

**Proceeding Series of the Brazilian Society of Computational and Applied Mathematics**

---

Proposta de modelagem inversa nebulosa recursiva baseada em dados experimentais de sistemas dinâmicos não lineares multivariáveis: uma abordagem no contexto do espaço de estados

Adriano Mendes Magalhães <sup>1</sup>

Universidade Federal do Maranhão, Avenida dos Portugueses, Vila Bacanga, s.n., São Luís, MA, Brasil

Ginalber Luiz de Oliveira Serra <sup>2</sup>

Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Maranhão, Avenida Getúlio Vargas, Monte Castelo, s.n., São Luís, MA, Brasil

## 1 Introdução

Em identificação de sistemas dinâmicos, a obtenção de modelos matemáticos que representem adequadamente o comportamento inverso de um determinado fenômeno físico, consiste numa tarefa promissora, e com muitas aplicações em várias áreas do conhecimento [1]. Nesse contexto, a combinação da teoria de modelagem inversa com técnicas de inteligência computacional, especificamente sistemas nebulosos, tem apresentado resultados promissores [2]. Além disso, a teoria do espaço de estados se torna particularmente atrativa para a identificação de sistemas dinâmicos não lineares multivariáveis, baseada em modelos nebulosos inversos. Portanto nesse trabalho, propõe-se uma metodologia de modelagem inversa, a partir de dados experimentais de sistemas dinâmicos não lineares multivariáveis, e baseada em modelo nebuloso do tipo Takagi-Sugeno recursivo, estruturado no espaço de estados.

## 2 Metodologia e Conclusões

Decorrente da metodologia proposta, obtém-se um modelo nebuloso do tipo Takagi-Sugeno inverso recursivo multivariável, a partir da seguinte base de regras:

---

<sup>1</sup>adriano.mendes.magalhaes@gmail.com

<sup>2</sup>ginalber@ifma.edu.br

$$\begin{aligned}
 & R^i: \text{SE } \tilde{\mathbf{y}}(k) \text{ é } \mathcal{Y}_{yu}^i(k) \text{ E } \tilde{\mathbf{u}}(k) \text{ é } \mathcal{U}_{yu}^i(k) \\
 \text{ENTÃO } & \begin{cases} \hat{\mathbf{u}}^i(k) = \hat{\mathbf{\Gamma}}^i(k)\hat{\mathbf{x}}_{yu}^i(k) + \hat{\mathbf{\Delta}}^i(k)\mathbf{y}(k) \\ \hat{\mathbf{x}}_{yu}^i(k+1) = \hat{\mathbf{G}}^i(k)\hat{\mathbf{x}}_{yu}^i(k) + \hat{\mathbf{H}}^i(k)\mathbf{y}(k) - \\ \hat{\mathbf{O}}^i(k) [\mathbf{u}(k) - \hat{\mathbf{u}}^i(k)] \end{cases} \quad (1)
 \end{aligned}$$

onde, para a  $i$ -ésima regra ou ponto de operação  $R^i$ ,  $\forall i \in [1, c] \subset \mathbb{Z}_+^*$ , na  $k$ -ésima amostra de dados, tem-se as variáveis linguísticas  $\tilde{\mathbf{y}}(k)$  e  $\tilde{\mathbf{u}}(k)$  de entradas e saídas do sistema, nessa ordem, com os respectivos conjuntos nebulosos  $\mathcal{Y}_{yu}^i(k)$  e  $\mathcal{U}_{yu}^i(k)$ , todos estabelecidos na proposição antecedente; já na proposição consequente, tem-se os vetores  $\mathbf{y}(k)$  e  $\mathbf{u}(k)$  das variáveis de entrada e de saída do sistema respectivamente, e os vetores  $\hat{\mathbf{x}}_{yu}^i(k)$  e  $\hat{\mathbf{u}}^i(k)$  das variáveis dos estados inversos e das saídas respectivamente, ambos referente ao  $i$ -ésimo submodelo inverso linear, estimado e matematicamente definido no contexto do espaço de estados, cujas matrizes de estado  $\hat{\mathbf{G}}^i(k)$ , de entrada  $\hat{\mathbf{H}}^i(k)$ , do observador de Kalman  $\hat{\mathbf{O}}^i(k)$ , de saída  $\hat{\mathbf{\Gamma}}^i(k)$  e de transição direta  $\hat{\mathbf{\Delta}}^i(k)$  serão estimadas recursivamente, por meio da metodologia de identificação do observador de Kalman (do inglês *Observer Kalman Identification* – OKID). Os  $c$  pontos de operação serão extraídos de agrupamentos de dados, os quais serão obtidos a partir do particionamento da janela de dados deslizante no tempo, utilizando o algoritmo de agrupamento nebuloso de Gustafson-Kessel. Conseqüentemente, a implementação da base de regras referente a Eq. (1) acontecerá por meio da combinação nebulosa dos  $c$  submodelos locais inversos. Os resultados da implementação experimental, sobre os dados de um helicóptero com dois graus de liberdade, comprovam a eficácia do modelo nebuloso inverso obtido, conforme ilustrado na Figura 1.

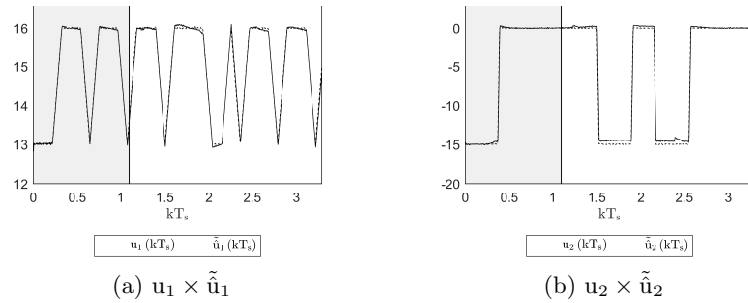


Figura 1: Entradas do sistema  $\mathbf{u} = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2]^T$   $\times$  saídas do modelo nebuloso  $\tilde{\mathbf{u}} = [\tilde{\mathbf{u}}_1, \tilde{\mathbf{u}}_2]^T$ . Etapas: região  (estimação inicial), região  (estimação recursiva). Unidade: eixo  $kT_s$  (s).

## Referências

- [1] I. V. Kovalets et al. Inverse identification of unknown finite-duration air pollutant release from a point source in urban environment. *Atmospheric Environment*, 181:82–96, 2018. DOI: 10.1016/j.atmosenv.2018.03.028.
- [2] G. Lai et al. Fuzzy adaptive inverse compensation method to tracking control of uncertain nonlinear system with generalized actuator dead zone. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 25(1):191–204, 2017. DOI: 10.1109/TFUZZ.2016.2554152.