o comportamento na região onde há alteração nas propriedades dos ruídos de medida e de processo. Novamente o desempenho do filtro adaptativo foi superior e as curvas de calibração e do estado estimado praticamente coincidem. Por fim a Figura 6.21 retrata o comportamento temporal das estimativas dos parâmetros de calibração de beta. Nas regiões onde há excitação da dinâmica associada, percebe-se a alteração dos valores assumidos, o que ocorre com maior rapidez e suavidade para o caso adaptativo.



(a) Manobra SC01

(b) Manobra SC01 - filtro adaptativo

Figura 6.19 – Identificação do ângulo de derrapagem a partir da manobra SC01.



Figura 6.20 – Ângulo de derrapagem a partir da manobra SC01 na região do stall.



Figura 6.21 – Parâmetros identificados de calibração de beta com dados da manobra SC01.

A tabela a seguir compara os valores de calibração estimados para os dois algoritmos de filtragem com os valores de referência. Os erros referentes ao fator de escala e polarização são significativos, no entanto os gráficos acima mostram que esses valores explicam bem a dinâmica. O baixo nível de excitação certamente é a causa dessa discrepância entre os valores identificados e os de referência, pois as estimativas pareceram satisfatórias para a faixa de variação de beta utilizada. A filtragem adaptativa novamente foi superior em suas estimativas, principalmente para o caso da polarização.

Parâmetro	Valor de Referência	Estimado Filtro	Diferença (%)	Estimado Filtro Adaptativo	Diferença (%)
K beta	1,55	1,3606	-12,2	1,3879	-10,5
b beta (graus)	-0,77	-0,5220	32,2	-0,7396	3,95

Tabela 6.6 – Avaliação dos parâmetros de calibração de beta estimados com dados de vôo SC01.

A Figura 6.22 refere-se às evoluções das variâncias dos parâmetros de calibração de beta. Os comportamentos são similares aos observados para os parâmetros de calibração de alfa, ou seja, curvas decrescentes e similares em ambos os casos de filtragem.



Figura 6.22 – Variâncias dos parâmetros identificados de calibração de beta com dados da manobra SC01.

Pressões Estática e Total e Velocidades

Os gráficos seguintes dizem respeito à identificação da pressão estática e total, que são as principais entradas para os cálculos da velocidade aerodinâmica. Inicialmente a Figura 6.23 apresenta a boa predição da pressão estática, que mantém a aderência com os dados medidos. A estimativa inicial do estado é a própria medição e, ao longo do tempo, os valores se separam. Os resultados para os dois tipos de filtragem são similares. Em seguida a Figura 6.24

apresenta o desenvolvimento dos respectivos parâmetros de calibração. Para esses parâmetros não há um valor de referência para comparação, e sim os valores calculados das velocidades. Os valores estabilizados para os dois algoritmos de filtragem são similares, exceto para o termo de polarização, que é ligeiramente menor para o caso adaptativo. De forma geral os picos assumidos para o filtro com propriedades fixas são bem mais proeminentes e ocorrem nas regiões onde há alteração das propriedades dos ruídos. O filtro adaptativo possui comportamento mais estável nesses trechos.



Figura 6.23 – Valores da pressão estática com dados da manobra SC01.



Figura 6.24 – Parâmetros de calibração de pressão estática com dados da manobra SC01.

A Figura 6.25 refere-se ao comportamento das variâncias da pressão estática e dos seus respectivos termos de calibração. As observações são as mesmas que as realizadas para os ângulos de incidência aerodinâmica, ou seja, decrescentes e similares para os dois casos.



Figura 6.25 – Variâncias da pressão estática e dos seus parâmetros de calibração com dados da manobra SC01.

A pressão total não é um estado do conjunto de equações dinâmicas, no entanto figura nas equações de medida. Seu valor pode ser calculado em função dos estados identificados e esse resultado pode ser comparado com os valores medidos na Figura 6.26. As curvas são praticamente coincidentes. A pressão total não possui valores de calibração, portanto o objetivo desse gráfico é conferir a consistência da solução.



Figura 6.26 – Valores da pressão total com dados da manobra SC01.

A seqüência de gráficos a seguir apresenta os resultados das identificações das velocidades aerodinâmica, inercial e do vento. A Figura 6. 27 exibe a evolução das velocidades inerciais decompostas no eixo do corpo. As velocidades aerodinâmicas de referência - em vermelho são calculadas a partir da magnitude da velocidade aerodinâmica e dos respectivos ângulos de incidência calibrados segundo a referência [77]. As velocidades aerodinâmicas estimadas são calculadas a partir das velocidades inerciais, que são estados das equações dinâmicas, subtraídas dos valores estimados dos componentes do vento. Uma vez que não se pode estimar previamente a magnitude e a direção do vento, seu valor inicial foi suposto nulo. Os componentes das velocidades precisam ser identificados e separados de forma eficiente, pois desses resultados derivarão as calibrações dos sensores dos ângulos de incidência aerodinâmica e do sensor de pressão estática, necessário para o cálculo da velocidade aerodinâmica. A identificabilidade da velocidade da massa de ar é facilitada através da alteração da direção de vôo da aeronave. A Figura 6.14 explicita esse trecho, ou seja, em torno das amostras 2000 e 4000. Próximo à amostra 2000 os valores assumidos pelas componentes aerodinâmicas u_a , v_a e w_a praticamente coincidem com seus respectivos valores de referência, pressupondo a identificação correta da velocidade da massa de ar. Não há diferenças significativas entre os resultados obtidos para os casos de filtragem testados, exceto por alguns comportamentos locais ligeiramente mais próximos das curvas de referência para o caso adaptativo.



Figura 6. 27 – Velocidades inerciais e aerodinâmicas estimadas com dados da manobra SC01.
A magnitude da velocidade aerodinâmica pode ser construída a partir das velocidades inerciais u, v, e w removendo-se os efeitos da movimentação da massa de ar. A comparação com a curva de referência é realizada na Figura 6.28. A capacidade preditiva dos dois tipos de filtragem é muito boa, no entanto há algumas diferenças a serem citadas. A filtragem com propriedades fixas exibe melhor aderência entre as curvas desde o início da manobra até próximo ao segundo stall, região em torno da amostra 4500. No entanto, durante e após esse instante a filtragem adaptativa é superior, principalmente na determinação da velocidade mínima, que é a velocidade de perda de sustentação, vista no detalhe da figura. Muitas outras características de desempenho da aeronave derivam dessa velocidade, portanto há um grande interesse em determiná-la com precisão. Não faz sentido prático determiná-la durante uma manobra de verificação de compatibilidade de dados de ensaio, mas deve ser ressaltado que a perda de sustentação ocorre exatamente nos trechos com variação das propriedades dos ruídos de processo e de medida, pelos motivos expostos anteriormente no texto. Portanto a filtragem adaptativa é aplicável e, mesmo no caso sob análise, onde o próprio modelo dinâmico e de calibração não estavam plenamente identificados, essa velocidade pôde ser identificada com menos de um metro por segundo de diferença para a curva de referência.



(a) Manobra SC01

(c) Manobra SC01 - filtro adaptativo



Figura 6.28 – Velocidade aerodinâmica, e detalhe na região de *stall*, estimada com dados da manobra SC01.

Os componentes da velocidade da massa de ar podem ser comparados com os respectivos valores de referência na Figura 6.29. O vento é mal estimado no início da seqüência de manobras, pois os dados anemométricos ainda não foram calibrados. Há uma grande coerência entre os resultados, entretanto os valores assumidos na filtragem adaptativa mostram-se ligeiramente mais estáveis, como esperado para o comportamento do vento.



Figura 6.29 - Componentes do vento estimados com dados da manobra SC01.

As variâncias obtidas para as velocidades inerciais e componentes do vento, Figura 6.30 e Figura 6.31, possuem comportamento similar ao comportamento das variâncias associadas a

alfa, beta e pressão estática. A única ressalva diz respeito à velocidade inercial longitudinal, onde há um aumento da variância na região próxima da amostra 2000 para ambos os casos de filtragem, o que se explica pois há variação do modelo dinâmico e de medidas ao longo da identificação. Essa influência é clara quando se analisam as equações (4.5), (4.7), (5.1) e (5.2).



Figura 6.30 – Variâncias das velocidades inerciais e aerodinâmicas estimadas com dados da manobra SC01.



Figura 6.31 - Variâncias dos componentes do vento estimados com dados da manobra SC01.

Posições

O desempenho dos filtros para as estimativas de posição foi avaliado através do resíduo entre o valor predito e o valor medido, devido aos valores elevados assumidos para as coordenadas de posição – Figura 6.32. Esses resíduos, da ordem de alguns centímetros, idealmente não deveriam apresentar alguma dinâmica em seu conteúdo, entretanto observam-se algumas oscilações exatamente nas regiões onde há rolamento ou aumento do ângulo de arfagem, vide Figura 6.34. A causa provável é algum erro na determinação da posição da antena GPS ou da posição real do CG, pois os dados necessitam ser transladados da antena para o CG da aeronave. A magnitude dos resíduos obtidos para a filtragem adaptativa é de uma forma geral menor e com menos oscilações que as observadas para o filtro com propriedades fixas, demonstrando desempenho superior na extração de informações dos dados medidos.



(b) Manobra SC01

(e) Manobra SC01 - filtro adaptativo



Figura 6.32 - Resíduos das estimativas da posição estimados com dados da manobra SC01.

As covariâncias das estimativas de posição diferem um pouco dos resultados anteriores em sua forma. Para a filtragem adaptativa há alterações na magnitude em regiões que não ocorrem para a filtragem com propriedades fixas, diferente dos resultados expostos na Figura 6.30. Esse efeito ocorre devido às alterações obtidas para as variâncias dos ruídos de medida de posição identificadas pelo filtro. O aumento das variâncias dos ruídos de medida acarreta aumento nas variâncias dos erros de estado associados, o que é bastante razoável, pois se espera maior incerteza nas estimativas quando há maior incerteza nas medidas. A correlação entre a Figura 6.33 e a Figura 6.39 (c) é evidente e pode ser verificada com uma inspeção visual.



Figura 6.33 – Variâncias das estimativas da posição estimadas com dados da manobra SC01.

Ângulos de Atitude

A unidade inercial utilizada para obter as medidas das forças específicas e das velocidades angulares também fornece medidas dos ângulos de atitude, via integração das velocidades angulares. Essas medidas são comparadas com os respectivos estados identificados pelo filtro na Figura 6.34. Os valores são praticamente coincidentes na parte final da manobra para ambos os casos de filtragem. Para a filtragem adaptativa as curvas do ângulo de arfagem descolam em um pequeno trecho final, mas a diferença é bastante pequena.



150



Figura 6.34 – Ângulos de atitude estimados com dados da manobra SC01.

As variâncias dos erros de estado para os ângulos de atitude comportam-se consistentemente sem reduções com o aumento do número de amostras. A exceção ocorre para o ângulo de rolamento que, após um decréscimo inicial, aumenta de valor para decair em seguida. Os dois tipos de filtragem possuem desempenho praticamente idêntico.



Figura 6.35 – Variâncias dos ângulos de atitude estimadas com dados da manobra SC01.

Polarização dos Dados da Unidade Inercial

A unidade inercial fornece dados já previamente calibrados, no entanto a modelagem matemática inclui termos de polarização para as entradas de força específica e de velocidades angulares. Esses termos de polarização são extremamente importantes, pois acomodam pequenas imperfeições não modeladas, como por exemplo, erro de alinhamento na instalação da unidade. As equações dinâmicas associadas a essas entradas são integradas ao longo do tempo, e, se esses termos não forem considerados, há um erro acumulativo que certamente degradará o desempenho do filtro. A Figura 6.36 refere-se às polarizações identificadas na forma de estado. Todos estabilizam ao final da identificação, confirmando a suposição de invariância no tempo, em valores próximos de zero. A distinção entre a filtragem adaptativa é observada para os termos de polarização das forças específicas. As estimativas são mais estáveis ao longo do tempo, características semelhantes às observadas para a identificação dos parâmetros de calibração de pressão e dos ângulos de incidência aerodinâmica. Cabe ressaltar que nenhum desses parâmetros são objetos de estimação adaptativa, mas sofrem uma influência indireta do método.



(a) Manobra SC01

(c) Manobra SC01 - filtro adaptativo



Figura 6.36 – Parâmetros de calibração dos dados da unidade inercial estimados com dados da manobra SC01.

As magnitudes das variâncias dos erros de estados correspondentes são decrescentes ao longo do tempo, como pode ser verificado na Figura 6.37.





Figura 6.37 – Variâncias dos parâmetros de calibração dos dados da unidade inercial estimadas com dados da manobra SC01.

Inovações

O comportamento das inovações é uma forma de verificação do desempenho do filtro, confrontando os valores teóricos das suas propriedades estatísticas com os valores obtidos pelos filtros. As inovações devem possuir média nula e variância igual a "HPH'+R" – vide equação (4.20). Figura 6.38 compara os resultados obtidos para todas as medidas com a envoltória em vermelho correspondente a " $\pm 2(HPH'+R)$ ", que é duas vezes o desvio padrão teórico da inovação.

Para a filtragem com propriedades dos ruídos fixas a envoltória em vermelho representa bem os resíduos calculados, exceto nos trechos próximos às amostras 2000 e 4800, onde as características dos ruídos se alteram pelos motivos já discutidos anteriormente. Pode-se afirmar, por esse critério, que o filtro está bem ajustado, mas que ele não possui a flexibilidade para compensar esses efeitos transitórios. Todas as inovações oscilam em torno de zero, possuindo média nula ou muito próxima disto.

Os resultados obtidos para o filtro com propriedades dos ruídos variáveis no tempo são distintos. De uma maneira geral as inovações são menores e, exceto para a pressão estática, as oscilações também são menores. O significado é que mais informações foram extraídas dos dados. As envoltórias teóricas variam ao longo do tempo, devido às alterações sofridas pela

matriz "**R**", e são coerentes com os resíduos calculados. Nos casos de variação mais extrema das inovações, percebe-se a imposição do limite de " 3σ " em relação ao valor inicial adotado para o filtro.

Resumindo, a filtragem adaptativa mostrou-se superior quando o critério de desempenho foi a análise das propriedades das inovações.





Figura 6.38 – Inovações calculadas com dados da manobra SC01.

Estimativas dos Ruídos de Medida

Os gráficos a seguir expõem os resultados obtidos para as identificações das variâncias dos ruídos de medida realizadas pelo filtro adaptativo, tratam-se, portanto, dos estados do filtro que estima os ruídos de medida. O filtro principal somente utiliza as propriedades calculadas após as 100 primeiras amostras, antes disso o valor inicial se mantêm fixo. O valor da variância efetivamente utilizado pelo algoritmo consta nas legendas como "real", e é representado pela curva vermelha. A Figura 6.39 (a) refere-se às medidas dos ângulos de incidência aerodinâmica. Até próximo à amostra 2000, a variância do ruído estimado é praticamente idêntica ao seu valor inicial. Isso mostra uma grande consistência para o método adaptativo, pois realmente não se espera alteração significativa desses valores nessa fase do vôo. Logo após a amostra 2000 inicia-se um trecho com aumento expressivo da magnitude da variância, totalmente de acordo com a fase do vôo que é quando a aeronave aproxima-se do ponto em que há perda de sustentação. Os níveis de ruído estimados tendem a atingir valores muito elevados, mas a restrição imposta de " 3σ " fica evidente com a presença de um patamar limitante. Após a região do *stall* percebe-se que os valores estimados voltam aos níveis anteriores, o que reforça a consistência do método, pois não há histerese nos resultados. Em seguida, a menos de uma região de oscilações observadas nas estimativas relativas a alfa, esses comportamentos se repetem. Os comportamentos observados para as medidas de pressão – Figura 6.39 (b), são bastante similares, exceto para o caso da pressão total em que há um ligeiro decréscimo da variância estimada em relação ao valor inicial. No entanto esse

novo patamar poderia plenamente realimentar a estimativa adotada para a filtragem com propriedades fixas. Por fim a Figura 6.39 (c) trata dos ruídos relativos às medidas de posição. No caso da posição Norte o patamar de estabilização é menor que o valor inicial, e também poderia realimentar o ajuste do filtro não adaptativo. Para a posição Leste praticamente não há mudanças em relação ao valor inicial, mas não faria sentido excluí-la da estimação adaptativa, pois ela é equivalente ao seu par – posição Norte. Os resultados distintos certamente estão relacionados com uma orientação eventual da aeronave para essa fase do vôo. Finalmente as estimativas do ruído de medida para a posição vertical sofrem variações semelhantes às observadas para os ângulos de incidência aerodinâmica e para as pressões.

Os principais fatores que podem influenciar as estimativas dos ruídos de posição são as vibrações estruturais, refletidas na antena receptora do GPS, e a incerteza no posicionamento da antena em relação ao CG da aeronave.



(a) Ângulos de incidência aerodinâmica

(b) Pressões estática e total



(c) Posições

Figura 6.39 – Estimativas das variâncias dos ruídos de medida realizadas pelo filtro adaptativo com dados da manobra SC01.

A Figura 6.40 compara os valores das medidas e dos estados estimados para o filtro que calcula as propriedades dos ruídos de medida do filtro principal. Em todos os pares de gráficos a figura de baixo apresenta um detalhe da figura de cima, para facilitar a análise dos resultados. As variações das medidas são bastante irregulares e sujeitas a elevações pontuais que sugerem a necessidade de uma consistência estatística para as estimativas e de métodos que contornem problemas locais, como os sugeridos por Groutage [81] e por Kirlin [82]. As curvas em vermelho representam as estimativas do filtro de Kalman baseadas nas medidas extraídas dos resíduos e no modelo dinâmico proposto. Essas curvas são bem mais suaves e representam bem as variações locais onde há aumento da magnitude da variância. A dinâmica das estimativas pode ser ajustada através dos valores das variâncias dos erros de processo assumidos para o respectivo filtro de Kalman. Valores mais baixos fazem com que as estimativas possuam maior resistência às alterações de valor, ou seja, a dinâmica é mais lenta e pode-se observar até mesmo um pequeno atraso em relação às medidas – Figura 6.40 (a), (c) e (g). Na situação inversa, utilizando-se valores mais altos para o ruído de processo, as estimativas seguem mais próximas aos valores das medidas – Figura 6.40 (b), (d) e (e). Tratase, portanto, de um parâmetro que pode ser ajustado de acordo com o que se deseja como desempenho do filtro.



(e) Posição Norte

(f) Posição Leste



(g) Posição vertical

Figura 6.40 – Medidas e estados identificados para o estimador das propriedades dos ruídos de medida para os dados da manobra SC01 – total e detalhe.

Estimativas dos Ruídos de Processo

A figura seguinte, Figura 6.41, trata das estimativas das variâncias para os ruídos de processo. As observações são as mesmas feitas para a identificação das propriedades dos ruídos de medida. Os valores estimados fora das regiões em que há aumento das variâncias formam um patamar com valores próximos aos valores iniciais do filtro, e, quando há aumento significativo da magnitude das medidas, a estimativa é limitada por três vezes o desvio padrão inicial.



Figura 6.41 – Estimativas das variâncias dos ruídos de processo realizadas pelo filtro adaptativo com dados da manobra SC01.

Por fim os estados identificados pelo filtro de Kalman que estima as propriedades dos ruídos de processo do filtro principal são dispostos juntos com suas respectivas medidas na Figura 6.42. Exceto pelas predições das variâncias de *Phi*, todas as demais estimam acréscimos de magnitude nas suas regiões de *stall*. Como as causas prováveis dessas alterações são as vibrações estruturais, é bastante razoável supor que os modos torcionais sejam mais rígidos, portanto vibrem com menor amplitude, e possuam menor influência nas medidas do ângulo de rolamento *Phi*. O comportamento dinâmico das estimativas é similar ao observado para o caso do ruído de medida. Alguns estados são mais "ágeis", como visto na Figura 6.42 (a), (d) e (e), enquanto outros se apresentam mais lentos – Figura 6.42 (b), (c) e (f). Novamente o ajuste dos ruídos de processo permite controlar a agilidade na resposta das estimativas das variâncias dos ruídos de processo do filtro principal.



Figura 6.42 – Medidas e estados identificados para o estimador das propriedades dos ruídos de processo para os dados da manobra SC01.

6.3.2 Resultados para a Manobra FPR01

Um conjunto de dados de ensaio distinto foi utilizado para fornecer mais consistência aos resultados, e não restringir a validação a apenas uma realização. Trata-se da manobra FPR01, descrita no Capítulo anterior. Não será feita uma análise detalhada dos resultados, tal qual realizada para os dados SC01, mas apenas serão apresentados os resultados obtidos para as calibrações dos ângulos de incidência aerodinâmica, comportamento das inovações, desempenho dos filtros estimadores das propriedades dos ruídos de medida e de processo e alguns resultados distintos qualitativamente dos obtidos com a análise da manobra SC01.

Trajetória

A manobra FPR01 segue a trajetória apresentada na Figura 6.43. As excursões de alfa e de beta precedem um retorno de 180°, cuja amostra 5700 encontra-se aproximadamente no meio da curva. A variação da posição vertical é bem mais modesta quando comparada com a trajetória da manobra SC01 – Figura 6.14. Enquanto na última observa-se uma variação aproximada de 1500 m, nessa praticamente não se ultrapassa 100 m.



Figura 6.43- Trajetória realizada para a manobra FPR01.

Ângulo de Ataque – Alfa

A seguir são apresentados os resultados associados ao ângulo de ataque. A Figura 6.44 exibe a evolução temporal das estimativas. A amplitude máxima atingida pelas medidas do

ângulo de ataque não passa de 15°, bem inferior aos 35° observados na manobra SC01. Mesmo assim a qualidade da predição é muito boa e a calibração obtida é bastante próxima da referência. A convergência das estimativas dos estados é ligeiramente mais rápida para o caso adaptativo e o desempenho geral é um pouco, mas não significativamente, superior, o que pode ser conferido na Tabela 6.1. Diferentemente da manobra SC01, na manobra FPR01 a aeronave não realiza um *stall* completo, e sim uma aproximação com ângulos bem mais reduzidos. Todos os efeitos de descolamento aerodinâmico e das vibrações estruturais não ocorrem com a mesma intensidade que na manobra SC01, portanto espera-se que contribuição da filtragem adaptativa não seja tão significativa quando o foi no primeiro caso analisado.



(a) Manobra FPR01

(b) Manobra FPR01 – filtro adaptativo

Figura 6.44 – Identificação do ângulo de ataque a partir da manobra FPR01.



Figura 6.45 – Parâmetros identificados de calibração de alfa com dados da manobra FPR01.

Parâmetro	Valor de Referência	Estimado Filtro	Diferença (%)	Estimado Filtro Adaptativo	Diferença (%)
K alfa	1,84	1,8050	-1,9	1,8102	-1,6
b alfa (graus)	-14,8	-15,3976	-4,0	-14,9571	-1,1

Tabela 6.7 – Avaliação dos parâmetros de calibração de alfa estimados com dados de vôo FPR01.

Ângulo de Derrapagem – Beta

As variações das amplitudes das excursões do ângulo de derrapagem são bem mais significativas que as realizadas para o ângulo de ataque. Como resultado a qualidade da identificação dos parâmetros de calibração é bastante superior ao alcançado com a manobra SC01, o que pode ser comprovado comparando-se a Tabela 6.6 e a Tabela 6.8. O resultado obtido para o termo de polarização de beta é bastante superior para a filtragem adaptativa, no entanto observa-se na Figura 6.46 que o estado identificado afasta-se ligeiramente dos valores esperados ao redor da amostra 3500, comparando-se com o estado identificado para o filtro não adaptativo. Esse comportamento é explicado observando-se a evolução do parâmetro de polarização de beta, que, em torno da amostra 3500, ainda está afastado do valor final de calibração somente para o caso adaptativo. Os parâmetros de polarização estão bastante relacionados com a identificação do vento. A análise da Figura 6.54 permite observar a similaridade de comportamento entre o termo de polarização e as estimativas para o vento Leste realizadas pela filtragem adaptativa, mais distantes dos valores de referência que na filtragem não adaptativa. A contribuição do vento precisa estar isolada dos componentes da velocidade aerodinâmica antes de se tentar identificar as calibrações dos ângulos de incidência aerodinâmica. A conclusão é que a curva de 180º para identificação do vento precisa ser executada antes das excursões laterais e longitudinais.



Figura 6.46 – Identificação do ângulo de derrapagem a partir da manobra FPR01.



Figura 6.47 – Parâmetros identificados de calibração de beta com dados da manobra FPR01.

Parâmetro	Valor de Referência	Estimado Filtro	Diferença (%)	Estimado Filtro Adaptativo	Diferença (%)
K beta	1,55	1,4882	-4,0	1,4888	-3,9
b beta (graus)	0,43	0,5237	22	0,4380	1,9

Tabela 6.8 – Avaliação dos parâmetros de calibração de beta estimados com dados de vôo FPR01.

Inovações

As inovações obtidas para a manobra FPR01 comportam-se de forma similar às calculadas para a manobra SC01. As envoltórias em vermelho, derivadas da previsão teórica " $\pm 2(HPH'+R)^{\frac{1}{2}}$ " – vide equação 4.20 – representam bem os resíduos dos dados de ensaio. Os gráficos referentes à filtragem adaptativa possuem os contornos teóricos bem mais próximos dos dados reais, comparando-se com os gráficos relativos à filtragem com propriedades fixas. Quanto aos resíduos, não há uma diferença substancial entre os resultados. As inovações são menores e mais estáveis para determinada medida ora para a filtragem adaptativa, ora para a filtragem não adaptativa.



Figura 6.48 – Inovações calculadas com dados da manobra FPR01.

Estimativas dos Ruídos de Medida

As magnitudes das variâncias estimadas para os ruídos de medida são, de uma forma geral, um pouco mais baixas que às estimadas para os dados SC01, principalmente quando comparadas com as elevações bruscas encontradas no caso SC01 nos dois trechos de manobra em que houve perda de sustentação. As estimativas relacionadas às posições nos dois casos possuem um aspecto ondulatório e com variações mais suaves, diferente das demais.



(c) Posições

Figura 6.49 – Estimativas das variâncias dos ruídos de medida realizadas pelo filtro adaptativo com dados da manobra FPR01.

Exceto pela diferença de magnitude e pelos dois instantes em que houve variações expressivas das estimativas de ruído de medida para a manobra SC01, os mesmos comentários feitos na

análise da Figura 6.40 valem para a Figura 6.50. Novamente fica clara a capacidade do filtro de suavizar as medidas, eliminar perturbações locais e fornecer estimativas mais consistentes para o filtro principal.





Figura 6.50 – Medidas e estados identificados para o estimador das propriedades dos ruídos de medida para os dados da manobra FPR01 – total e detalhe.

Estimativas dos Ruídos de Processo

A Figura 6.41 e a Figura 6.51 apresentam resultados semelhantes, dentro das características de cada manobra. Em ambas observa-se que as estimativas iniciais da variância de ângulo de rolamento são bastante elevadas, sugerindo que ao início da identificação esse estado propagado difere significativamente do seu valor corrigido – o que também está relacionado com o fato de que o modelo dinâmico ainda não foi identificado no trecho inicial. Com a evolução da identificação do modelo dinâmico o erro reduz e o comportamento das estimativas da variância de *Phi* passa a se assemelhar ao dos demais estados.



Figura 6.51 – Estimativas das variâncias dos ruídos de processo realizadas pelo filtro adaptativo com dados da manobra FPR01.

A Figura 6.52 reforça a qualidade da abordagem via filtragem estocástica para fornecer estimativas das variâncias dos erros de processo do filtro principal. Os resultados são consistentes com os obtidos para a manobra SC01 e valem os mesmos comentários realizados anteriormente.



(a) Velocidade inercial longitudinal

(b) Velocidade inercial transversal



Figura 6.52 – Medidas e estados identificados para o estimador das propriedades dos ruídos de processo para os dados da manobra FPR01.

Outros Resultados

O comportamento da variância do erro de estado das posições para o caso da manobra FPR01, usando os dois modos de filtragem, pode ser comparado na Figura 6.53. Para o caso adaptativo observa-se aumento dos valores exatamente nas regiões em que houve aumento das estimativas das variâncias dos respectivos ruídos de medida – Figura 6.49 (c). Esse resultado é consistente com o apresentado para a manobra SC01 e os comentários são os mesmos.



Figura 6.53 – Variâncias das estimativas da posição estimadas com dados da manobra FPR01.

Os componentes do vento são difíceis de serem estimados. A identificabilidade desses termos está bastante relacionada com a manobra, e é necessário um procedimento que desacople as velocidades aerodinâmica e inercial. A curva de 180°, cuja amostra 5700 caracteriza seu ponto médio na manobra FPR01 – Figura 6.43, é o procedimento ideal e pode ser comprovado pela Figura 6.54. A tendência das estimativas de se aproximarem da curva de referência é clara, e ambas seguem juntas em seguida. Os componentes do vento possuem forte correlação com os termos de polarização das calibrações dos ângulos de incidência aerodinâmica. O procedimento recomendado é identificar o vento primeiro e em seguida estimar os termos de calibração de alfa e de beta, diferentemente do que foi realizado na manobra FPR01.



Figura 6.54 – Componentes do vento estimados com dados da manobra FPR01.

6.4 Conclusões

As seguintes conclusões podem ser extraídas com base no que foi proposto e nos resultados apresentados nesse Capítulo:

- os modelos matemáticos propostos no Capítulo 2 representam adequadamente a dinâmica da aeronave e servem ao propósito de verificação de compatibilidade de dados de ensaio. O modelo dinâmico escolhido possui um vetor de 13 estados, estendido de mais 12 estados correspondentes aos parâmetros de calibração do modelo. O vetor de saídas fornece informações das medidas dos ângulos ataque e de derrapagem, da pressão estática e total e da trajetória da aeronave. Os resíduos entre as predições e as medidas mantiveram-se em valores considerados baixos e com características semelhantes às de um ruído branco. As considerações de que a Terra é plana e um referencial inercial e de que a atmosfera é um gás perfeito também se mostraram razoáveis. Um nível maior de detalhamento no modelo matemático necessita ser avaliado com cautela, principalmente se acarretar aumento no vetor de estados e serem estimados;

- alguns tipos de manobras de ensaio, dedicadas ao problema de verificação de compatibilidade de dados de ensaio e calibração dos dados do ar, foram propostas no Capítulo 3. A manobra *wind box* foi realizada em um simulador de vôo de base fixa e foi eficiente para os propósitos. Ficou evidente, através da interpretação das histórias temporais, a importância de cada trecho da manobra, havendo sincronismo com a evolução dos estados e os parâmetros associados. As manobras de vôo utilizadas para análise não seguiram exatamente as especificações feitas no Capítulo 3, no entanto possuíam características bastante semelhantes e pode-se afirmar que não comprometeram os resultados;

- o método de estimação desejado para o problema deveria atender a alguns critérios: i) ser aplicável para a obtenção de resultados em tempo real; ii) considerar na solução o tratamento de ruídos de medida e dos erros de modelagem – ruídos de processo; iii) considerar que esses ruídos possam variar ao longo do tempo devido à natureza do problema (A turbulência é uma variável relevante para a extração de resultados a partir de dados de ensaios em vôo. Laban [23] relata em seu trabalho que algumas vezes foi necessário interromper o ensaio e reiniciálo em condições mais favoráveis. A invariância das propriedades dos ruídos de medida e de

processo em sua metodologia talvez seja uma causa provável.). O método de solução escolhido foi a filtragem estocástica com estimativa adaptativa das propriedades estatísticas dos ruídos de processo e de medida. Utilizou-se o Filtro de Kalman Estendido (EKF) e a identificação das propriedades dos ruídos foi realizada pelo método do ajuste da covariância. A metodologia de estimação adaptativa proposta por Myers [25] foi alterada, e as estimativas passaram a ser fornecidas por meio de dois filtros de Kalman, independentes entre si e executados em paralelo ao filtro principal – um para as estimativas das propriedades dos ruídos de medida e outro para igualmente para os ruídos de processo. Os dois modos de filtragem – adaptativa e com propriedades fixas – foram testados com dados simulados (em simulações de Monte Carlo) e com dados de vôo. Ambos os resultados foram satisfatórios, mas os apresentados pela filtragem adaptativa foram sempre superiores, principalmente quando houve variações mais evidentes nas características dos ruídos, que foi o caso do conjunto de dados de ensaio em vôo SC01. Nessa manobra houve dois trechos em que a aeronave perdeu a sustentação – *stall*, o que proporcionou fontes adicionais de ruídos aerodinâmicos e estruturais não considerados nos modelos;

- o conjunto *Modelo*, *Manobra*, *Medidas* e *Método* foi analisado com três manobras distintas, e foi eficiente para a verificação de compatibilidade de dados de ensaio e calibração dos dados do ar em tempo real. Os resultados foram comparados com um método de referência desenvolvido pela Força Aérea Americana [77], e utilizado pela indústria aeronáutica. Esse método é não recursivo e é executado após o vôo a partir de diversas condições de ensaio restritivas que reduzem a produtividade dos vôos;

- o método do ajuste da covariância mostrou-se satisfatório para os propósitos do trabalho. As propriedades dos ruídos de processo e de medida foram estimadas pelos respectivos filtros de Kalman e mostraram-se consistentes com os dados de ensaio utilizados. A análise do conjunto medidas/estimativas desses dois filtros comprovou a eficiência da abordagem em eliminar eventuais comportamentos locais irregulares das estimativas, que mereceu a atenção de Groutage [81] e de Kirlin [82], e a possibilidade de controlar com eficiência a dinâmica do estimador através do ajuste das propriedades dos seus respectivos ruídos de processo; e

- os tempos computacionais para análise dos dados de ensaio em vôo sempre foram inferiores aos tempos de manobra, mesmo executando os códigos em ambiente MatLab® e em computadores usuais do tipo Intel Pentium 3®. Isso demonstra que a migração do método para uma aplicação a bordo, durante um vôo de ensaio, pode ser realizada com um esforço modesto no que diz respeito a essa questão.

6.5 Sugestões

Baseado na metodologia desenvolvida e nos resultados apresentados, seguem algumas sugestões de continuidade e de aprofundamento no problema de verificação de compatibilidade de dados de ensaio e identificação de estados e de parâmetros em tempo real:

- prosseguir na validação da metodologia analisando um conjunto maior de manobras reais de ensaio, ou mesmo fazendo uso de outras análises de Monte Carlo, para verificação de robustez;
- analisar com maior profundidade o conjunto ideal de estados e de medidas candidatos a estimação adaptativa das propriedades estatísticas dos respectivos ruídos, e verificar os efeitos nos resultados;
- os resultados obtidos com a filtragem adaptativa proposta foram satisfatórios, mas outros métodos podem ser avaliados se atenderem aos requisitos desejáveis para uma análise em tempo real: recursividade e carga computacional reduzida;
- exercitar o ajuste das variâncias dos erros de processo para os filtros que estimam as propriedades dos ruídos de medida e de processo do filtro principal, e verificar suas influências nos resultados;
- implementar o algoritmo para uso a bordo de uma aeronave para execução em tempo real, conforme proposta inicial do trabalho;
- prosseguir no problema de identificação no esquema *two steps procedure* e agregar um algoritmo de identificação em tempo real das derivadas aerodinâmicas de estabilidade e de controle; e
- estudar a inclusão do atraso no tempo no modelo dinâmico e avaliar se os benefícios compensam o aumento da carga computacional.

Bibliografia

[1] Hamel, P. G. and Jategaonkar, R. V. – "Evolution of Flight Vehicle System Identification". Journal of Aircraft, Vol. 33, No. 1, 1996, pp. 9-28.

[2] Nelles, O. – "Nonlinear System Identification". Germany, Springer, 2001.

[3] Brian, G. H. – "Stability in Aviation". London, Macmilan, 1911.

[4] Air Force Flight Test Center – "Flying Qualities Testing". Edwards Air Force Base, 2002, Chapter 07, pp. 7-2.

[5] Tischler, M. B. – "System Identification Methods for Aircraft Flight Control Development and Validation". RTO SCI Symposium, Spain, 1998.

[6] Iliff, K. W. and Maine, R. E. – "Identification of Dynamic Systems". AGARD Flight Test Techniques Series Volume 2, No. AD-A153 321, 1985.

 [7] Iliff, K. W. and Maine, R. E. – "Identification of Dynamic Systems – Application to Aircraft Part 1: The Output Error Approach". AGARD Flight Test Techniques Series Volume
3, No. AD-A178 766, 1986.

[8] Iliff, K. W. and Maine, R. E. – "User's Manual forMMLE3, a General FORTRAN Program for Maximum Likelihood Parameter Estimation". NASA TP-1563, 1980.

[9] Iliff, K. W., Maine, R. E., Montgomery, T. D. – "Important Factors in the Maximum Likelihood Analysis of Flight Test Maneuvers". NASA TP-1459, 1979.

[10] Iliff, K. W. and Maine, R. E. – "A FORTRAN Program for Determining Aircraft Stability and Control Derivatives from Flight Data". NASA TN D-7831, 1975.

[11] Iliff, K. W. and Maine, R. E. – "More than You May Want to Know About Maximum Likelihood Estimation". NASA TM-85905, 1985.

[12] Klein, V. – "Aircraft Parameter Estimation in Frequency Domain". AIAA Paper 78-1344, 1978.

[13] Tischler, M. B. and Cauffman, M. G. – "Frequency Response Method for Rotorcraft System Identification: Flight Application to BO 105 Coupled Rotor Fuselage Dynamics". Journal of the American Helicopter Society, Vol. 37, No. 3, 1992, pp. 3-17.

[14] Morelli, E. A. – "Identification of Low Order Equivalent System Models from Flight Test Data". NASA TM-2000-210117, 2000.

[15] Morelli, E. A. and Klein, V. – "Accuracy of Aerodynamic Model Parameters Estimated from Flight Test Data". Journal of Guidance, Control, and Dynamics, Vol. 20, No. 1, January-February, 1997.

[16] Jategaonkar, R. V. and Plaetschke, E. – "Identification of Moderately Nonlinear Flight Mechanics System with Additive Process and Measurement Noise". AIAA Paper 88-4347, 1988.

[17] Jategaonkar, R. V. and Plaetschke, E. – "Algorithms or Aircraft Parameter Estimation Accounting for Process and Measurement Noise". Journal of Aircraft, Vol. 26, No. 4, 1989, pp. 360-372.

[18] Jategaonkar, R. V. – "Identification of the Aerodynamic Model of the DLR Research Aircraft ATTAS from Flight Test Data". DLR-FB 90-40, July 1990.

[19] Jategaonkar, R. V., Mönnich, W., Fischenberg, D., and Krag, B. – "Identification of C-160 Simulator Data Base from Flight Data". Proceedings, 10th IFAC Symposium on System Identification, Copenhagen, Denmark, July 1994, pp. 3.67-3.74.

[20] Jategaonkar, R.V., Mönnich, W. – "Identification of DO-328 Aerodynamic Database for a Level D Flight Simulator". AIAA 97-3729, 1997.

[21] Jonkers, H. L. – "Application of the Kalman Filter to Flight Path Reconstruction from
Flight Test Data Including Estimation of Instrumental Bias Error Corrections". Report VTH 162, Delft University of Technology, Department of Aerospace Engineering, February 1976.

[22] Klein, V. and Schiess, J. R. – "Compatibility Check of Measured Aircraft Responses using Kinematic Equations and Extended Kalman Filter". NASA TN D-8514, Aug. 1977.

[23] Laban, M. – "On-Line Aircraft Aerodynamic Model Identification". PhD Dissertation, Delft University of Technology, Delft, The Netherlands, 1994.

[24] Mulder, J. A. et al. – "Non-linear Aircraft Flight Path Reconstruction Review and New Advances". Progress in Aerospace Sciences, No. 35, 1999, pp. 673-726.

[25] Myers, K. A. and Tapley, B. D. – "Adaptive Sequential Estimation with Unknown Noise Statistics". IEEE Trans Automatic Control, Vol. AC21, 1976, pp. 520-525.

[26] Breeman J. H., Simons J. L. – "Evaluation of a Method to Extract Performance Data from Dynamic Maneuvers for a Jet Transport Aircraft". 11th ICAS Congress, Lisbon, 1978.

[27] Mulder J. A., Baarspul M., Breeman J. H. and Nieuwpoort, A. M. H. – "Determination of the Mathematical Model for the New Dutch Government Civil Aviation Flying School Flight Simulator". Society of Flight Test Engineers, 18th Annual Symposium, Amsterdam, 1987.

[28] Lewis, F. L. e Stevens, B. L. – "Aircraft Control and Simulation". United States of America, John Wiley & Sons, 1992.

[29] Chow, E. Y. and Willsky, A. S. – Analytical Redundancy and the Design of Robust Failure Detection Systems". IEEE Transaction on Automatic Control, Vol. AC-29, No. 7, 1984.

[30] Etkin, B. – "Dynamics of Atmospheric Flight". New York:, Wiley, 1972.
[31] Maia, L. P. M. – "Mecânica Clássica". Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 1977.

[32] Jategaonkar, R. V., and Thielecke, F. – "ESTIMA – an Integrated Software Tool for Nonlinear Parameter Estimation". Journal of Aerospace Science and Technology, Vol. 6, Issue 8, 2002, pp.565-578.

[33] The Boeing Company – "Jet Transport Performance Methods". Boeing Flight Operation Engineering, 1989.

[34] Jategaonkar, R. V. – "Short Course in Conjunction with DINCON-2003", ITA/CTA,São José dos Campos, Brazil, August 18-19, 2003.

[35] Tischler, M. B. – "Class Notes of Comprehensive Identification from Frequency Responses". Vol. 1, Montreal, 2001.

[36] Hui, K. and Leach, B. – "In-Flight Technique for Calibrating Air Data Systems Using Kalman Filtering and Smoothing". AIAA 2001-4260, 2001.

[37] Hui, K., Leach, B. and Swail, C. – "Advanced Real-time Aerodynamic Model Identification Technique". SAE 2001-01-2965, 2001.

[38] Haering Jr., E. A. – "Airdata Measurement and Calibration". NASA Technical Memorandum 104316, Dec. 1995.

[39] Gracey, W. – "Measurement of Aircraft Speed and Altitude". NASA RP-1046, May 1980.

[40] Shafer, M. F. – "Flight Investigation of Various Control Inputs Intended for Parameter Estimation". NASA TM-85901, Aug. 1984.

[41] Iliff, K. W. and Maine, R. E. – "The Theory and Practice of Estimating the Accuracy of Dynamic Flight Determined Coefficients". NASA RP-1077, 1981.

[42] Morelli, E. A. – "Flight Test Validation of Optimal Input Design and Comparison to Conventional Inputs". AIAA 97-3711, 1997.

[43] Tischler, M. B. – "System Identification Methods for Aircraft Flight Control Development and Validation". NASA TM 110369, 1995.

[44] Hemerly, E. M., Hoff, J. C., Mendonça, C. B., Góes, L. C. S. – "Ambiente Integrado para Identificação de Parâmetros de Aeronaves". DINCON, São José dos Campos, 2003.

[45] Hoff, J. C., Cook, M. V. – "Aircraft Parameter Identification Using an Estimation Before Modeling Technique". The Aeronautical Journal of the Royal Aeronautical Society, August/September, 1996.

[46] Mendonça, C. B., Góes, L. C. S. – "Airplane Parameter Identification Using Frequency Response Error Method". COBEM, São Paulo, 2003.

[47] Mendonça, C. B., Góes, L. C. S. – "Modeling Error Evaluation in Airplane Parameter Identification Using Frequency Response Error". DINCON, São José dos Campos, 2003.

 [48] Mendonça, C. B., Hoff, J. C. – "Parameters Estimation Techniques for Airplane Aerodynamic Derivatives Determination from Flight Data", X DINAME, São Paulo, Brazil, 2003.

[49] Morelli, E. A. – "Determining the Accuracy of Maximum Likelihood Parameter Estimates With Colored Residuals", NASA CR 194893, 1994.

[50] Hemerly, E. M. – "Controle por Computador de Sistemas Dinâmicos". Edgard Blücher, São Paulo, 2000.

[51] Gelb, A. – "Applied Optimal Estimation". MIT Press, Massachusetts, 1974.

[52] Klein, V. – "Aircraft Parameter Estimation in Frequency Domain", AIAA 78-1344, 1978. [53] Cintra, R. B. e Góes, L. C. S. – "Identificação de Sistemas Dinâmicos Não-Lineares do Domínio da Freqüência". DINCON, São José dos Campos, 2003.

[54] Morelli, E. A. – "Real-Time Parameter Identification in the Frequency Domain". AIAA 99-4043, 1999.

[55] Amerson, T. – "Total Air Temperature (TAT) Sensor Flight Test Calibration on Embraer ERJ 170 Aircraft". Rosemount Aerospace Report D0231141A, 2002.

[56] Kalman, R. E. – "A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems". Transaction of the ASME – Journal of Basic Engineering, pp. 35-45, 1960.

[57] Maybeck, P. S. – "Stochastic Models, Estimation, and Control". Vol. 1, Academic Press, Inc., 1979.

[58] Welch, G. and Bishop, G. – "An Introduction to the Kalman Filter". SIGGRAPH2001, Los Angeles, 2001.

[59] Basappa, Jategaonkar, R. – "Evaluation of Recursive Methods for Aircraft Parameter Estimation". AIAA 2004-5063, 2004.

[60] Mehra, R. K. – "Approaches to Adaptive Filtering". IEEE Transactions on Automatic Control, 1972.

[61] Myers, K. A. and Tapley, B. T. – "Adaptive Sequential Estimation with Unknown Noise Statistics". IEEE Transactions on Automatic Control, 1976, pp.520-523.

[62] Rios Neto, A. e Kuga, H. K. – "Estimação Adaptativa do Ruído no Estado para o Filtro de Kalman". IV Congresso Brasileiro de Automática, Vol.1, 1982, pp.101-105

[63] Ghil, M. et al. – "An Efficient Algorithm for Estimating Noise Covariances in Distributed Systems". IEEE Transactions on Automatic Control, 1985, Vol. AC-30, No. 11, pp.1057-1065.

[64] Jazwinski, A. H. – "Stochastic Process and Filtering Theory". Academic Press, New York, 1970.

[65] Fitzgerald, R. J. – Divergence of the Kalman Filter". IEEE Transactions on Automatic Control, 1971, Vol. AC-16, No. 6, pp.736-747.

[66] Gemson, R. M. O. and Ananthasayanam, M. R. – "Importance of Initial State Covariance Matrix for the Parameter Estimation Using an Adaptive Extended Kalman Filter", AIAA-98-4153, 1998.

[67] Sarkar, A. K., Ananthasayanam, M. R., and Vathsal, S. – "Sensitivity of Initial State Error Covariance Matrix in a Practical Adaptive EKF". AIAA-2001-4202, 2001.

[68] Mendonça, C. B., Hemerly, E. M. e Curvo, M. – "Reconstrução de Trajetória de Aeronaves com Identificação Paramétrica em Modelo Não-Linear", CBA2004, XV Congresso Brasileiro de Automática, Gramado-RS, Setembro/2004.

[69] Morelli, E. A. – "Estimating Noise Characteristics from Flight Test Data Using Optimal Fourier Smoothing". Journal of Aircraft, Vol. 32, No. 4, 1995, pp.689-695.

[70] Grewal, M. S. and Andrews, A. P. – "Kalman Filtering – Theory and Practice Using MATLAB". New York, John Wiley & Sons, 2nd edition, 2001.

[71] Pouwels, H. – "Instrumentation for the Determination of Aircraft Performance from Dynamic Maneuvers". ISA 25th International Instrumentation Symposium, Anaheim, 1979.

[72] Honeywell Commercial Aviation Products – "System Requirements Specification for the YG4037AB/YG4039AB Inertial Reference Systems". Minnesota, 2001.

[73] BF Goodrich – "Smart Probe SSEC Flight Test Analysis". September, 2003.

[74] Magellan Corporation – "Z-12 GPS Receiver Operation & Technical Manual". Santa Clara – CA, 1999. [75] Bauer, J. E., Andrisani, D. – "Estimating Short-Period Dynamics Using an Extended Kalman Filter". NASA TM 101722, 1990.

[76] Lai, K. L., Crassidis, J, L., Cheng, Y. – "New Complex-Step Derivative Approximations with Application to Second-Order Kalman Filtering". AIAA-2005-5944, AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference, San Francisco, 2005.

[77] Olson, M. W. – "Aircraft Performance Flight Testing". Air Force Flight Test Center, Edwards Air Force Base, California, February 2003.

[78] Basil, H., Ananthasayanam, M. R., Puri, S. N. – "Adaptive Kalman Filter Tuning In Integration of Low-Cost MEMS-INS/GPS". AIAA-2004-5122, 2004.

[79] Leathrum, J. F. – "On Sequential Estimation of State Noise Variances". IEEE Trans Automatic Control, Vol. AC26, 1981, pp. 745-746.

[80] Yang, X. – "Comments on "On Sequential Estimation of State Noise Variances"".IEEE Trans Automatic Control, Vol. AC29, 1984, pp. 764.

[81] Groutage, F. D. – "State Variable Estimation Using Adaptive Kalman Filter with Robust Smoothing". IEEE Conf. Decision Contr., Dec, 1983, pp. 1316-1318.

[82] Kirlin, L., Moghaddamjoo, A. – "Robust Adaptive Kalman Filtering for Systems With Unknown Step Inputs and Non-Gaussian Measurement Errors". IEEE Trans on Acoustics and Signal Processing, Vol. ASSP34, 1986 pp. 252-263.

[83] Curvo, M., Rios Neto, A. – "A New Filter Error Method Applied to Parameter Estimation". DINCON, São José dos Campos, 2003.

[84] Curvo, M. – "Estimation of Aircraft Aerodynamic Derivatives Using Extended Kalman Filter". Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences, Vol. XXII, No 2, pp. 133-148, 2000.

[85] Isidori, A. – "Nonlinear Control Systems". 3rd Edition, Springer, 1995.

[86] Rios Neto, W., e Góes, L. C. S. – "Study of Flight Maneuvers for Stability and Control Derivatives Estimation". CD-ROM Anais do XV Congresso Brasileiro de Automática, Gramado – RS, Brasil, Setembro 2004.

[87] Góes, L. C. S., Hemerly, E. M., Maciel, B. C.O., Rios Neto, W., Mendonça, C. B., e Hoff, J. – "Aircraft Parameter Estimation using Output Error Methods, Anais do Inverse Problems, Design and Optimization Symposium". Rio de Janeiro, Brasil, Abril 2004.

[88] Rios Neto, W., Hemerly, E., Góes, L. C. S., Mendonça, C. B., e Hoff, J. – "Aircraft Parameter Estimation using Output Error Methods". Anais do II Congresso Temático de Dinâmica, Controle e Aplicações, São José dos Campos – SP, Agosto 2003.

[89] Maciel, B.C.O., Hemerly, E.M., Góes, L.C.S., Vasconcelos, L.J.H., Oliveira, M.F. – "Identificação Paramétrica das Derivadas de Estabilidade e Controle do Movimento Longitudinal da Aeronave Xavante AT-26". Proceedings do Simpósio de Guerra Eletrônica, SIGE, São José dos Campos, 2004.

[90] Maciel, B.C.O., Góes, L.C.S., Vasconcelos, L.J.H. – "Identificação Paramétrica das Derivadas de Estabilidade e Controle do Movimento Longitudinal da Aeronave Xavante AT-26". XV Congresso Brasileiro de Automática, Gramado , 2004.

[91] Maciel, B.C.O., Góes, L.C.S., Hemerly, E.M. – "Comparison of two Output-error Methods in Aircraft Parameter Estimation". 3º Congresso Temático de Aplicações de Dinâmica e Controle, 2004, Ilha Solteira Anais do 3º Congresso Temático de Aplicações de Dinâmica e Controle, 2004.

[92] Maciel, B.C.O., Góes, L.C.S. – "Identificação e Controle de Aeronaves via Abordagem Quasi-LPV". 2º Congresso Temático de Aplicações de Dinâmica e Controle, São José dos Campos, 2003.

[93] Maciel, B.C.O., Góes, L.C.S. – "Nonlinear Simulation of Aircraft for Identification Purposes". 2º Congresso Temático de Aplicações de Dinâmica e Controle, São José dos Campos, 2003. [94] Maciel, B.C.O., Neto, N.S.B., Oliveira, P.H.I.A., Góes, L.C.S., Hemerly, E.M. – "Identification of the Aerodynamic and Control Derivatives and Flight Path Reconstruction of the SZD-50-3 Puchacz Sailplane". Proceedings of the International Congress of Mechanical Engineering, Ouro Preto, Brazil, 2005.

[95] Neto, N.S.B., Maciel, B.C.O., Oliveira, P.H.I.A., Góes, L.C.S., Hemerly, E.M. – "Comparison Between Conventional Flight Test Maneuvers for Aircraft Aerodynamic Derivatives Estimation". Proceedings of the International Congress of Mechanical Engineering, Ouro Preto, Brazil, 2005.

[96] Oliveira, P.H.I.A., Neto, N.S.B., Maciel, B.C.O., Góes, L.C.S., Hemerly, E.M. "Flight Tests for Parameter Identification in Light Airplanes". Proceedings of the International Congress of Mechanical Engineering, Ouro Preto, Brazil, 2005.

[97] Neto, N.S.B., Góes, L.C.S., Maciel, B.C.O., Hemerly, E.M. – "Optimization of Flight Test Maneuvers for Aerodynamic Derivatives Inverse Problem". Proceedings of the 6th World Congress on Structural and Multidisciplinary Optimization, Rio de Janeiro, May, 2005.

[98] Maciel, B.C.O., Góes, L.C.S. – "Parameter Estimation and Flight Path Reconstruction Using Output-error Method". Proceedings of the International Symposium on Dynamic Problems of Mechanics, Ouro Preto, Brazil, 2005.

[99] Góes, L.C.S., Hemerly, E.M., Maciel, B.C.O. – "Parameter Estimation and Flight Path Reconstruction using Output-error Method". 24th International Congress of the Aeronautical Sciences, 2004, Yokohama Proceedings of the 24th International Congress of the Aeronautical Sciences, 2004.

[100] Maciel, B.C.O., Góes, L.C.S., Rios Neto, W. – "Aircraft Parameter Estimation using Output-Error Methods". Inverse Problems, Design and Optimization Symposium, 2004, Rio de Janeiro Proceedings of the Inverse Problems, Design and Optimization Symposium, 2004.

[101] Maciel, B.C.O., Hemerly, E.M., Góes, L.C.S., VASCONCELOS, L.J.H., Oliveira, M.F. – "Identificação Paramétrica das Derivadas de Estabilidade e Controle do Movimento

Longitudinal da Aeronave Xavante AT-26 Usando Estimação por Máxima Verossimilhança". Revista Controle & Automação da Sociedade Brasileira de Automática, 2005.

[102] Góes, L.C.S., Hemerly, E.M., Maciel, B.C.O., Rios Neto, W., Neto, N.S.B. – "Aircraft Parameter Estimation using Output-Error Methods". Inverse Problems in Science and Engineering Journal, 2005.

[103] Góes, L.C.S., Hemerly, E.M., Maciel, B.C.O., Neto, N.S.B. – "Accident Investigation Applications of Aircraft Parameter Estimation Techniques". ISASI Seminar, Texas, EUA, 2005.

[104] Oliveira, P.H.I.A., Neto, N.S.B., Maciel, B.C.O., Góes, L.C.S., Hemerly, E.M. – "Flight Tests and Parameter Estimation for Small Aircraft". SAE Conference, 2005.

FOL	HA DE REGISTRO	DO DOCUMENTO	
^{1.} CLASSIFICAÇÃO/TIPO	^{2.} DATA	^{3.} DOCUMENTO N°	^{4.} N° DE PÁGINAS
TD	30 de janeiro de 2006	CTA/ITA-IEM/TD-002/2005	188
^{5.} TÍTULO E SUBTÍTULO: Análise de Compatibilidade de com Filtragem Estocástica Adaj	Dados de Ensaio em Vá ptativa	ôo e Calibração dos Dados c	lo Ar em Tempo Rea
^{6.} AUTOR(ES):			
Celso Braga de Mendonça			
 INSTITUIÇÃO(ÕES)/ÓRGÃO(S) Instituto Tecnológico de Aerona 	INTERNO(S)/DIVISÃO(ÕES áutica. Divisão de Enger	^{i):} nharia Mecânica-Aeronáutic	a – ITA/IEM.
^{8.} PALAVRAS-CHAVE SUGERIDAS	PELO AUTOR:		
Ensaios em Vôo; Compatibilida	de de Dados; Filtragem	Estocástica; Filtragem Adap	otativa.
9.PALAVRAS-CHAVE RESULTANT	ES DE INDEXAÇÃO:		
Ensaios em vôo; Filtros adapt Estimação de estado; Operação	tativos; Filtragem; Proc em tempo real; Mecânic	essos estocásticos; Identifica do vôo; Engenharia aeron	cação de parâmetros áutica
$\begin{array}{c} \text{APRESENTAÇÃO:} \\ \text{ITA} \text{O} \qquad \text{I} \text{O} \qquad \text{O} \\ \end{array}$	NG 100 ()	A Nacional	Internacional
11A, Sao Jose dos Campos, 200	15, 188 paginas.		
^{11.} RESUMO:			
O interesse em identificação de	sistemas e de parâmetro	os aplicado à área aeroespac	ial não é recente, mas
continua vibrante, pois novos c	lesafios são propostos.	Na atualidade, procura-se in	vestir na obtenção de
resultados mais precisos e mais	s rápidos, preferencialm	ente em tempo real, para qu	ie haja uma interação
entre engenharia e tripulação	ainda durante o vôo. A	A proposta de estimar esta	dos, antes de estima
parâmetros, é bastante conven	iente, pois fornece uma	base de dados consistente	para a obtenção das
estimativas paramétricas. A v	verificação da consistê	ncia de dados de ensaio	através de modelos
cinemáticos, antes que se passe	para a fase de identifica	ção de parâmetros, usando t	filtragem estocástica é
bastante atrativa, pois o métod	lo comporta ruídos de p	processo e de medida. Amb	oos são típicos para a
natureza do problema, mas acre	escenta-se o fato de que	suas propriedades estatística	as variam ao longo do
tempo.	_		-
Nesse trabalho propõe-se o us	o da filtragem estocásti	ca adaptativa para verificaç	ão da consistência de
dados de ensaio em vôo e cal	ibração simultânea dos	dados do ar. O método pr	roposto baseia-se nos
procedimentos de ajuste de cov	variância, calculada atra	vés de filtros de Kalman ex	ecutados em paralelo
A metodologia foi testada con	n dados sintéticos via s	simulações de Monte Carlo	e com manobras de
ensaio em vôo reais. Os resulta	ados mostraram-se coer	entes com os fenômenos, e	mais precisos que os
obtidos com filtragem não adap	tativa, a um custo comp	utacional baixo.	1 1
^{12.} grau de sigilo:			
(X) OSTENSIVO () R	ESERVADO	() CONFIDENCIAL	() SECRETO