

Utilização dos Modelos Lineares e Não Lineares para Estimativa da Curva de Descarga da Bateria de um Quadrirotor

Batista D. Catumba*, José A. Monteiro Sobrinho*
Adriel de O. Freitas*, Vandilberto P. Pinto *, Leonardo R. Rodrigues**

* Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-Brasileira
Campus das Auroras
R. José Franco de Oliveira, s/n - Zona Rural, Redenção - CE, 62790-970

**Divisão de Eletrônica, Instituto de Aeronáutica e Espaço - IAE
Praça Marechal Eduardo Gomes, 50, Vila das Acácias, São José dos Campos – SP, 12.228-904
E-mail: leonardolrr2@fab.mil.br

e-mails: batistacatumba1999@hotmail.com, agosto@aluno.unilab.edu.br,
adrieloliveira@hotmail.com, vandilberto@unilab.edu.br, leonardolrr2@fab.mil.br

Abstract: Process modeling is a way of identifying and predicting possible failures in various systems, thus seeking to eliminate production waste. The use of mathematical models makes it possible to represent a given system in several different ways, depending on the perspective to be considered when choosing the system. This paper aims to model the data obtained from the battery discharge of a quad-rotor drone, Parrot Rolling Spider, in which two new Shoot Li-Po batteries, model XT-412, were used. For each battery, 5 tests were performed, and for each one, the battery discharge profile was recorded, ranging from 3.30V to 4.10V, at intervals of 50(mV). Such data were analyzed with the MATLAB program platform, system identification toolbox, which is used to build mathematical models of dynamic systems from measured input and output data. Within the tool, it was possible to model four mathematical models: ARX, OE, NARX and Hammerstein-Wiener, where the correctness values of these models can be seen in this work. As results it can be highlighted that the non-linear Hammerstein-Wiener model presented the highest accuracy, but presented the highest Computational Execution Time.

Resumo: A modelagem dos processos é uma forma de identificar e prever possíveis falhas em diversos sistemas, buscando assim, eliminar os desperdícios de produção. A utilização de modelos matemáticos possibilita representar um dado sistema de diversas maneiras distintas, dependendo da perspectiva a ser considerada no momento da escolha do sistema. Este trabalho tem como objetivo modelar os dados obtidos durante a descarga da bateria de um drone do tipo quadrirotor, *Parrot Rolling Spider*, onde foram usadas duas baterias de Li-Po novas da marca Shoot, modelo XT-412. Para cada bateria foram realizados 5 ensaios, e para cada uma delas, foram registrados o perfil de descarga da bateria que varia de 3,30V a 4,10V, em intervalos de 50(mV). Tais dados foram analisados pela plataforma do programa MATLAB, *system identification toolbox*, que é utilizada para a construção de modelos matemáticos de sistemas dinâmicos a partir de dados medidos na saída e na entrada. Essa ferramenta permite criar e utilizar modelos de sistemas dinâmicos que não são facilmente modelados. Dentro da ferramenta, foi possível modelar quatro modelos matemáticos: ARX, OE, NARX e *Hammerstein-Wiener*, onde os valores de acerto desses modelos podem ser vistos nesse trabalho. Como resultados pode-se destacar que o modelo não linear *Hammerstein-Wiener* apresentou a maior acurácia, porém apresentou o maior Tempo de Execução Computacional.

Keywords: Mathematical models; Systems identification; MATLAB; Validation; estimation.

Palavras-chaves: Modelos matemáticos; Identificação de sistemas; Matlab; Validação; Estimação.

1. INTRODUÇÃO

Os Veículos Aéreos Não Tripulados (VANTS) têm ganhado grande importância devido a uma ampla gama de utilização, como o monitoramento do trânsito, mapeamento de eventos, realização de missões de resgate, imagens e fotografia aéreas, cinematografia, atividades de vigilância, reconhecimento, sensoriamento remoto e segurança pública (Candido, 2015),

(Rodriguez; Cobano; Ollero, 2016), (Mademlis *et al.*, 2019). Também podem ser utilizados para inspeções em dutos, telhados, manutenção em linhas de transmissão de alta tensão e topografia, e monitoramento de usinas hidrelétricas (Zormpas *et al.*, 2018), (Bisio *et al.*, 2022). Na área militar se utiliza para supervisionar e monitorar áreas de difícil acesso, lançamentos de mísseis, buscas e resgates.

Dentre os diversos tipos de VANTs, os quadrirotos vêm sendo bastante utilizados devido à diversas vantagens como: capacidade de decolagem e aterrissagem vertical, baixo custo de construção, simplicidade mecânica e maior agilidade nas manobras (Zhang *et al.*, 2016).

Dentre as desvantagens dos VANTS pode-se destacar a limitação da autonomia de voo das baterias, sendo um grande problema principalmente para missões de longa duração (Radiansyah *et al.*, 2017).

Atualmente, a maioria dos drones usa baterias de polímero de lítio (Li-Po). Devido ao alto consumo de energia do sistema de controle de voo e os limites das capacidades das baterias utilizadas, os tempos de voo geralmente podem variar de 10 min a 30 min (Ucgun *et al.*, 2021).

Segundo Sgorbissa *et al.* (2022), a autonomia energética dos drones para percorrer longas distâncias sem recarregar as baterias é normalmente limitada a um tempo de voo de 15 a 30 min, o que pode ser insuficiente para concluir uma determinada missão. Tiwari *et al.* (2019) confirmam que uma das limitações mais significativas é o tempo máximo de voo dos drones e o conseqüente alcance operacional, que ainda é muito limitado devido às restrições energéticas. Geralmente, um drone pode operar por cerca de meia hora, período durante o qual pode ser complexo atingir todos os objetivos da missão.

Diante da limitação energética dos drones, surge a necessidade de estudos voltados ao comportamento das baterias dos VANTs, para criação de métodos viáveis de suprir as dificuldades que se encontram no uso dos mesmos.

De acordo com Matos (2018), para entender o funcionamento dessas baterias podem ser usados modelos matemáticos para prever o comportamento das mesmas, tais como, eficiência e capacidade. O uso de modelagem matemática para identificar parâmetros em sistemas é uma ferramenta que vem se tornando cada vez mais popular, não só no meio acadêmico e nas grandes instituições, como em muitas outras áreas do conhecimento.

O presente trabalho tem como objetivo utilizar os modelos paramétricos lineares ARX (*AutoRegressive with eXogenous inputs*) e OE (*Output Error*) e os modelos paramétricos não lineares NARX (*Nonlinear AutoRegressive with eXogenous inputs*) e *Hammerstein-Wiener* para modelar a curva de descargas da bateria de um VANT do tipo quadrirotor a partir de dados obtidos experimentalmente.

As demais seções deste artigo estão organizadas como segue. Na seção 2 são apresentados os modelos paramétricos lineares e não lineares da teoria de identificação de sistemas que foram utilizados no presente trabalho. A seção 3 apresenta o sistema teste utilizado para os experimentos. A seção 4 apresenta e discute os resultados obtidos. As principais conclusões e perspectivas para trabalhos futuros são apresentadas na seção 5.

2. IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS

Através do uso de técnicas de identificação de sistemas é possível realizar a modelagem matemática do mesmo tendo

pouco ou nenhum conhecimento prévio do sistema em questão. Nesta abordagem, quando não há nenhuma informação da física do sistema a identificação é denominada caixa preta. Já quando há alguma informação auxiliar, diferente das disponíveis no banco de dados utilizados, a identificação é denominada caixa cinza (Aguirre, 2007).

O procedimento de identificação de sistemas podem ser divididos em quatro passos fundamentais a serem seguidos: o primeiro passo consiste na obtenção dos dados experimentais, que são responsáveis por relacionar os dados de entrada e de saída para obter um modelo matemático; o segundo passo consiste na definição da estrutura do modelo a ser usado; o terceiro passo consiste na estimação dos parâmetros; e por fim, o quarto passo consiste na validação do modelo, que é a etapa responsável por validar se o modelo escolhido é uma boa escolha para representar as características dinâmicas e estáticas do sistema em estudo. A Figura 1 representa um diagrama em blocos dos procedimentos fundamentais para a identificação de um sistema.

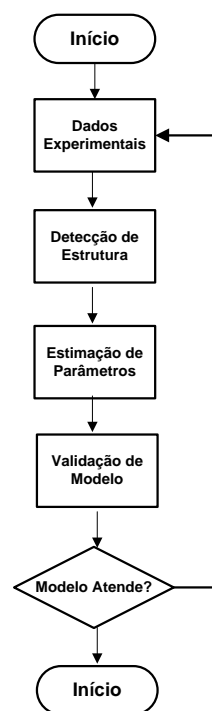


Figura 1. Etapas dos procedimentos para a identificação de sistemas.

2.1 Representação Discreta para Métodos Paramétricos

A estrutura geral representada em tempo discreto é dada pela Equação (1) (Aguirre, 2007).

$$A(q)y(k) = \frac{B(q)}{F(q)}u(k) + \frac{C(q)}{D(q)}v(k) \quad (1)$$

Sendo que o operador de atraso q^{-1} , de forma que $y(k)q^{-1} = y(k-1)$, onde $v(k)$ é o ruído branco e $A(q), B(q), C(q), D(q)$ e $F(q)$ são os polinômios definidos a seguir:

$$A(q) = 1 - a_1 q^{-1} - \dots - a_{na} q^{-na} \quad (2)$$

$$B(q) = b_1 q^{-1} + \dots + b_{nb} q^{-nb} \quad (3)$$

$$C(q) = 1 + c_1 q^{-1} + \dots + c_{nc} q^{-nc} \quad (4)$$

$$D(q) = 1 - d_1 q^{-1} + \dots + d_{nd} q^{-nd} \quad (5)$$

$$F(q) = 1 - f_1 q^{-1} + \dots + f_{nf} q^{-nf} \quad (6)$$

Onde: $a_1 \dots a_{na}$, $b_1 \dots b_{nb}$, $c_1 \dots c_{nc}$, $d_1 \dots d_{nd}$ e $f_1 \dots f_{nf}$ são parâmetros que precisam ser estimados, e na , nb , nc , nd , nf são as ordens dos polinômios.

2.1.1 Modelo ARX

Pode-se obter o modelo ARX tomando os polinômios $C(q) = D(q) = F(q) = 1$ e $A(q)$ e $B(q)$ polinômios arbitrários com base no modelo geral (1), onde obtemos:

$$A(q)y(k) = B(q)u(k) + v(k) \quad (7)$$

Onde isolando a função $y(k)$, pode-se escrever da seguinte forma:

$$y(k) = \frac{B(q)}{A(q)}u(k) + \frac{1}{A(q)}v(k) \quad (8)$$

O ruído que aparece adicionado à saída $e(k) = v(k)/A(q)$ não é ruído branco.

2.1.2 Modelo Erro de Saída (OE)

Os modelos (OE), ou de erro de saída, é uma configuração especial de modelos polinomiais, tendo apenas dois polinômios ativos: B (3) e F (4). Os modelos OE representam funções convencionais de transferência que relacionam entradas medidas às saídas, ao mesmo tempo em que incluem o ruído branco como um distúrbio de saída aditiva. O modelo OE faz as estimativas usando os dados medidos de saída e de entrada, que podem estar no tempo ou no domínio de frequência.

O modelo OE é definido como:

$$y(t) = \frac{B(q)}{F(q)}u(t - nk) + e(t) \quad (9)$$

onde $y(t)$ é a saída, $u(t)$ é a entrada, e $e(t)$ é o erro.

2.1.3 Modelo NARX

O modelo NARX (*Non-linear AutoRegressive with eXogenous inputs*) pertence a uma classe de sistemas não lineares de tempo discreto que relaciona o valor da saída $y(t)$ com os valores dos sinais de entrada-saída do processo em questão, que pode ser representado da seguinte forma:

$$y(t) = F^l[y(t-1), \dots, y(t-n_y), u(t), u(t-1), \dots, u(t-n_u)] + e(t) \quad (10)$$

onde F^l representa uma função não-linear do modelo com o grau de não-linearidade onde $l \in \mathbb{N}$, onde os atrasos maiores na saída $y(t)$ e na entrada $u(t)$ são representados por: n_y , n_u , e a função $e(t)$ representa o ruído do sistema. Usualmente, a função não-linear, F^l , não é conhecida. Portanto, deve-se utilizar uma aproximação polinomial para estimar o grau máximo de l para ser utilizado para representar F^l (Dantas, 2013).

Um modelo polinomial não-linear de grau l pode ser representado conforme apresentado na Equação (11) (Aguirre, 2007).

$$y(k) = \sum_{m=0}^l \sum_{p=0}^m \sum_{n_1, \dots, n_m}^{n_y, n_u} c_{p, m-p} (n_1, \dots, n_m) \prod_{i=1}^p y(k - n_i) \prod_{i=p+1}^m u(k - n_i) \quad (11)$$

Sendo que o limite superior é n_y , se o somatório se refere a fatores do tipo $y(k - n_y)$ ou para fatores do tipo $u(k - n_1)$

$$\sum_{n_1, \dots, n_m}^{n_y, n_u} \equiv \sum_{n_1=1}^{n_y} \sum_{n_m=1}^{n_u}, \quad (12)$$

2.1.4 Modelo Hammerstein-Wiener

O modelo *Hammerstein-Wiener* é uma combinação de outros dois modelos, o modelo *Hammerstein* e o modelo *Wiener*, onde o primeiro é composto por dois elementos: um modelo não-linear e o outro um modelo dinâmico linear, onde a não-linearidade pode ser caracterizada por ser estática, onde o bloco de não linearidade pode ser representado de 3 formas, polinômio, por equação de não linearidade ou por modelo semi-paramétrico. Já o último modelo, é basicamente o inverso, pois, é formado por um modelo dinâmico linear seguindo de um modelo não-linear estático, onde, não equação (9), pode-se observar a saída do modelo:

$$y(k) = y_1 w(k) + y_2 w^2(k) + \dots + y_m w^m(k) \quad (13)$$

Onde a pseudo-saída $w(k)$ é a saída do bloco linear.

O modelo *Hammerstein-Wiener*, pode ser representado por um modelo de bloco dinâmico linear, situado entre dois blocos estáticos não lineares conforme ilustrado na Figura 2.

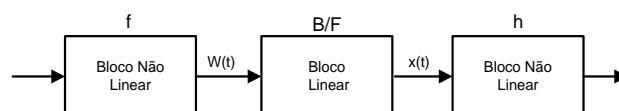


Figura 2. Representação da estrutura de um modelo *Hammerstein-Wiener*.

onde f é uma função não linear que transforma dados de entrada $u(t)$ como $w(t) = f(u(t))$, $w(t)$ é a saída do bloco de não linearidade de entrada e tem a mesma dimensão que $u(t)$, B/F é

uma função de transferência linear que transforma $w(t)$ como $x(t) = (B/F)w(t)$, $x(t)$ é a saída do bloco Linear e tem a mesma dimensão de $y(t)$, e B e F são semelhantes aos polinômios em um modelo linear de erro de saída.

2.3 Validação dos Modelos

Como forma de validação dos modelos existem vários métodos disponíveis. Neste trabalho, utilizou-se a raiz quadrada do erro médio quadrático normalizado (*normalized root mean square error* - NRMSE) como medida de acurácia e o Tempo de Execução Computacional (TEC) (Martins *et al.*, 2019). O NRMSE é definido como

$$NRMSE = 100 \left(1 - \frac{\|y - \hat{y}\|}{\|y - \text{mean}(y)\|} \right), \quad (14)$$

onde y é a saída original do sistema, \hat{y} a saída estimada do modelo

3. PLATAFORMA DE TESTE

Nesta seção é apresentada a plataforma utilizada para realização dos experimentos e obtenção de dados característicos da descarga da bateria de um drone do tipo quadricóptero, *Parrot Rolling Spider*.

Foi utilizada a plataforma de teste desenvolvida por Freitas (2019), que é composta por um drone *Parrot Rolling Spider*, um *Dongle Bluetooth USB 4.0*, e um notebook em conjunto com o software *Matlab/Simulink*. O *Dongle USB* é o equipamento responsável por realizar a conexão *bluetooth* entre o hardware do drone e o notebook com o *Matlab/Simulink*, enquanto o software *Matlab/Simulink* tem como finalidade criar, modificar e enviar algoritmos de controle de voo e aquisição de dados do perfil de descarga da bateria, estabelecida. A Figura 3 apresenta uma foto da plataforma de testes.

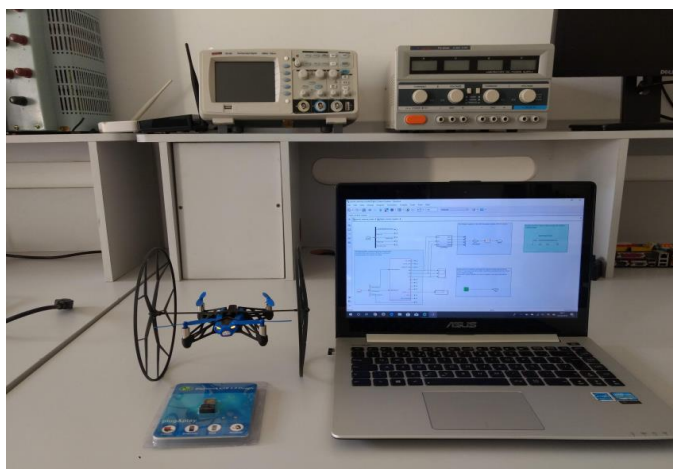


Figura. 3 Plataforma de teste, por Freitas (2019).

Utilizando a plataforma de teste apresentada, foram realizados um total de 10 ensaios experimentais. Os ensaios foram

realizados usando 2 baterias de Lithium-Ion Polímero (Li-Po) novas da marca Shoot, modelo XT-412. Para cada bateria, foram realizados 5 ensaios. Em cada ensaio, foi registrado o perfil de descarga da bateria que varia de 3,30V a 4,10V, em intervalos de 50(mV). Vale destacar que, para a aeronave não tripulada, o nível 0% de carga da bateria é mensurado em 3,20V. Enquanto o nível 100% de carga da bateria é mensurado em 4,2V. A Figura 4 apresenta a curva de descarga da bateria nos 10 ensaios experimentais realizados.

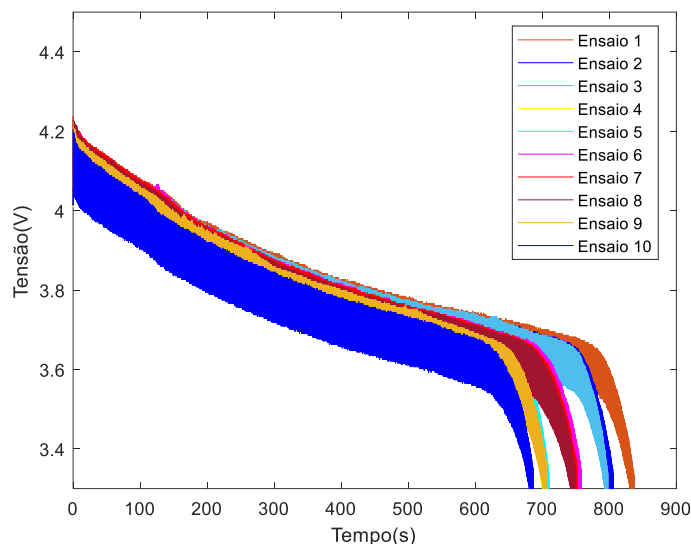


Figura 4. Curva de descarga da bateria.

Os dados experimentais obtidos neste processo são enumerados, desde o nível 100% até o nível 0% e posteriormente são divididos em dois blocos. O primeiro bloco, é formado pelos dados pares, para estimar parâmetros dos modelos ARX, OE, NARX e *Hammerstein-Wiener*. Enquanto o segundo bloco, é formado pelos dados ímpares, servindo para a realização da validação dos modelos já descritos.

3.1 Condicionamento dos Dados Experimentais

Para realizar a modelagem matemática da curva de descarga da bateria de um quadricóptero, considerando o sistema como caixa cinza, é necessário obter experimentalmente um sinal de entrada $u(k)$ e um sinal de saída $y(k)$. Este sinal de saída caracteriza a resposta do sistema quando a entrada $u(k)$ é aplicada. Nesta seção, será apresentado o procedimento para obtenção de $u(k)$ e $y(k)$ a partir curvas de descargas da bateria apresentada. Em seguida, será aplicado um filtro digital de médias móveis ao sinal de resposta do sistema com o objetivo de eliminar componentes indesejadas, tais como o ruído branco.

A curva de descarga de uma bateria é caracterizada por uma variação temporal da tensão nos terminais da mesma durante um processo completo de descarga. Logo, o tipo de dados apresentados pelo sinal de entrada possui unidade de tempo (segundos), já o sinal de saída é formado pelos valores de tensão nos terminais da bateria em cada período de amostra.

O sinal de entrada $u(k)$ em sua forma discreta consiste em um vetor linha que caracteriza o tempo de descarga da bateria. Esse vetor é formado pela média aritmética de todos os vetores de tempo presentes no banco de dados experimentais, a unidade de medida de suas instâncias discreta é o segundo. Já o sinal $y(k)$ consiste em um vetor linha formado pela média aritmética de todos os vetores de tensão presentes no banco de dados experimentais, a unidade de medida de suas instâncias discreta é o Volt.

A Figura 5 ilustra a curva de descarga da bateria obtida experimentalmente.

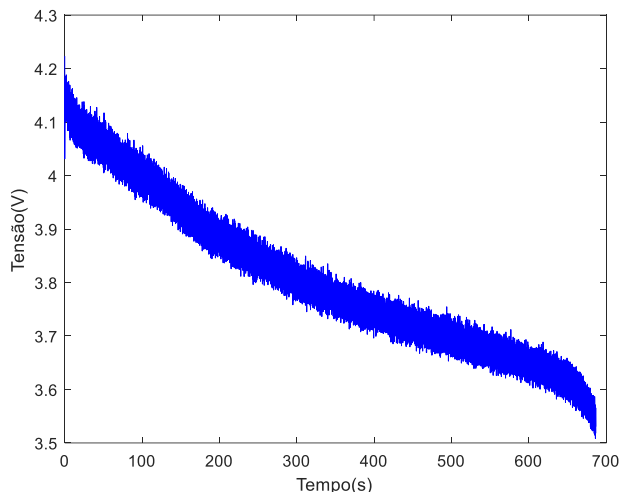


Figura 5. Curva de descarga da bateria obtida experimentalmente.

Para a redução do ruído branco, foi aplicado um filtro digital de médias móveis, pois este filtro apresenta bom desempenho em muitas aplicações e ótimo desempenho na redução de ruído branco, ao mesmo tempo que preserva a resposta ao degrau (SCANDELARI, 2019).

A Figura 6 ilustra a curva de descarga da bateria do quadricóptero obtida experimentalmente antes da aplicação do filtro e a curva de descarga da bateria após a aplicação do filtro.

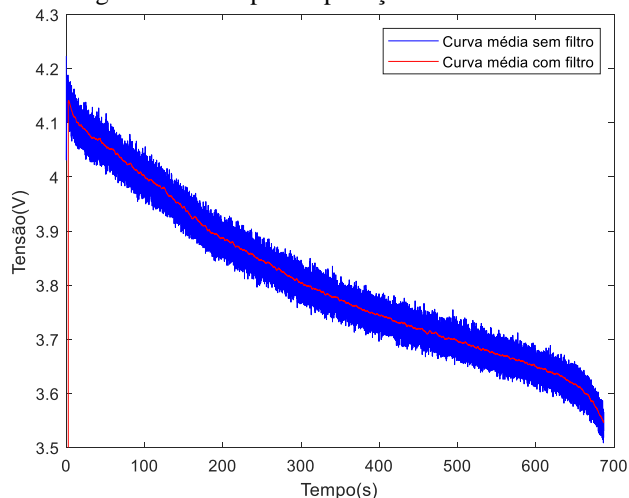


Figura 6. Curvas de descarga da bateria antes e após a aplicação do filtro.

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

As simulações computacionais foram desenvolvidas utilizando o software MATLAB, e para construção e validação dos modelos utilizou-se a ferramenta para identificação de sistemas *systemIdentification* do software *Matlab/Simulink*. O *systemIdentification* é uma ferramenta que permite a análise e o uso de diferentes estruturas de modelos lineares e não lineares que existem na área de Identificação de Sistemas. Para tal, a ferramenta *systemIdentification* solicita dois vetores de dados, o primeiro é o vetor de dados para a estimação e o segundo vetor de dados para validação.

Com os dois vetores de dados obtidos, foi possível realizar a estimação e a validação dos dados experimentais, usando-se os modelos matemáticos ARX, OE, NARX e *Hammerstein-Wiener*.

Inicialmente, estimou-se o modelo ARX considerando as seguintes especificações: $n_a = 4$, $n_b = 4$, $n_k = 1$. O resultado da validação do modelo é apresentado na Figura 7(a), e o erro na Figura 7(b).

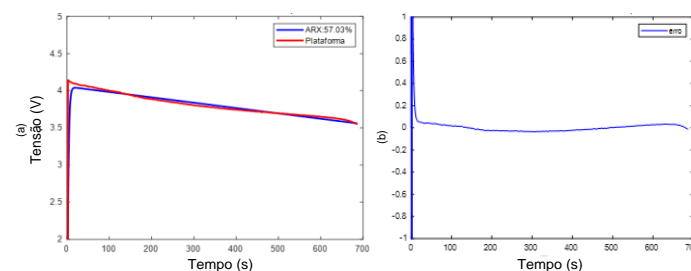


Figura 7. (a) Saída usando o modelo ARX. (b) Erro de estimação.

Em seguida, foi utilizado o modelo OE considerando as seguintes especificações: $n_b = 2$, $n_f = 3$, $n_k = 1$. O resultado da validação usando o modelo é mostrado na Figura 8(a), e o erro é mostrado na Figura 8(b).

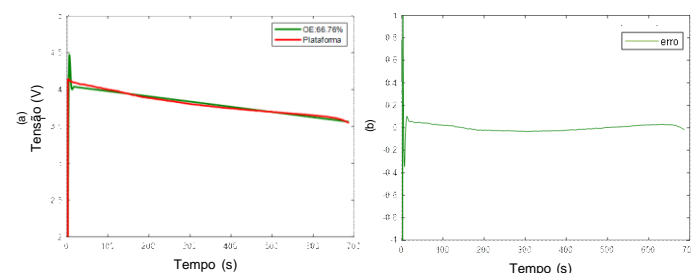


Figura 8. (a) Saída usando o modelo OE. (b) Erro de estimação.

O modelo NARX foi obtido utilizando as seguintes especificações: $n_a = 1$, $n_b = 50$, $n_k = 1$. O resultado da validação usando o NARX é mostrado na Figura 9(a) e o erro é mostrado na figura 9(b).

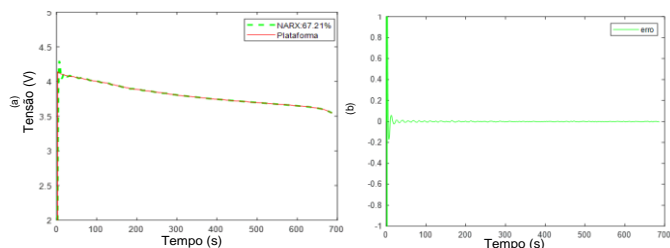


Figura 9. (a) Saída usando o modelo NARX. (b) Erro de estimação.

Por fim, o modelo *Hammerstein-Wiener* (H-W) foi obtido utilizando as seguintes especificações: não linearidades de entrada do tipo sigmóide com 10 unidades; não linearidades de saída do tipo sigmóide com 10 unidades; matriz de transferência do bloco linear tem as seguintes ordens: número de zeros ($nb = 3$), número de pólos ($nf = 4$) e atraso na entrada ($nk = 2$). O resultado da validação usando o Hammerstein-Wiener é apresentado na Figura 10(a) e o erro de estimação é apresentado na Figura 10(b).

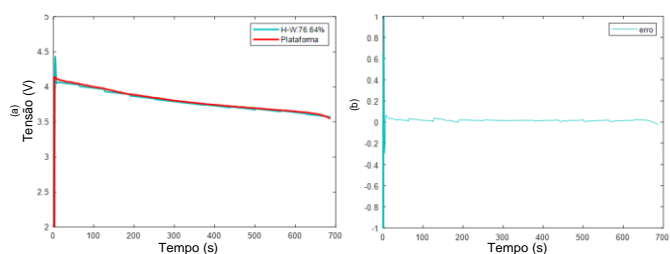


Figura 10. (a) Saída usando o modelo Hammerstein-Wiener. (b) Erro de estimação.

Na Tabela I são apresentados os índices de desempenho NRMSE e o TEC computados para cada um dos modelos ARX, OE, NARX e *Hammerstein-Wiener*.

Tabela 1. Métricas para validação dos métodos

Tipo de Modelo	NRMSE	TEC
ARX	57,03%	0,96s
OE	66,76%	1,98s
NARX	67,21%	2,14s
H-W	76,64%	9,08s

Observa-se que o modelo linear ARX apresentou a menor acurácia de todos que é de 57,03%, e o modelo não linear Hammerstein-Wiener apresentou a maior acurácia, que é de 76,64%, porém apresentou o maior Tempo de Execução Computacional.

5. CONCLUSÕES

O presente trabalho apresentou a modelagem da descarga da bateria de um drone do tipo quadricóptero, *Parrot Rolling Spider*, usando os modelos matemáticos, ARX, OE, NARX e *Hammerstein-Wiener*.

A comparação dos resultados obtidos com os diferentes modelos foi feita em termos de dois índices de desempenho: a

raiz quadrada do erro médio quadrático normalizado (NRMSE) e o Tempo de Execução Computacional (TEC).

Observou-se que o modelo não linear Hammerstein-Wiener apresentou a maior acurácia, porém apresentou o maior Tempo de Execução Computacional.

Dentre os modelos considerados no presente trabalho, pode-se concluir que o modelo NARX é uma alternativa atrativa, pois requer um esforço computacional de 2,14s, que é um pouco maior que os métodos ARX (TEC = 0,96s) e OE (TEC = 1,98s), e bem inferior ao H-W (TEC = 9,08s) e uma acurácia de 67,21%.

Como trabalhos futuros, pretende-se utilizar os modelos NARMAX (*Non-Linear Auto-Regressive Moving Averaging with Exogeneous Input*), ARIMA (*AutoRegressive Integrated Moving Average*) e ARIMAX (*AutoRegressive Integrated Moving Average Exogenous inputs*) e o algoritmo Teaching-Learning Based Optimization (TLBO).

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem à Fundação Cearense de Apoio ao Desenvolvimento Científico e Tecnológico (FUNCAP), e ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pelo apoio financeiro (processo 423023/2018-7).

REFERÊNCIAS

- Aguirre, L. (2007). Introdução à identificação de sistemas. UFMG, Belo Horizonte.
- Bisio, I.S., Morando L., Recchiuto C.T e Sgorbissa. (2022). Social Drone Sharing to Increase UAV Patrolling Autonomy in Pre- and Post-Emergency Scenarios. *Front. Robot. AI* 9:820239. doi: 10.3389/frobt.2022.820239.
- Candido, A. D. S. Sistema de Gerenciamento do Voo de Quadri-rotor Tolerante a Falhas. Tese de Doutorado em Sistemas e Controle – Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos, 2015.
- Dantas, Amanda D.O.S. (2013). Amanda Danielle Oliveira da Silva. Identificação de Modelos Polinomiais NARX Utilizando Algoritmos Combinados de Detecção de Estrutura e Estimação de Parâmetros com Aplicações Práticas. Natal-RN.
- Freitas, A.O., Pinto, V.P., Lima, C.T. e Freitas, F.A.S. (2019). Matemática da Curva de Descarga da Bateria de um Quadricóptero Rolling Spider Utilizando a Teoria de Identificação de Sistemas. In: Anais do 14º Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, Ouro Preto-MG.
- Martins, J.B., Bertone, A.M.A., Yamanaka, K. (2019): Novel Fuzzy System Identification: Comparative Study and Application for Data Forecasting. *I IEEE Latin America Transactions* . 17, 1793–1799.
- Matos, D. B. (2018). Técnicas de Estimação de Parâmetros Utilizadas para a Modelagem Matemática de Propulsores Eletromecânicos. Dissertação (Mestrado). Disponível em: encr.pw/CvJzt. Acesso em: 25 mar. 2022. Ijuí-RS.

- Mademlis, I., Mygdalis, V., Nikolaidis, N., Montagnuolo, M., Negro, F., Messina, A., *et al.* (2019). High-level Multiple-Uav Cinematography Tools for Covering Outdoor Events. *IEEE Trans. Broadcast.* 65 (3), 627–635. doi:10.1109/tbc.2019.2892585.
- Rodriguez, L.; Cobano, J. A.; Ollero, A. Wind Characterization and Mapping Using Fixed-Wing Small Unmanned Aerial Systems. 2016 International Conference on Unmanned Aircraft Systems, ICUAS 2016, p. 178–184, 2016.
- Radiansyah, S.; Kusriani, M.D.; Prasetyo, L.B. (2017) Quadcopter Applications for Wildlife Monitoring. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, vol. 54, no. 1, pp. 012066.
- Tiwari, K., Xiao, X., Malik, A., and Chong, N. Y. (2019). A Unified Framework for Operational Range Estimation of Mobile Robots Operating on a Single Discharge to Avoid Complete Immobilization. *Mechatronics* 57, 173–187.
- Ucgun, H.; Yuzgec, U.; Bayilmis, C. A Review on Applications of Rotary-Wing Unmanned Aerial Vehicle Charging Stations. *Int. J. Adv. Robot. Syst.* 2021, 18, 17298814211015863.
- Zhang, K.; Chen, J.; Chang, Y. and Shi, Y. (2016). EKF-based LQR Tracking Control of a Quadrotor Helicopter Subject to Uncertainties. 42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, Florence, Italy, October 23-26pp.5426- 5431.
- Sgorbissa, A., Bisio, I. S., Morando, L., & Recchiuto, C. T. (2022). Social Drone Sharing to Increase UAV Patrolling Autonomy in Pre-and Post-Emergency Scenarios. *Frontiers in Robotics and AI*, 81.
- SCANDELARI, L. Introdução a Filtros Digitais. 2019. Disponível em: <https://www.gta.ufrj.br/grad/09_1/versao-final/bluetooth/Page918.htm>. Acesso em: 17 Abril 2019
- Zormpas, A., Moirogiorgou, K., Kalaitzakis, K., Plokamakis, G. A., Partsinevelos, P., Giakos, G., *et al.* (2018). Power Transmission Lines Inspection Using Properly Equipped Unmanned Aerial Vehicle (UAV), in *Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques (IST)* (Krakow, Poland: IEEE), 1–5. doi:10.1109/ist.2018.857714.