

Identificação do aeromodelo Piper J3 em movimento longitudinal através da implementação de algoritmo OEM e simulações computacionais em softwares X-PLANE e MATLAB/SIMULINK

Fernando C. Y. C. Sato*. Andrew G. P. Sarmiento**
Neusa M. F. Oliveira***

*ITA - Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos, CEP 12228-900
Brasil (Tel: 012-99158-1028; e-mail: fcsato@gmail.com).

** LSA / ITA - Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos, CEP 12228-900 Brasil (e-mail: andrewgjp@ita.br)

*** ITA - Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos, Brasil (e-mail: neusa@ita.br)

Abstract: The design and development of control systems for unmanned aircraft systems, UAS, has been widely studied in recent years and the need for representative mathematical models and faithful to physical models is extremely important. For this reason, the need for identification methods arises to improve data getting of aircraft's stability and control derivatives. The OEM (Output Error Method) identification algorithm is widely used in aircraft identification with several results of its application reported in the literature. The OEM method was used in this work in order to identify the stability and control derivatives for the longitudinal dynamic, of the model on a 1/6" scale, Piper J3, based on the data collected from the X-PLANE flight simulator. The nonlinear model of the aircraft was implemented in a MATLAB/SIMULINK environment and the OEM algorithm was simulated, and the initial vector of the aerodynamic derivatives and inertia tensor matrix were obtained from the XFLR5 and AVL software. This work aims to present an alternative for the UAV's identification, due to the characteristics of these small aircraft are not available in tables and empirical software, as well as for real-scale aircraft. In addition, a maturation and familiarization phase is presented for the use of the OEM method which precedes the aircraft identification on real flights, with virtual flight campaigns using the X-PLANE software model.

Resumo: O projeto e desenvolvimento de sistemas de controle para aeronaves não tripuladas, VANT, tem sido amplamente estudado nos últimos anos havendo a necessidade de modelos matemáticos com maior representatividade aos comportamentos físicos. Por esse motivo, existe a fundamental aplicação de métodos de identificação, para a obtenção das derivadas de estabilidade e controle da aeronave, para respostas mais próximas da realidade. O algoritmo de identificação OEM (*Output Error Method*) é amplamente utilizado na identificação de aeronaves, com diversos resultados de sua aplicação reportados na literatura. O método OEM foi utilizado neste trabalho para identificar as derivadas de estabilidade e controle, para a dinâmica longitudinal do modelo em uma escala de 1/6", Piper J3, com base nos dados coletados no simulador de voo X-PLANE. O modelo não linear da aeronave foi implementado em um ambiente MATLAB/SIMULINK e o algoritmo OEM foi simulado. O vetor inicial da matriz de derivadas aerodinâmicas usado no algoritmo OEM e os tensores de inércia, foram obtidos a partir dos *softwares* de simulação aerodinâmica XFLR5 e AVL. Pois este trabalho tem como objetivo apresentar uma alternativa para a identificação de VANTs, devido às características destas aeronaves de pequeno porte não estarem disponíveis em tabelas e softwares empíricos, assim como para aeronaves de escala real. Além disso é apresentada uma fase de amadurecimento e familiarização para o uso do método OEM, que antecedem a identificação da aeronave em voos reais, realizando campanhas de voo virtuais através do modelo em software X-PLANE.

Keywords: *Identification; UAS; OEM; Stability and control derivatives*

Palavras-chave: *Identificação; VANT; OEM; Derivadas de estabilidade e controle*

1. INTRODUÇÃO

Os Veículos Aéreos não Tripulados (VANTs), são amplamente utilizados em vários setores ao redor do mundo,

como: agricultura, ações humanitárias, vigilância e defesa, conforme apresentado em Shahid e Rashid (2016) e Gomes (2006).

Uma das dificuldades no projeto de sistemas de controle para um VANT é obter a matriz de ganhos de controle, obtida através de simulações matemáticas. Com frequência, tais simulações são baseadas em modelos aerodinâmicos, não representativos para o modelo de pequena escala, pois são aplicados softwares com formulações de dados empíricos, como DATCOM e AAA. Estes softwares são desenvolvidos a partir de tabelas comparativas empíricas, referentes às características da aeronave em escala real (Dias, 2012).

Também é possível obter o modelo aerodinâmico, através de testes em túneis de vento ou usando modelos de CFD (*Computational Fluid Dynamics*), porém com maiores custos de desenvolvimento, de acordo com Dias (2012).

Para a obtenção dos valores iniciais de um modelo aerodinâmico, Ferreira, Sato e Oliveira (2019) apresentaram uma metodologia baseada em softwares de modelagem 3D e *Vortex Lattice*, nominalmente, o XFLR5 e o AVL. Assim, a aproximação inicial do modelo não linear, pode ser utilizada em algoritmos de identificação.

A identificação de sistemas permite a obtenção de um modelo matemático representativo do comportamento da dinâmica de interesse. No caso de uma aeronave, sua identificação permite que, com o modelo obtido, se realizem simulações e análises que fornecem uma melhor compreensão de seu comportamento e das características de sua dinâmica. O problema de identificação é mais conhecido como problema inverso, no qual se pode descrever adequadamente um sistema observando suas entradas e saídas (Jategaonkar, 2006).

No presente trabalho, foi estudado o modelo matemático do tipo caixa branca, o qual foi desenvolvido através da física do processo e do conhecimento da estimativa inicial dos parâmetros aerodinâmicos (Aguirre, 2015). Na seção 2 é apresentado o método de identificação OEM, utilizado para a obtenção das derivadas de estabilidade e controle da aeronave. Em seguida, na seção 3, é apresentado o modelo 3D desenvolvido em software X-PLANE, as simulações em MATLAB/SIMULIK e a metodologia para identificação QUAD-M. Os resultados e análises são apresentados na seção 4 e por fim, na seção 5 está a conclusão e comentários finais.

2. OUTPUT ERROR METHOD

O OEM, método de erro de saída, também conhecido como método de ajuste da curva de resposta, baseia-se no erro de saída resultante da comparação entre o valor medido e o valor estimado do comportamento de um sistema, de acordo com Jategaonkar, Fischenberg e Gruenhageng (2004). É amplamente aplicado na identificação de parâmetros de aeronaves no domínio do tempo em sistemas lineares e não lineares (Chauhan e Singh, 2017), para obtenção do modelo aerodinâmico representativo, a partir de estimativas indiretas usando dados coletados experimentalmente (Fisher, 2017). A Fig. 1 mostra o diagrama de blocos para o método OEM:

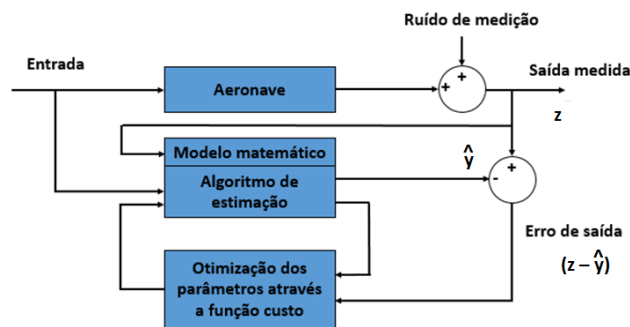


Fig. 1 – Diagrama de blocos do método do erro de saída OEM

O bloco referente à aeronave representa as saídas do sistema físico, como uma aeronave instrumentada ou medições obtidas através de softwares de simulação de voo, como o XPLANE, conforme Aschauer, Schirrer e Kozek (2015). Quanto ao bloco denominado Modelo matemático / Algoritmo de estimação, este representa o equacionamento matemático da dinâmica da aeronave em ambiente MATLAB/SIMULINK, assim como apresentado em Ferreira, Sato e Oliveira (2019). Operando juntamente com o algoritmo de identificação OEM, o bloco do Modelo matemático, fornece as saídas estimadas da aeronave (\hat{y}_k), para um determinado vetor de parâmetros aerodinâmicos θ . O último bloco representa a etapa de otimização dos valores do vetor θ , que é realimentado a cada iteração no bloco do algoritmo OEM, até que um valor ótimo seja encontrado.

Neste método de identificação o vetor de parâmetros θ , do modelo matemático da aeronave é ajustado de forma iterativa para minimizar o erro entre às variáveis medidas e a resposta de saída estimada pelo modelo. Pode-se observar pelo diagrama que são considerados apenas os erros de medição, sendo os erros de processo desconsiderados (Jategaonkar, 2006).

A seguir são apresentados os passos para a implementação do método OEM, conforme Jategaonkar (2006):

Passo 0 – Definição inicial do vetor de parâmetros θ , para condição inicial de estados X_0 , através de estimativas do software de AVL;

$$\theta = (C_{L0}, C_{La}, C_{Lq}, C_{D0}, C_{m0}, C_{ma}, C_{mq}, C_{m\delta e}) \quad (2.1)$$

Onde,

C_{L0} – Coeficiente de sustentação para alfa nulo;

C_{La} – Coeficiente de sustentação em função do ângulo de ataque;

C_{Lq} – Coeficiente de sustentação em função da taxa de arfagem;

C_{D0} – Coeficiente de arrasto alfa nulo;

C_{m0} – Coeficiente de momento de arfagem para alfa nulo;

C_{ma} – Coeficiente de momento de arfagem em função do ângulo de ataque;

C_{mq} – Coeficiente de momento de arfagem em função da taxa de arfagem;

$C_{m\delta e}$ – Coeficiente de momento de arfagem em função da deflexão do profundor.

Passo 1 – Cálculo dos estados e saídas do modelo matemático, a partir do vetor de parâmetros Θ inicial. A propagação de estados é resolvida pelo método Runge-Kutta de quarta ordem:

$$\dot{x} = f(x, u, \Theta) \quad (2.2)$$

$$\hat{y} = g(x, u, \Theta) \quad (2.3)$$

Passo 2 – Cálculo da estimativa da matriz de covariância do erro de medida

$$\hat{R} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [z_k - \hat{y}_k] * [z_k - \hat{y}_k]^T \quad (2.4)$$

Passo 3 – Definição da função custo $J(\Theta, R)$ através do algoritmo de *Levenberg-Marquardt* (LM).

$$J(\Theta, R) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N [z_k - \hat{y}_k]^T R^{-1} [z_k - \hat{y}_k] \quad (2.5)$$

Passo 4 – Cálculo do coeficiente de sensibilidade. Onde inicialmente $\Delta\theta_j$ é igual θ inicial.

$$\frac{\partial y}{\partial \theta_j} = \frac{(\hat{y}_{k+1} - \hat{y}_k)}{\Delta\theta_j} \quad (2.6)$$

Para realizar este cálculo, deve-se propagar os estados e saídas da aeronave utilizando o vetor de parâmetros atualizado ($\Theta + \Delta\theta_j$):

$$\dot{x} = f(x, u, \Theta + \Delta\theta_j) \quad (2.7)$$

$$\hat{y} = g(x, u, \Theta + \Delta\theta_j) \quad (2.8)$$

Este coeficiente de sensibilidade será utilizado no próximo passo para a obtenção da matriz de informação \mathcal{F} e obtenção do gradiente \mathcal{G} .

Passo 5 – Cálculo da matriz de informação \mathcal{F} e gradiente \mathcal{G} :

$$\mathcal{G} = \sum_{k=1}^N \left[\frac{\partial y}{\partial \theta} (k) \right]^T R^{-1} [z_k - \hat{y}_k] \quad (2.9)$$

$$\mathcal{F} = \sum_{k=1}^N \left[\frac{\partial y}{\partial \theta} (k) \right]^T R^{-1} \left[\frac{\partial y}{\partial \theta} (k) \right] \quad (2.10)$$

Passo 6 – Com o resultado do passo 5 é realizado o cálculo de (2.11) e feita a atualização do vetor de parâmetros Θ_{i+1} :

$$(\mathcal{F} + \lambda) \Delta\theta = -\mathcal{G} \quad (2.11)$$

Onde, λ é conhecida como constante de *Levenberg-Marquardt* (LM)

$$\Theta_{i+1} = \Theta_i + \Delta\theta \quad (2.12)$$

Passo 7 – Neste passo é verificada a condição de parada, que pode ser baseada no número de iterações definido pelo usuário do software OEM, ou através de critérios sugeridos pelo método de LM.

Deve-se escolher um valor para o fator de redução, $\nu > 1$ e iniciar as iterações com uma constante de LM igual a $\lambda_0 = 0.0001$.

Com isso são calculadas as funções de custo,

$$L_i = L[\theta(\lambda^{i-1})] \quad (2.13)$$

e

$$L_i^{(\nu)} = L[\theta(\lambda^{i-1}/\nu)] \quad (2.14)$$

Caso as condições de (2.15) e (2.16) sejam atendidas, ocorrerá uma convergência do gradiente e a redução da função custo, a um mínimo local.

$$L_i^{(\nu)} > L_i \text{ e } L_i \leq L_{i-1} \quad (2.15)$$

$$L_i^{(\nu)} \leq L_i \quad (2.16)$$

Assim, havendo a convergência, se obtém o vetor de parâmetros Θ ótimo. Caso contrário é realizada a redução na constante de LM, λ_i , e os passos se iniciam novamente.

3. ESTUDO E IMPLEMENTAÇÃO DO ALGORITMO DE IDENTIFICAÇÃO

Neste trabalho são apresentados os passos seguidos para a implementação do método OEM para a identificação de uma aeronave não tripulada, o aeromodelo em escala 1/6" Piper J3, apresentado na Fig.2. Também é avaliado, o desempenho deste método em estimar as derivadas de estabilidade e controle, representadas pelo vetor Θ , em (2.1).



Fig.2 - Aeromodelo Piper J3 escala 1/6" (Bittar, Oliveira e Figueiredo, 2013)

A partir do diagrama, apresentado anteriormente na Fig.1, foram definidos os passos para a implementação do método de identificação. Inicialmente, os valores medidos das saídas da aeronave, Z_k , foram obtidos a partir de simulações no software X-Plane. Sendo utilizado para as simulações, o

modelo da aeronave Piper J3, desenvolvido em Bittar, Oliveira e Figueiredo (2013), mostrado na Fig.3. Contudo, o modelo foi atualizado conforme tabela 1, apresentada em Ferreira, Sato e Oliveira (2019), baseada na geometria e distribuição de massa atual do aeromodelo. Além disso, foram introduzidas as características do conjunto motopropulsor estudado em Abdulhamid (2018). Assim, este modelo foi utilizado como a aeronave a ser identificada, de forma que foi possível realizar as simulações sem perturbações atmosféricas ou erros de medição.



Fig.3 – Modelo Xplane do aeromodelo Piper J3 escala 1/6” (Bittar, Oliveira e Figueiredo, 2013)

Além disso, para executar o método de identificação OEM é necessário um modelo matemático inicial. Sendo utilizado neste trabalho o modelo desenvolvido em Ferreira, Sato e Oliveira (2019). O qual foi desenvolvido em ambiente MatLab/Simulink, com as características dimensionais da aeronave, apresentadas na tabela 1 e dados aerodinâmicos apresentados na tabela 2.

Tabela 1 - Especificações Piper J3 escala 1/6 (Ferreira, Sato e Oliveira, 2019)

Parâmetro	Valor
S	0,45 m ²
b	1,80 m
cb	0,25 m
<i>Airfoil</i>	USA-35B
V_{ref}	15m/s ²
m_{total}	3,155kg
α_F	0 rad
X_{CG}	-0,3291 m
Z_{CG}	-0,0305 m
I_x	0,23612 kg.m ²
I_y	0,12202 kg.m ²
I_z	0,33453kg.m ²

Onde,

S – Área alar da asa;

b – Envergadura da asa;

cb – Corda média aerodinâmica;

Airfoil – Perfil aerodinâmico da asa;

V_{ref} - Velocidade de referência utilizada para obtenção das derivadas de estalidade e controle através das simulações no software ALV;

m_{total} – Massa total da aeronave;

α_F – Ângulo de inclinação do vetor de empuxo do motor em relação ao eixo longitudinal X;

X_{CG} – Posição do centro de gravidade da aeronave no eixo X;

Z_{CG} – Posição do centro de gravidade da aeronave no eixo Z;

I_x – Momento de inércia em relação ao eixo longitudinal X;

I_y – Momento de inércia em relação ao eixo lateral Y;

I_z – Momento de inércia em relação ao eixo vertical Z.

Para o processo de identificação ocorrer de maneira eficiente, são necessários procedimentos que possibilitem a obtenção de medições das saídas da aeronave, com dados confiáveis e adequados à identificação. Para isso é necessário uma abordagem coordenada, baseada em técnicas de ensaio de voo, técnicas de instrumentação e métodos de análise de dados voltados para a identificação de aeronaves, conforme apresentado em Jategaonkar (2006). Este procedimento é conhecido como *QUAD-M* ou 4M e se resume às seguintes etapas:

1. Manobras (*Maneuver*)
2. Aquisição de dados (*Measurements*)
3. Algoritmo de estimação / otimização (*Methods*)
4. Simulação do modelo matemático (*Models*)

3.1 Definição das entradas de comando (*Maneuver*)

A primeira etapa do processo de identificação é de extrema importância, pois nesta é definida a manobra mais adequada para excitar a aeronave na dinâmica desejada, por exemplo: excitar o movimento de *short-period*, que se trata de uma dinâmica de resposta rápida, na qual a velocidade apresenta-se praticamente constante e o ângulo de ataque sofre um amortecimento rápido, conforme Nelson (1998). Segundo Jategaonkar (2006), o movimento de *short-period* possibilita a melhor identificação dos parâmetros referentes a movimentos verticais e de arfagem ou *pitching*. Na Fig.4 são apresentados os eixos de referência considerados para a modelagem do aeromodelo Piper J3, além de relacionar os movimentos angulares nestes eixos.

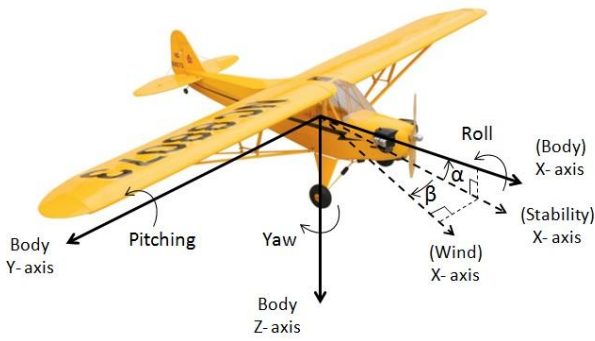


Fig.4 – Definição de eixos, ângulos e movimentos angulares (modificado de Stevens e Lewis, 1992)

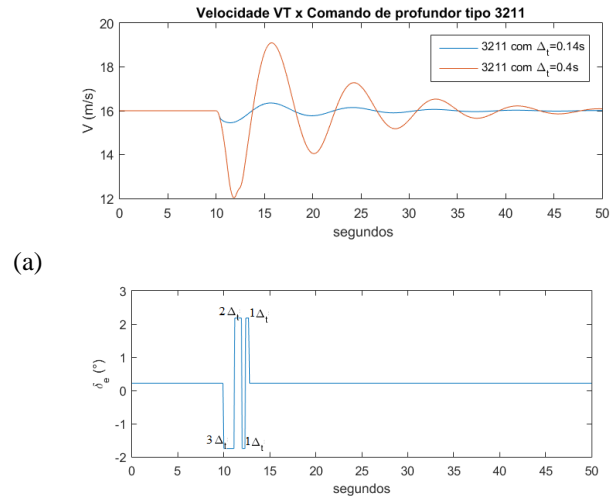
De acordo com Suk *et. al.* (2013), as manobras do tipo *multistep*, como 3-2-1-1 são eficientes para excitar a aeronave em uma largura de banda maior e possuem design simples, permitindo a identificação mais ampla de derivadas de estabilidade e controle. Com isso, a manobra do tipo 3-2-1-1 para a entrada no comando de profundor, foi escolhida para excitar o aeromodelo na região próxima à frequência natural de *short-period*, como sugerido em Jategaonkar (2006). A frequência apresentada pela aeronave Piper J3 em questão, após simulação no software XFLR5, foi de aproximadamente 2,2 Hz.

A manobra 3-2-1-1 tem características de excitar modos de frequências mais altas e de rápida dispersão de energia. Na Fig.5(a) é apresentado o comportamento da velocidade da aeronave, frente à aplicação da manobra 3-2-1-1 no comando de profundor, conforme Fig.5(b), para diferentes larguras de pulso Δ_t . Sendo que esta variável foi definida inicialmente partir de (3.1), sugerida por Jategaonkar (2006).

$$\Delta_t \approx 0,3/fc \quad (3.1)$$

Onde,

fc – Frequencia natural de short – period em Hz



(a)

(b)

Fig.5 – (a) Variação da velocidade VT, (b) Entrada de comando de profundor do tipo 3-2-1-1

Conforme mostrado no gráfico anterior da Fig.5(a), para os valores de $\Delta_t > 0,3/fc$ a aeronave é excitada no modo *Phugoidal*, representado pela linha vermelha, pois a velocidade tende a apresentar variações relevantes e com um tempo de amortecimento acima de 30s (Jategaonkar, 2006). Com isso, o valor de Δ_t foi ajustado até o valor próximo ao sugerido pela equação (3.1), levando a aeronave para o modo de *short-period*.

A Fig.6, apresenta a estrutura implementada no *software* MatLab/Simulink para introduzir as entradas de comando de arfagem (δ_e) e manete de aceleração (δ_T), via comunicação UDP para *software* X-PLANE:

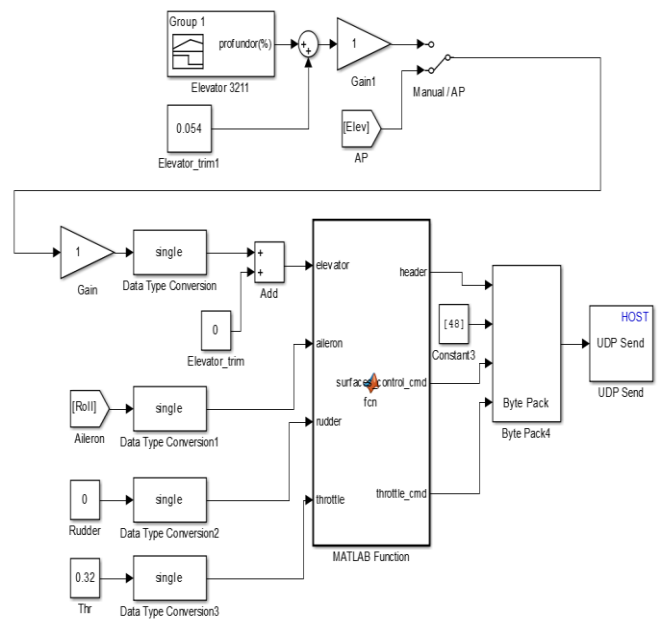


Fig.6 – Simulação do voo via comunicação UDP MATLAB/SIMULINK e X-PLANE

3.2 Aquisição dos dados (Measurements)

O processo de identificação de aeronaves de pequeno porte, como o aeromodelo Piper J3, apresenta muitos desafios, pois sofrem maior influência de distúrbios atmosféricos, conforme Simmons, McClelland e Woolsey (2019). Com isso, no estágio atual deste trabalho, a aquisição dos dados medidos, foi obtida diretamente pelo *software* X-PLANE, onde foi possível realizar as simulações em ambiente controlado, sem influência de ventos e outros fatores externos. O arquivo de dados de saída, Z_k , foi criado automaticamente após cada simulação de voo e os dados foram depurados para o uso posterior no software de identificação OEM, em ambiente MATLAB/SIMULINK.

A aeronave foi controlada no simulador X-PLANE, sendo escolhidas às condições de voo, trimado, reto e nivelado. Conforme a velocidade e altitude utilizadas na simulação no software AVL, realizada em Ferreira, Sato, Oliveira, (2019).

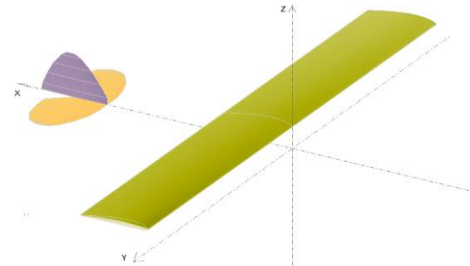
3.3 Estimação de parâmetros e otimização (Methods)

Para a estimação dos parâmetros a partir do método do erro de saída, OEM, foi estudado e implementado o algoritmo apresentado no diagrama da Fig.1, que se baseia no método de Máxima Verossimilhança (*Maximum Likelihood*) e redução da função de custo $J(\theta, R)$, utilizando o método de LM, conforme *softwares* apresentados por Jategaonkar (2006).

Assim como apresentado em Du (2011), o vetor de parâmetros adimensionais θ para a condição inicial, foi obtido em simulação através do *software Athena Vortex Lattice* (AVL), conforme Tabela 2, e a distribuição de massas e obtenção da matriz do tensor de inércia foram realizadas no *software* XFLR5. A Fig. 7 apresenta a interface visual apresentada pelo *software* XFLR5 após a modelagem 3D, das principais superfícies do Piper J3 e a tabela com a distribuição de massas dos componentes que compõem a estrutura da aeronave.

Tabela 2 - Coeficientes aerodinâmicos Piper J3 escala 1/6 - Simulação em AVL (Ferreira, Sato e Oliveira, 2019)

Condições voo trimado	V	15m/s
	α	1,15 °
Derivadas de estabilidade e controle longitudinais	C_{L0}	0,521490
	C_{La}	4,788994
	C_{Lq}	6,738960
	C_{D0}	0,078140
	C_{m0}	0
	C_{ma}	-0,962892
	C_{mq}	-7,537593
$C_{m\dot{\alpha}}$	-0,662327	



	Mass (g)	x (m)	y (m)	z (m)	Description
1	500,000	0,020	0,000	0,000	Battery
2	410,000	-0,250	0,000	0,000	Motor, Helice, Frame
3	500,000	0,140	0,000	0,000	Electronic board
4	830,000	0,080	0,000	0,000	Fuselage
5	0,000	0,000	0,000	0,000	

Fig. 7 – Modelagem 3D e distribuição de massas para a aeronave Piper J3 escala 1/6 em XFLR5 (Ferreira, Sato, Oliveira, 2019)

Com o objetivo de testar a robustez do método de identificação OEM, foram implementados dois vetores de saídas do modelo matemático conhecido, sendo que a um dos vetores, foi atribuído um ruído de medida do tipo branco com intensidade de 50dB. A tabela 3 apresenta os resultados obtidos.

Tabela 3 - Coeficientes aerodinâmicos Piper J3 escala 1/6 - Simulação em AVL e OEM

Parâmetros θ	Valor inicial	Identificado /Sem Ruído	Identificado /Com Ruído
C_{L0}	0,52149	0,48738	0,47975
C_{La}	4,788994	3,80010	3,80152
C_{Lq}	6,738960	5,75909	5,29818
C_{D0}	0,07814	0,08018	0,07772
C_{m0}	0	0,00032	0,00231
C_{ma}	-0,962892	-1,33440	-1,30937
C_{mq}	-7,537593	-10,7772	-10,7198
$C_{m\dot{\alpha}}$	-0,662327	-0,95333	-0,95955

Mesmo após a introdução do ruído de medida, como observado na tabela 3, o método OEM apresentou pequenos desvios tanto para as variáveis referentes às forças, quanto as referentes ao momento angular.

4. RESULTADOS OBTIDOS

A tabela 4 mostra os valores estimados do vetor dos parâmetros θ obtidos com a implementação do algoritmo OEM, para a identificação do aeromodelo Piper J3, quando excitado em modo de short-period. Conforme apresentado em Fisher (2017), pode-se verificar a qualidade do vetor θ através do critério de *Cramér-Rao* ($CR\%$), o qual é calculado através de (3.2). Para valores de $CR \leq 20\%$, após a identificação de um modelo em espaço de estados, através de valores simulados, pode-se considerar que o vetor de parâmetros θ é aceitável.

$$CR\% = 100 \frac{\sigma_{\theta_i}}{\theta_i} \quad (3.2)$$

Tabela 4 - Vetor de parâmetros θ referente ao modelo identificado

Parâmetro	Valor inicial	Valor estimado	σ_{θ_i}	CR%
$C_{L\beta}$	0,52149	0,18191	0,002342	1,26
$C_{L\alpha}$	4,78899	4,40797	0,047231	1,08
C_{Lq}	6,73896	8,09318	0,368460	4,49
C_{D0}	0,07814	0,06817	0,000027	0,04
C_{m0}	0	0,02524	0,000405	1,59
$C_{m\alpha}$	-0,96289	-0,82106	0,009009	1,09
C_{mq}	-7,53759	-11,0075	0,135530	1,22
$C_{m\delta_e}$	-0,66233	1,07204	0,011696	1,08

Na Fig. 8 é apresentada a progressão das derivadas de estabilidade C_{D0} e $C_{L\alpha}$ ao longo das iterações do algoritmo OEM:

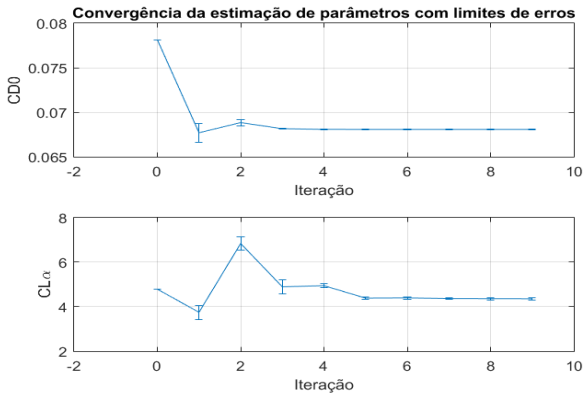
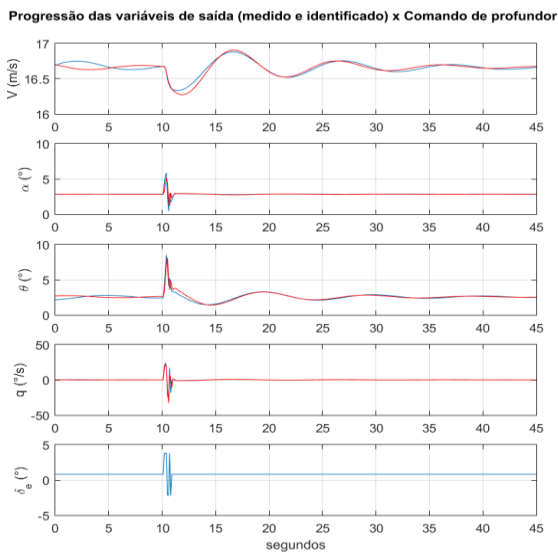
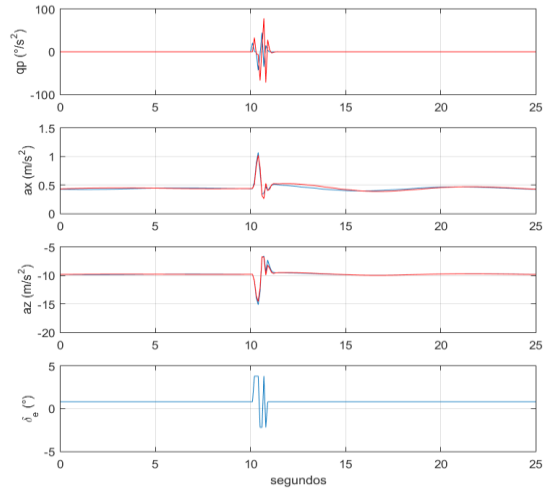


Fig. 8 – Convergência da estimação de parâmetros

As Fig.9a e Fig.9b apresentam a comparação entre as saídas do modelo matemático estimado pelo método OEM e as saídas medidas do modelo em Xplane.



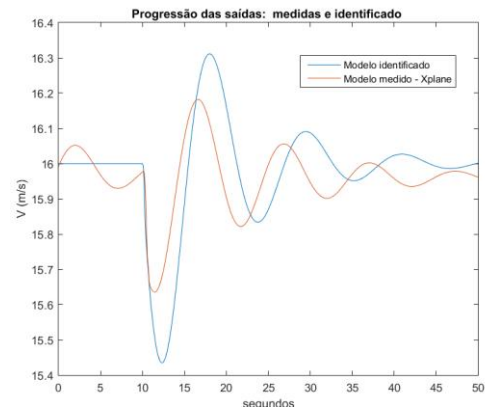
(a)



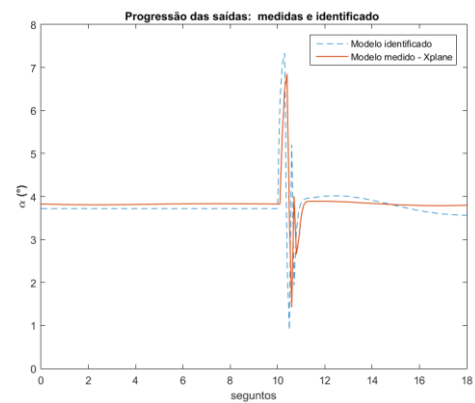
(b)

Fig.9 – Resposta das variáveis de saída da aeronave (vermelho) e do modelo identificado (azul) para o comando de profundor (δ_e)

Nas Fig.10a e Fig.10b é apresentada a comparação das saídas do modelo identificado através do método OEM e a saída medida do software Xplane.



(a)



(b)

Fig.10 – Comparação das variáveis de saída: medido x identificado. (a) Velocidade VT, (b) Ângulo de ataque α

Pode-se verificar que os resultados do modelo identificado através do método OEM, apresentam um comportamento muito próximo ao modelo medido, contudo o modelo identificado apresenta um fator de amortecimento menor.

Os resultados apresentados pela aeronave são característicos do movimento de período curto, *short-period*, no qual a velocidade apresenta-se praticamente constante e o ângulo de ataque sofre um amortecimento rápido, conforme Nelson (1998).

5. CONCLUSÃO

A metodologia abordada neste trabalho se mostrou capaz para a identificação de uma aeronave não-tripulada de pequeno porte, o aeromodelo Piper J3. Pois através da modelagem 3D no *software* Xplane, foi possível desenvolver um modelo muito próximo à aeronave real e obter dados consistentes. Isso se confirmou após os dados das saídas medidas, serem submetidos ao método OEM. Para um trabalho futuro pretende-se aprimorar a identificação do modelo longitudinal e iniciar a identificação do modelo latero-direcional.

O vetor θ utilizado como “passo inicial” apresentou resultados satisfatórios, pois com este o algoritmo OEM convergiu. Conforme apresentado na tabela 4, baseado no critério de Cramér-Rao todos os parâmetros do vetor θ estão com erro percentual abaixo do limite de 20%, demonstrando que o modelo utilizado foi preciso. Pode-se ressaltar que, para algumas derivadas de estabilidade, foram observadas discrepância e isso se deve principalmente à dificuldade em se obter uma medição adequada na região de equilíbrio.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem o apoio da CAPES e ao CNPQ.

REFERÊNCIAS

- ABDULHAMID, R. (2018). Desenvolvimento de Algoritmo de Controle Robusto para Veículos Aéreos Não Tripulados de Asa Fixa de Pequeno Porte. Dissertação (Mestrado) – Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos.
- AGUIRRE, L. A. (2015). *Introdução a Identificação de sistemas*. Editora UFMG, Belo Horizonte.
- ASCHAUER, G.; SCHIRRER, A.; KOZEK, M. (2015). Co-Simulation of Matlab and FlightGear for Identification and Control of Aircraft. IFAC – PapersOnLine, v. 48, pp. 67-72.
- BITTAR, A.; OLIVEIRA, N. M. F.; FIGUEIREDO, H. V. (2013). Hardware-In-The-Loop Simulation with X-Plane of Attitude Control of a UAV Exploring Atmospheric Conditions. Journal of Intelligent & Robotic Systems, v.1, p. 523.
- FISHER, C. (2017). Identificação do modelo latero-direcional de um veículo aéreo não tripulado VECTOR-P. Dissertação (Mestrado) – Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos.
- DU, Y. (2011). Development of real-time flight control system for low-cost vehicle. – Dissertação (Mestrado) – Cranfield University, Cranfield.
- DIAS, J. N. (2012). Estimação de derivadas de estabilidade de uma aeronave não-tripulada através de mínimos quadrados ortogonais. Dissertação (Mestrado) – Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos.
- FERREIRA, P. R.; SATO, F. C. Y.; OLIVEIRA, N. M. F. (2019). Modeling of fixed wing UAV platform using computational tools. COBEM – 2019.
- GOMES, V. A. (2006). Poder aeroespacial não-convencional tendências doutrinárias de emprego de sistemas de veículos aéreos não-tripulados. Tese (Doutorado) – Universidade da Força Aérea, Rio de Janeiro.
- NELSON, R. C. (1998). *Flight Stability and Automatic Control, chapter 4*. Department of Aerospace and Mechanical Engineering University of Notre Dame.
- JATEGAONKAR, R.V. (2006). *Flight Vehicle System Identification: A time Domain Methodology, chapters 3 and 4*. American Institute of Aeronautics and Astronautics, Reston.
- JATEGAONKAR, R. V.; FISCHENBERG, D.; VON GRUENHAGENG, W. (2004). Aerodynamic Modeling and System Identification from Flight Data - Recent Applications at DLR. *Journal of Aircraft*, v. 41:4, pp. 681-691.
- SUK, J.; LEE, Y.; KIM, S.; KOO, H.; KIM, J. (2013). System Identification and Stability Evaluation of an Unmanned Aerial Vehicle From Automated Flight Tests. *KSME International Journal*, v. 17:5, pp. 654-667.
- KLEIN, V.; MORELLI, E. (2006). *Aircraft System Identification: Theory and Practice*. American Institute of Aeronautics and Astronautics, Reston.
- SIMMONS, B. M.; MCCLELLAND, H. G.; WOOLSEY, C. A. (2019). Nonlinear Model Identification Methodology for Small, Fixed-Wing, Unmanned Aircraft. *Journal of Aircraft*, v. 56:3, pp. 1056-1067.
- SHAUHAN, R. K.; SINGH, S. (2017). Review of Aerodynamic Parameter Estimation Techniques. ICTUS – 2017.
- SHAHID, Z.; RASHID, A. (2016). Applications of UAV in Daily Life. AIAA – 2016.