

Efeitos dos Erros Não Modelados da Instrumentação de Ensaio em Voo na Estimação dos Parâmetros Aerodinâmicos de uma Aeronave

Luiz Carlos Sandoval Góes¹ e Ilka Rodrigues de Santana²

¹Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos, Brasil, goes@ita.br

²Empresa Brasileira de Aeronáutica, São José dos Campos, Brasil, Ilka.santana@embraer.com.br

Abstract: This work presents the analysis of the effects of static and dynamic uncertainties of the flight test instrumentation in the process of aerodynamic parameter estimation through inverse modeling. The M4V methodology for aircraft aerodynamic identification is discussed and the effects of unmodelled sensor dynamics of the flight test instrumentation in the aerodynamic parameter estimation is analyzed using synthetic flight test data and Monte Carlos simulation. The bias and random errors in the lateral-directional aerodynamic derivatives of a transport aircraft is analyzed for different types of interfering and modifying spurious sensor inputs with the objective to evaluate the important contributions to the polarization of the estimation of the aerodynamic derivatives.

Keywords: flight test sensor model, uncertainty analysis, aircraft parameter estimation, Monte Carlo simulation.

1. INTRODUÇÃO

A modelagem da dinâmica de voo de uma aeronave é uma tarefa de grande relevância para várias atividades do setor aeronáutico, incluindo a homologação de novas aeronaves, o desenvolvimento de simuladores de voo e o projeto de estratégias de controle “fly-by-wire”. Diversas metodologias têm sido utilizadas com diferentes combinações de simulação computacional CFD, ensaios em túnel de vento e ensaios em voo de protótipos [1, 2].

A determinação dos parâmetros aerodinâmicos de uma aeronave através de técnicas de problema inverso, ou identificação de parâmetros, é um processo bastante estudado no setor aeronáutico [3]. A metodologia M⁴V (Manobra, Medida, Modelo, Método e Validação), mostrada na Fig.1, resume adequadamente os quatro passos envolvidos na identificação experimental de parâmetros aerodinâmicos de uma aeronave. O bloco *Manobra* diz respeito ao processo de escolha dos sinais de controle das superfícies de comando de voo (profundor, aileron, leme) visando uma excitação persistente dos modos dinâmicos da Planta (aeronave).

O bloco *Medição* está relacionado com os processos de aquisição de dados, objeto de estudo deste trabalho, corresponde ao conjunto de instrumentação de ensaio em voo aplicada à aeronave para que certas medidas sejam realizadas. A instrumentação está relacionada com os estados da

aeronave através das equações de saídas, a qual é modelada considerando os erros típicos de uma cadeia de medição de ensaio em voo. A instrumentação de ensaio em voo típica inclui sensores para medidas das deflexões das superfícies de controle, unidade de medição inercial (acelerações, velocidades angulares e ângulos de atitude), e sistema de medida anemométrico responsável pelas indicações do ângulo de ataque, ângulo de derrapagem, velocidade em relação ao vento, altitude barométrica e temperatura externa.

O bloco *Modelo* utilizado neste trabalho é uma representação matemática da dinâmica do movimento látero-direcional (*dutch-roll*) de uma aeronave sujeita a uma pequena perturbação. Neste modelo encontram-se os parâmetros aerodinâmicos a serem estimados, a dinâmica dos estados e as equações de saída das variáveis observadas.

O bloco *Método* compreende o algoritmo de identificação dos parâmetros do modelo através de uma técnica de minimização do erro de predição entre os valores reais das medidas obtidas com a instrumentação de ensaio em voo e os valores preditos com o modelo matemático da planta e seus sensores. Os parâmetros estimados são validados através da extrapolação dos dados do modelo e do grau de previsibilidade obtido para novos dados de ensaios em voo.

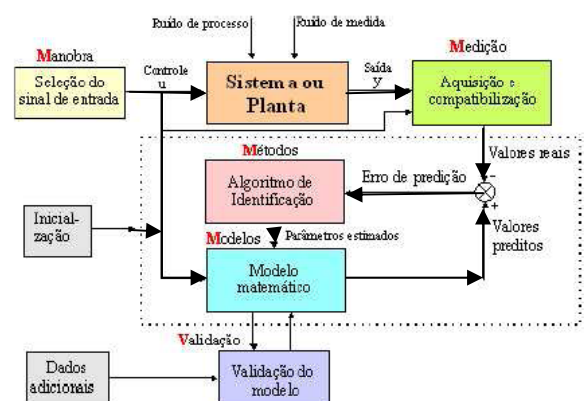


Fig. 1. Diagrama esquemático do método M⁴V [2].

A intenção deste trabalho é mostrar a necessidade da correta modelagem do sistema de medição no processo de

estimação dos parâmetros da planta, visto que as incertezas introduzidas no processo de medição modificam as grandezas físicas observadas, que se não forem consideradas no processo de modelagem podem acarretar erros de polarização de grande magnitude nas grandezas estimadas. Trabalhos similares sobre o efeito dos erros de instrumentação de voo na estimação das derivadas de estabilidade e controle da aeronave foram anteriormente descritos em [4, 5, 6].

2. MÉTODO DE ANÁLISE

A análise dos efeitos dos erros de medição nas propriedades estatísticas do estimador foi realizada através do diagrama de simulação mostrado na Fig.2. Essa análise considera um modelo conhecido para a dinâmica látero-direcional da aeronave, cujos parâmetros aerodinâmicos são indicados por Θ_{ref} . Os dados do vetor de entrada, $u(t)$, corresponde as deflexões do profundor (δ_a) e leme (δ_r). O vetor de saída, $y(t)$, corresponde as cinco variáveis de estado observadas.

Os modelos dinâmicos dos sensores de entrada e saída incorporam os efeitos não-ideais associadas as entradas interferentes e modificantes que são objeto dessa análise. Os dados foram gerados “off-line” e os parâmetros do modelo matemático da aeronave foram ajustados aplicando-se um algoritmo de estimação descrito na Fig.1.

A simulação Monte Carlo é realizada para diferentes realizações do processo de medição, Y_M , indicado no modelo abaixo. Essa análise consistiu na obtenção de dados sintéticos de entrada (U_M), e saída (Y_M), modificados pelos erros sistemáticos e aleatórios dos sensores de entrada e saída,

que aplicados ao algoritmo de estimação gerou um conjunto de dados amostrais para os parâmetros aerodinâmicos estimados, Θ_{est} , utilizados na determinação estatística dos erros de polarização e dispersão do estimador “output-error”.

O método de Monte Carlo utiliza-se de ferramentas estatísticas para análise dos parâmetros estimados obtidos, tais como a média e o desvio padrão dos parâmetros estimados,

$$\Theta_M = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \Theta_i \quad (1)$$

onde, Θ_i são os valores obtidos dos parâmetros e N é o número de medidas realizadas, neste trabalho foram feitas 50 leituras.

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (\Theta_M - \Theta_i)^2} \quad (2)$$

Supondo uma distribuição normal, a função densidade probabilidade pode ser escrita como:

$$f(X) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(X-X_M)^2}{2\sigma^2}} \quad p/ -\infty < X < +\infty \quad (3)$$

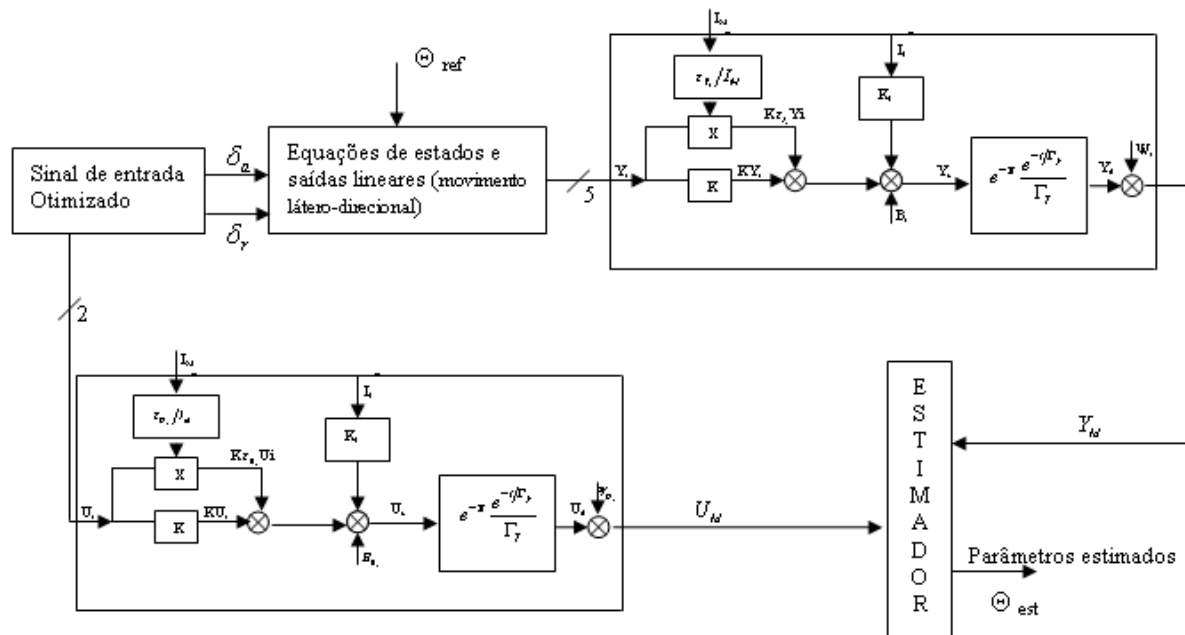


Fig.2. Diagrama de simulação Monte Carlo

O estudo realizado compreendeu os seguintes passos:

- Foram definidos a condição de voo e os parâmetros iniciais do modelo;
- Foi realizada uma simulação sem adição de erros nos sensores para se observar se o modelo era identificável;

(iii) Foram realizados estudos preliminares considerando os seguintes erros nos sensores:

- Ruído branco nos sensores;
- Erro de polarização nos sensores;
- Erro de fator de escala nos sensores;
- Erro de sensibilidade cruzada e desalinhamento nos sensores;
- Erro associado à latência dos sensores;

2.1 Modelo dinâmico da planta

O modelo dinâmico da aeronave utiliza um sistema de referência fixo no corpo, conforme mostrado na Fig.3, abaixo.

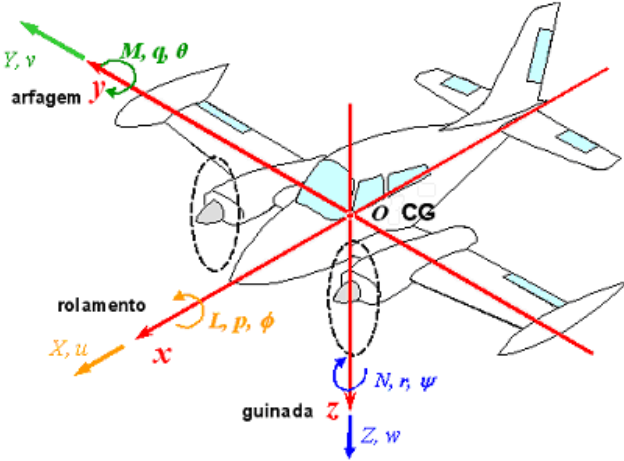


Fig.3. Representação das variáveis relacionadas à dinâmica da aeronave.

A dinâmica látero-direcional (*dutch-roll*) corresponde ao movimento translacional ao longo do eixo y e aos movimentos rotacionais em torno dos eixos x e z do corpo. O modelo dinâmico para estimação de parâmetros é bastante conhecido e diversas referências abordam a dedução das equações de movimento da aeronave [7, 8]. As equações obtidas são dadas por:

$$\begin{bmatrix} \Delta\dot{\beta}(t) \\ \Delta\dot{p}(t) \\ \Delta\dot{r}(t) \\ \Delta\dot{\phi}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_{\beta} & \sin(\alpha_e) & -\cos(\alpha_e) & \cos(\phi_e)\cos(\theta_e)(g/V_0) \\ L_{\beta} & L_p & L_r & 0 \\ N_{\beta} & N_p & N_r & 0 \\ 0 & 1 & \cos(\theta_e)\tan(\theta_e) & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\beta(t) \\ \Delta p(t) \\ \Delta r(t) \\ \Delta\phi(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} Y_{\delta_a} & Y_{\delta_r} \\ L_{\delta_a} & L_{\delta_r} \\ N_{\delta_a} & N_{\delta_r} \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta_a(t) \\ \delta_r(t) \end{bmatrix} \quad (4)$$

As derivadas aerodinâmicas dimensionais são dadas por:

$$\begin{aligned} L'_{\beta} &= \mu L_{\beta} + \sigma N_{\beta}; & L'_p &= \mu L_p + \sigma N_p; \\ L'_r &= \mu L_r + \sigma N_r; & L'_{\delta_a} &= \mu L_{\delta_a} + \sigma N_{\delta_a}; \\ L'_{\delta_r} &= \mu L_{\delta_r} + \sigma N_{\delta_r}; & N'_{\beta} &= \mu N_{\beta} + \sigma L_{\beta}; \\ N'_p &= \mu N_p + \sigma L_p; & N'_r &= \mu N_r + \sigma L_r; \\ N'_{\delta_a} &= \mu N_{\delta_a} + \sigma L_{\delta_a}; & N'_{\delta_r} &= \mu N_{\delta_r} + \sigma L_{\delta_r} \end{aligned} \quad (5)$$

onde os parâmetros de momento de inércia são escritos

$$\text{como: } \mu = \frac{I_x I_z}{I_x I_x - I_{xz}^2}; \quad \sigma = \frac{I_{xz} I_z}{I_x I_x - I_{xz}^2} \quad (6)$$

As equações (5) e (6) são escritas de forma a simplificar o modelo dinâmico considerando os termos cruzados entre as velocidades de rolamento, $p(t)$, e guinada, $r(t)$.

As equações de observação do movimento látero-direcional é dado por:

$$\begin{bmatrix} y_1(t) \\ y_2(t) \\ y_3(t) \\ y_4(t) \\ y_5(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ Y_{\beta}(g/V_0) & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\beta(t) \\ \Delta p(t) \\ \Delta r(t) \\ \Delta\phi(t) \\ \Delta a_y(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ Y_{\delta_a}(g/V_0) & Y_{\delta_r}(g/V_0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta_a(t) \\ \delta_r(t) \end{bmatrix} \quad (7)$$

O caso de medição ideal corresponde a situação onde o sistema de aquisição não adiciona erros nas grandezas físicas observadas. A modelagem dos erros de medição é apresentada a seguir.

2.2 Modelagem dos sensores

O sistema de medição é composto por transdutores que são colocados na aeronave para monitorar a resposta da aeronave aos sinais de comando. Esse sistema é uma parte importante no processo de identificação de parâmetros pois suas características podem modificar consideravelmente os dados coletados. Um sistema de medição típico de ensaio em voo está esquematizado na Fig.4, abaixo.

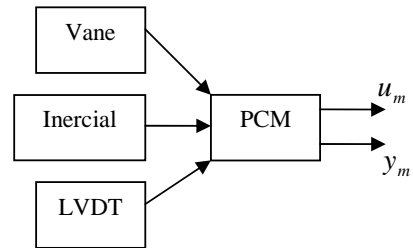


Fig.4. Sistema de medição de ensaio em voo.

O LVDT é utilizado para monitorar a deflexão das superfícies de controle. O sistema inercial mede as acelerações e velocidades angulares, além de fornecer os ângulos de Euler. A sonda tipo fornece as informações anemométricas: ângulo de ataque (α) e derrapagem (β). O sistema PCM é utilizado para coletar, codificar, gravar e transmitir os dados de ensaio em voo através de um sistema de telemetria. Os valores de u_m e y_m obtidos são então enviados para o módulo de estimação de parâmetros conforme esquematizado na Fig.2.

Os efeitos não ideais do processo de medição das entradas e saídas (u_m , y_m) da planta são separados em duas partes, uma estática e outra dinâmica, conforme esquematizado na Fig.5. Na parte estática são modelados os efeitos interferentes e modificantes. Os efeitos interferentes são do tipo aditivo e incluem componentes determinísticas e aleatórias. Os efeitos modificantes representam a modificação nos fatores de escala devido a *crosstalk* e outros efeitos. Os efeitos não-lineares podem ser incorporados com blocos de memória zero. A latência e atraso temporal são incorporados através de funções de transferência apropriadas [9].

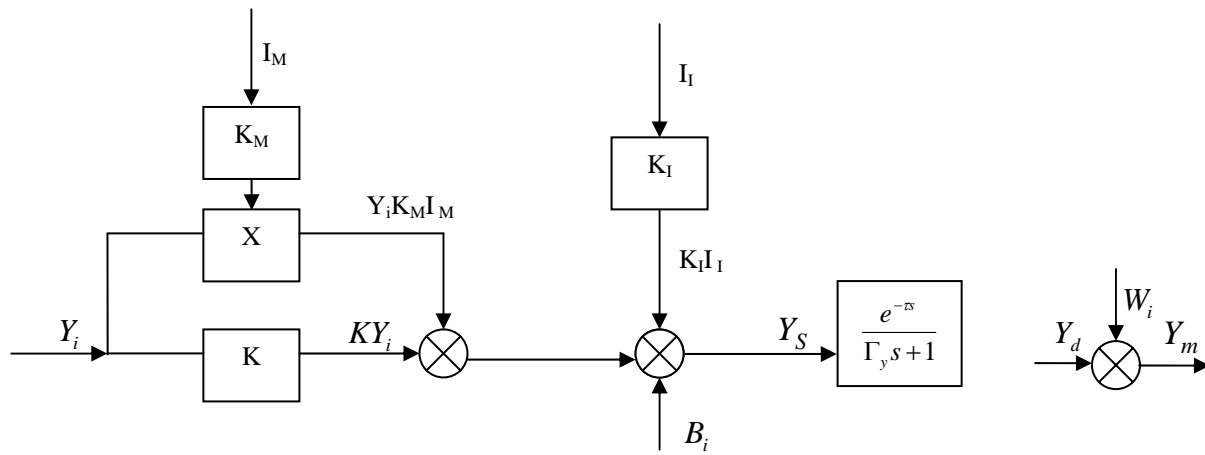


Fig.5. Representação de uma cadeia de medição genérica.

Na Fig.5, Y_i representa a entrada desejada ou grandeza física a ser medida, I_M é a entrada modificante que devido às condições ambientais podem alterar a sensibilidade do sensor, I_i representa a entrada interferente que gera um offset, B_i é a polarização ou deriva de zero do sensor, K é o ganho ideal, e K_M é o ganho devido as entradas modificantes, K_I é o ganho devido as entradas interferentes, Y_S representa a saída do sensor considerando as características estáticas e Y_d a saída considerando a parte dinâmica, associada ao atraso temporal (τ) e latência (constante de tempo) inerente do sensor. W_i representa o ruído de medição na saída do sensor. O mesmo modelo se aplica aos sensores associados a entrada da planta (U_i, B_U, W_U).

Esses parâmetros são dados de uma aeronave de transporte descrita por [(GÓES; HERMELY; MACIEL; NETO, 2003)], em condição de voo nivelado com dados de velocidade, $\alpha_e, \phi_e, \theta_e$ apresentados abaixo:

Velocidade de cruzeiro	118 m/s
α_e (ângulo de ataque de equilíbrio)	0,0953°
ϕ_e (ângulo de rolamento de equilíbrio)	0,0952°
θ_e (ângulo de atitude de equilíbrio)	0

3. RESULTADOS DA SIMULAÇÃO

Para que se analise o efeito que os erros não modelados causam no processo de estimação de parâmetros, diferentes tipos de configuração de erros no modelo da aeronave foram incorporados e analisados.

Para o caso ideal, onde o sistema de aquisição de dados não introduz erros, os parâmetros estimados, sendo verdadeiros, são dados por:

Parâmetro	Valor verdadeiro
Y_{β}	-0,0716
L_{β}	-26,344
$L_{\dot{\beta}}$	-6,66
$L_{\ddot{\beta}}$	-4,51
N_{β}	-0,1925
$N_{\dot{\beta}}$	-0,1541
$N_{\ddot{\beta}}$	-0,2096
Y_{δ_a}	-0,0598
Y_{δ_r}	-0,099
L_{δ_a}	2,14
L_{δ_r}	5,09
N_{δ_a}	-0,27
N_{δ_r}	-0,66

Tabela 1. Parâmetros verdadeiros

As entradas de controle de aileron e leme utilizadas nas simulações estão mostradas nas Figs. 6 e 7 abaixo [10].

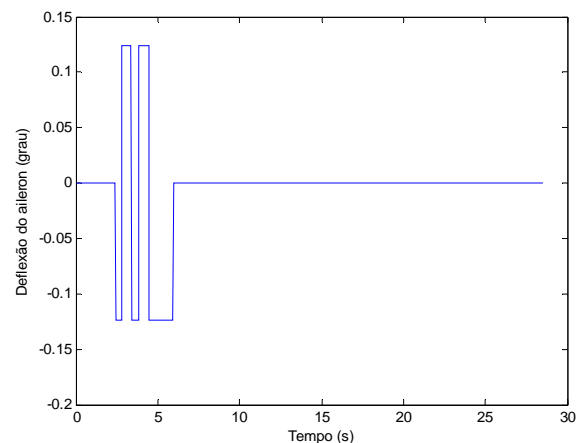


Fig.6. Excitação obtida para deflexão do aileron

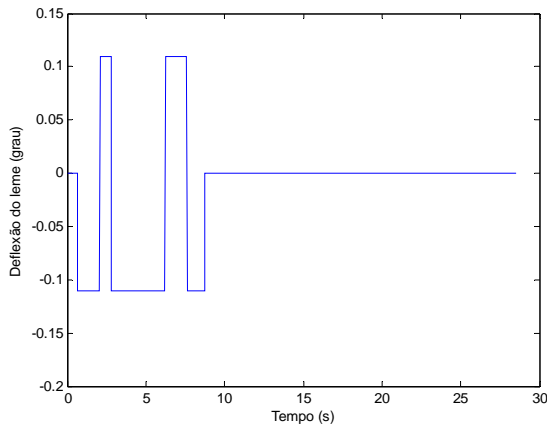


Fig.7. Excitação obtida para deflexão do leme

A resposta simulada com os parâmetros aerodinâmicos nominais estão mostradas nas Figs.8-12 [11].

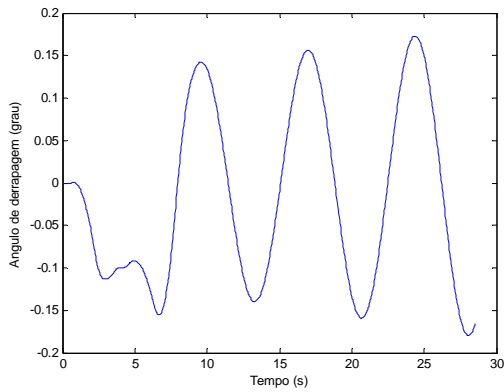


Fig.8. Saída do ângulo de derrapagem sem erro adicional

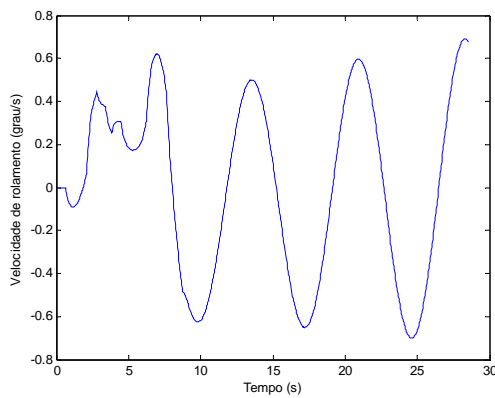


Fig.9. Saída da velocidade rolamento de sem erro adicional

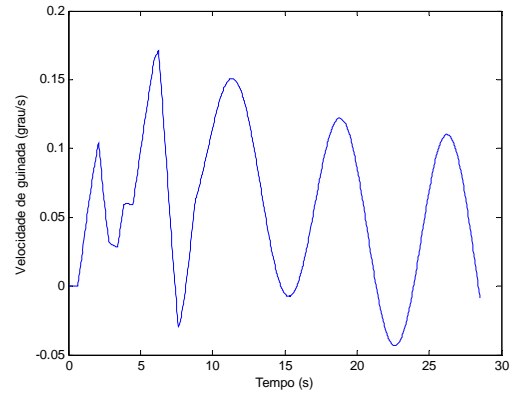


Fig.10. Saída da velocidade de guinada sem erro adicional

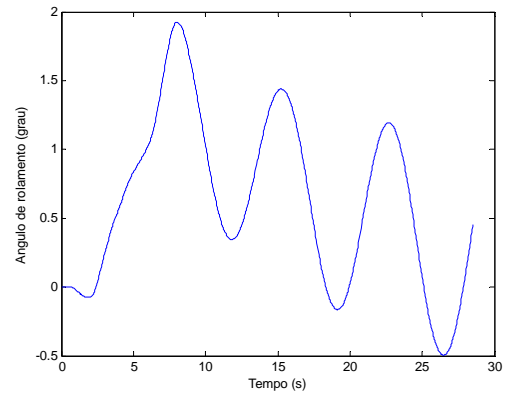


Fig.11. Saída do ângulo de rolamento sem erro adicional

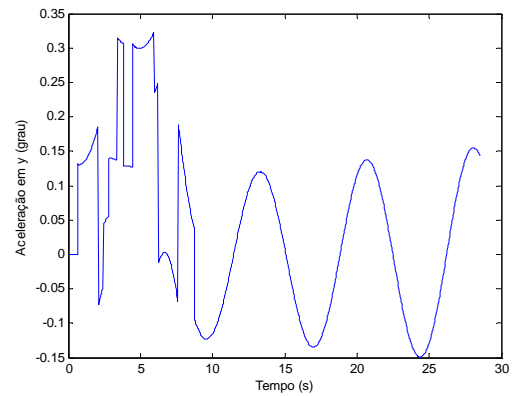


Fig.12. Saída da aceleração em y sem erro adicional

A análise comparativa é efetivada calculando o erro de polarização:

$$Erro = \left| \frac{V_{estimado\ s / erro} - V_{estimado}}{V_{estimado\ s / erro}} \right| \times 100\% \quad (8)$$

Os parâmetros obtidos estão representados na tabela abaixo.

Parâmetro	Valor Estimado sem erro adicional	Valor Estimado	Erro(%)
Y_β	-0,0713	-0,0749	5,05%
L_β	-26,7138	-33,6279	25,88%
L_p	-6,8556	-8,8415	28,97%
L_r	-3,7733	-3,9692	5,19%
N_β	-0,1461	0,2452	267,83%
N_p	-0,1447	-0,0381	73,67%
N_r	-0,1991	-0,0822	58,71%
Y_{δ_s}	-0,0570	0,1467	357,37%
Y_{δ_a}	-0,0958	-0,0900	6,05%
L_{δ_s}	2,2678	42,2109	1761,31%
L_{δ_a}	5,2626	-13,7236	360,78%
N_{δ_s}	-0,2591	0,9969	484,75%
N_{δ_a}	-0,6776	-1,1843	74,78%

Tabela 2. Tabela Comparativa dos Valores Estimados para Modelo Completo de Instrumentação

Como esperado, a combinação dos erros gera incertezas bem maiores que a ordem de grandeza dos parâmetros estimados, invalidando seu uso na maior parte dos casos. Os erros que mais influenciaram na degradação destes parâmetros foram: a polarização e a dinâmica do sensor.

As Figs. 13 e 14 mostram as funções de densidade de probabilidade e a distribuição dos valores dos parâmetros Y_a e Y_b calculados com uma realização de 50 amostras [11, 12].

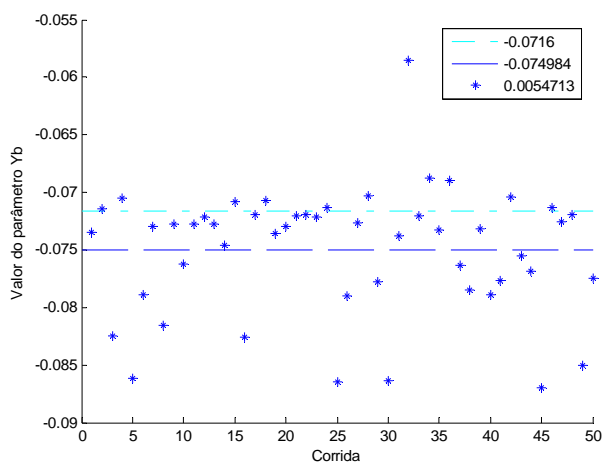
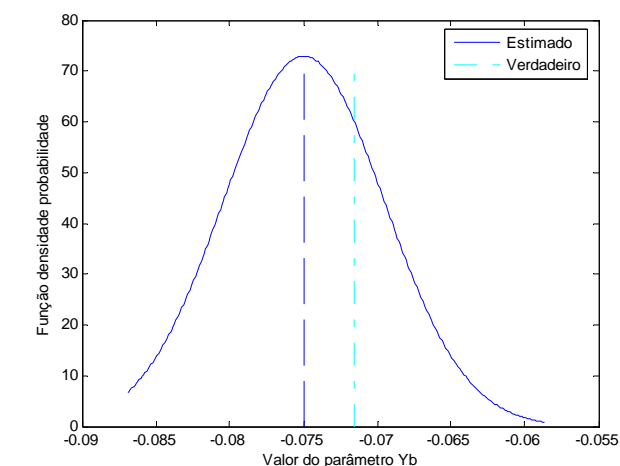


Fig.13. Resultado da Estimação do Y_b para Modelo Completo de Instrumentação

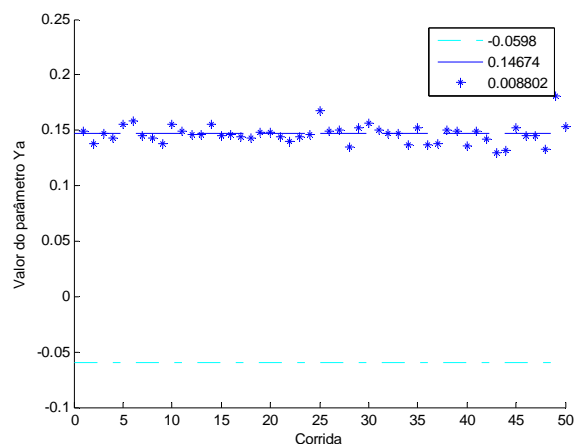
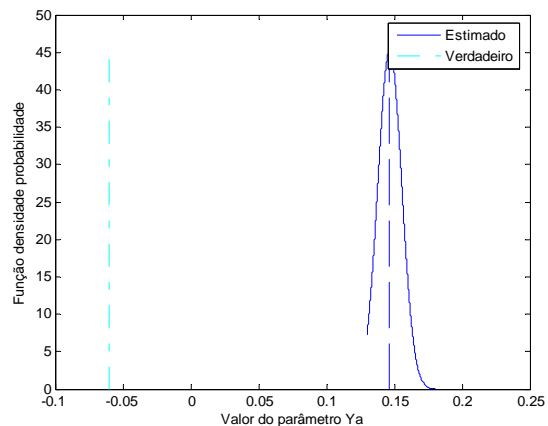


Fig.14. Resultado da Estimação do parâmetro Y_a para Modelo Completo de Instrumentação

4. CONCLUSÃO

Neste trabalho foi avaliado como os erros de modelagem podem influenciar a qualidade dos resultados em um problema de identificação de derivadas aerodinâmicas de estabilidade e controle de uma aeronave. As análises foram realizadas fazendo uso de um modelo linearizado que descreve a dinâmica látero-direcional (*dutch-roll*) de uma aeronave de transporte de asa fixa. A análise foi feita a partir de dados simulados corrompidos com valores típicos encontrados em dados de ensaio em voo. Diversos casos foram analisados separadamente com a finalidade de se identificar isoladamente suas contribuições nas degradações dos resultados. As avaliações dos efeitos no caso supostamente real e o modelo considerando apenas o ruído de medida foram feitas com simulações de Monte Carlo, com um universo de 50 realizações, para obtenção de consistência estatística. Pode-se observar que os erros de modelagem possuem gradações distintas, e alguns deles de fato comprometem significativamente a qualidade dos resultados. Os erros críticos estão associados aos erros de polarização, atraso temporal e a latência dinâmica do sensor, enquanto que os erros que mostraram menos influências nos resultados incluem os efeitos do ruído de medida, fator de escala e o cruzamento. Todos estes efeitos precisam ser devidamente considerados na formulação do problema de identificação, no sentido de

se propor um modelo dinâmico para o sistema de medição que seja simples mas representativo do conjunto de efeitos observados.

É importante salientar que apesar da existência de todos estes erros numa cadeia de medição, na prática as medidas são bem acuradas pois todos os sensores são calibrados de modo que os erros são minimizados dentro dos limites aceitáveis. Esforços estão sendo envidados no sentido de verificar a compatibilidade dos dados, utilizando dados de ensaio em vôo reais, para que os erros sejam devidamente identificados possibilitando que a base de dados para seja corrigida.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem os auxílios concedidos pela FAPESP Projeto PITE (FAPESP) processo 2001/08753-0, e CNPq Projeto 485806/2006-1.

REFERÊNCIAS

- [1] Maine, R. E.; Iliff, K. W. Application of Parameter Estimation to Aircraft Stability and Control: The Output-Error Approach. Edwards, Calif., USA, June 1986.
- [2] Jategaonkar, R.,
- [3] Mendonça, C. B. de; Hemerly, E. M.; Góes, L. C. S. Noise influence on aircraft state estimation using output error and extended kalman filter approach. In: 4º Congresso Temático de Dinâmica, Controle e Aplicações - DINCON. [S.l.] : SBMAC,2005.
- [4] Bryant, W. H.; and Hodge, W. F.: Effects of Flight Instrumentation Error on the Estimation of Aircraft Stability and Control Derivatives. Parameter Estimation Techniques and Applications in Aircraft Flight Testing, NASA TN D-7647, 1974, pp. 261-280.
- [5] Hodge, W. F.; Bryant, W. H.: Monte Carlo Analysis of Inaccuracies in Estimated Aircraft Parameter caused by Unmodeled Flight Instrumentation Errors.
- [6] Sorensen, J. A.; Tyler, J. S., JR.; and Powell, J.D., Evaluation of Flight Instrumentation for the Identification of Stability and Control Derivatives. AIAA Paper N. 72-963, Sept. 1972.
- [7] Blakelock, J. H.: Automatic Control of Aircraft and Missiles. New York: John Wiley and Sons, Inc, 1965.
- [8] Stevens, B. L.; Lewis, F. L.: Aircraft Control and Simulation. New York: John Wiley and Sons, Inc, 1992.
- [9] Bentley, J. P.: Principles of Measurement Systems, 1943.
- [10] Salis Brasil Neto, N., Desenvolvimento e Otimização de Manobras de ensaios em Vôo para Estimação de Derivadas de Estabilidade e Controle de Aeronaves. 2005.
- [11] Góes, L. C. S., Hemerly, E.M., Maciel, B.C.O., Rios Neto, Wilson, Mendonça, C.B., Hoff, João Aircraft parameter estimation using output-error methods Inverse Problems In Science And Engineering, 14, 2006, p. 651 – 664.
- [12] Viana, F. A. C., Maciel, B.C.O., Brasil Neto, N.S., Oliveira, M.F., Steffen Jr, V., Góes, L. C. S., Aircraft longitudinal

stability and control derivatives identification by using life cycle and Levenberg-Marquardt optimization algorithms Inverse Problems in Science & Engineering, 17, 2009, p. 17 - 34