

# NHẬN DẠNG CHO HỆ THỐNG ĐỘNG PHI TUYẾN SỬ DỤNG MẠNG NƠN MỜ PHẢN HỒI

## IDENTIFICATION FOR NONLINEAR DYNAMIC SYSTEMS USING RECURRENT FUZZY NEURAL NETWORK

Huỳnh Tuấn Tú<sup>1a\*</sup>, Ngô Kim Long<sup>2,b</sup> và Nguyễn Thanh Sơn<sup>3,c</sup>

<sup>1</sup> Khoa Cơ điện-Điện tử, Trường Đại học Lạc Hồng, Việt Nam.

<sup>2</sup> Trung tâm Nghiên cứu Khoa học và Ứng dụng, Trường Đại học Lạc Hồng, Việt Nam

<sup>a</sup>huyhntuantu@lhu.edu.vn, <sup>b</sup>ngokimlong@lhu.edu.vn, <sup>c</sup>nguyenthanhson@lhu.edu.vn

**TÓM TẮT:** Bài báo này đề xuất một mạng nơ-ron mờ phản hồi (RFNN) để nhận dạng các hệ thống động phi tuyến. RFNN được đề xuất là một mạng nhiều lớp với các vòng hồi tiếp với một hệ thống suy luận mờ được xây dựng từ một tập quy tắc mờ. Các đơn vị phản hồi được thêm vào trong lớp thứ hai của mạng nơ-ron mờ để xây dựng các kết nối thời gian trong RFNN nhằm tăng phản ứng động. Sự thay đổi này cho phép RFNN có thể mở rộng khả năng cơ bản của mạng nơ-ron mờ bao gồm các vấn đề về thời gian và bộ nhớ. Vì đơn vị phản hồi là vòng phản hồi nội bộ, nó thu được phản hồi động của hệ thống, do đó hiệu suất mạng có thể được cải thiện. Cuối cùng, RFNN được đề xuất được sử dụng để nhận dạng một hệ thống động phi tuyến. Các kết quả mô phỏng cho thấy hiệu quả tốt của mạng RFNN được đề xuất.

**TỪ KHOÁ:** Bộ lọc thích nghi, bộ điều khiển mô hình tiểu não, bộ điều khiển cảm xúc đại não, hệ thống suy luận mờ, hệ thống khử nhiễu

**ABSTRACT:** This paper proposes a recurrent fuzzy neural network (RFNN) for the identification of nonlinear dynamic systems. The proposed RFNN is a recurrent multilayer network with a fuzzy inference system constructed from a fuzzy rule set. Recurrent units are added in the second layer of the fuzzy neural network to construct the temporal connections in the RFNN to increase dynamic response. This change allows the RFNN can expand the basic ability of the fuzzy neural network including temporal and memory problems. As a recurrent unit is an internal feedback loop, it obtains the dynamic response of a system, hence the network performance can be improved. Ultimately, the proposed RFNN is used to identify a nonlinear dynamic system. Simulation results show the effectiveness of the proposed RFNN.

**KEYWORDS:** Adaptive filter, cerebellar model articulation controller, brain emotional learning controller, fuzzy inference system, noise cancelation system

### 1. GIỚI THIỆU

Hệ thống logic mờ và hệ thống mạng nơ-ron được biết đến thông qua việc khai thác khả năng xử lý tri thức giống như con người. Gần đây, các hệ thống logic mờ và mạng nơ-ron truyền thẳng đã được chứng minh là thu được kết quả thành công trong việc nhận dạng hệ thống [1-3]. Một hệ thống logic mờ sử dụng thông tin ngôn ngữ có thể mô hình hóa các khía cạnh định tính của tri thức và quy trình lý luận của con người mà không cần sử dụng các phân tích định lượng chính xác. Nó cũng sở hữu một số ưu điểm nổi bật như mạnh mẽ, không cần mô hình, định lý xấp xỉ phổ quát và thuật toán dựa trên quy tắc [4].

Mạng nơ-ron truyền thẳng là các lược đồ ánh xạ đầu vào hoặc đầu ra tĩnh có thể ước lượng một hàm liên tục đến một mức độ chính xác tùy ý [5-7]. Nhiều nghiên cứu sử dụng hệ thống mạng nơ-ron mờ (FNN) cho các ứng dụng khác nhau đã được thực hiện, trong đó kết hợp khả năng suy luận mờ trong việc xử lý thông tin không chắc chắn và khả năng của mạng nơ-ron trong việc học từ các quá trình [8-10]. Tuy nhiên, mạng nơ-ron mờ là một ánh xạ tĩnh. Nếu không có sự trợ giúp của độ trễ được khai thác, mạng nơ-ron mờ không thể biểu diễn một ánh xạ động. Mặc dù nhiều nghiên cứu đã sử dụng mạng nơ-ron mờ với độ trễ được khai thác để giải quyết các vấn đề động học, nhưng nó lại yêu cầu một số lượng lớn các nơ-ron để biểu thị các phản ứng động học trong miền thời gian [11-13].

Nghiên cứu này đề xuất một cấu trúc mạng nơ-ron mờ phản hồi (RFNN), được nâng cấp từ mạng nơ-ron mờ (FNN). RFNN được đề xuất là một mạng liên kết nhiều lớp với các vòng hồi tiếp với một hệ thống suy luận mờ được xây dựng từ một tập hợp các quy tắc mờ. Việc thêm các kết nối phản hồi trong lớp thứ hai của mạng nơ-ron mờ sẽ phát triển các mối quan hệ thời gian được nhúng trong RFNN. Sửa đổi này cung cấp các yếu tố bộ nhớ của RFNN và mở rộng khả năng cơ bản của mạng nơ-ron mờ bao gồm các vấn đề về thời gian và bộ nhớ. Vì nơ-ron phản hồi có một vòng phản hồi bên trong nên nó có thể nhận các phản hồi động của một hệ thống mà không cần bất kỳ phản hồi bên ngoài nào. Khả năng quan trọng của mạng này là đáp ứng tốt khi đầu vào hoặc đầu ra thay đổi theo thời gian. Do đó, mạng nơ-ron mờ phản hồi (RFNN) là một ánh xạ động. Cuối cùng, RFNN đề xuất được áp dụng để nhận dạng một hệ thống động phi tuyến. Kết quả mô phỏng cho thấy tính hiệu quả của mạng RFNN đề xuất.

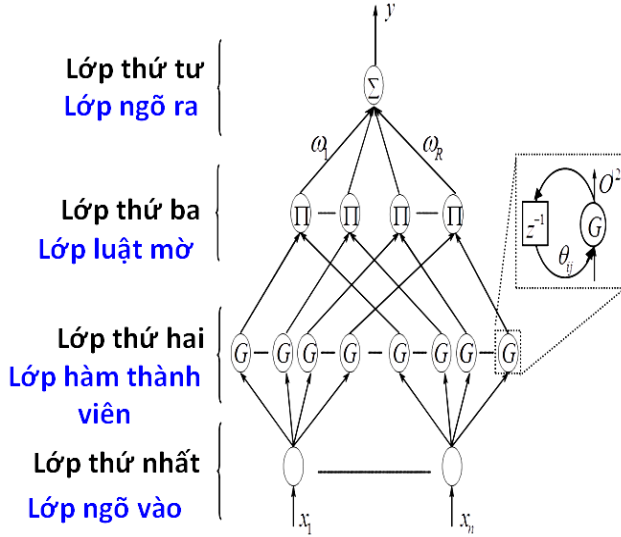
Received: 21, 05, 2021

Accepted: 03, 12, 2021

Corresponding: Huỳnh Tuấn Tú

Email: huyhntuantu@lhu.edu.vn

## 2. CẤU TRÚC CỦA RFNN



Hình 1. Cấu trúc của RFNN

### Lớp thứ nhất: Lớp ngõ vào

$$O_i^{(1)}(k) = x_i(k) \quad (1)$$

Trong đó  $x_i(k)$  là ngõ vào thứ  $i$  của lớp thứ nhất.

### Lớp thứ hai: Lớp hàm thành viên

$$O_{ij}^{(2)}(k) = \exp\left[-\frac{(z_j(k) - m_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}\right] \quad (2)$$

Với  $z_j(k) = O_{ij}^{(2)}(k-1)\theta_{ij} + O_i^{(1)}(k)$ ;  $m_{ij}$  và  $\sigma_{ij}$  lần lượt là giá trị trung bình và phương sai của hàm Gaussian của ngõ vào thứ  $i$  và giá trị thứ  $j$  của hàm Gaussian ở lớp thứ hai này.  $\theta_{ij}$  là trọng lượng liên kết của đơn vị phản hồi. Rõ ràng là đầu vào của lớp này chứa các thành phần ghi nhớ lưu trữ thông tin quá khứ của mạng. Đây là sự khác biệt rõ ràng giữa FNN và RFNN.

### Lớp thứ ba: Lớp luật mờ

Mỗi nút  $k$  ở lớp thứ ba này được tính bằng cách lấy tích các tín hiệu đến từ lớp thứ hai, kết quả nút thứ  $k$  được tính như sau:

$$O_j^{(3)}(k) = \prod_i O_{ij}^{(2)}(k) \quad (3)$$

### Lớp thứ tư: Lớp ngõ ra

Đầu ra  $y$  ở lớp này được tính dựa trên tổng số các tín hiệu ở lớp thứ ba nhân với trọng số  $w_j$  tương ứng với mỗi nhánh tín hiệu

$$O^{(4)}(k) = \sum_{j=1}^R \omega_j O_j^{(3)}(k) \quad (4)$$

## 3. THUẬT TOÁN HUẤN LUYỆN MẠNG TRỰC TUYẾN CHO RFNN

Hàm chi phí được định nghĩa như sau:

$$E(k) = \frac{1}{2}[y_d(k) - y(k)]^2 = \frac{1}{2}[y_d(k) - O^{(4)}(k)]^2 = \frac{1}{2}e(k)^2 \quad (5)$$

Các thông số sẽ được cập nhật dựa trên thuật toán lan truyền ngược sau:

$$\mathbf{W}(k+1) = \mathbf{W}(k) + \Delta\mathbf{W} = \mathbf{W}(k) + \boldsymbol{\eta} \left[ -\frac{\partial E(k)}{\partial \mathbf{W}} \right], \quad (6)$$

Với  $\boldsymbol{\eta} = [\eta^\omega, \eta^m, \eta^\sigma, \eta^\theta]$ ,  $\mathbf{W} = [\omega, m, \sigma, \theta]^T$ , và

$$\frac{\partial E(k)}{\partial \mathbf{W}} = \left[ \frac{\partial E(k)}{\partial \omega}, \frac{\partial E(k)}{\partial m}, \frac{\partial E(k)}{\partial \sigma}, \frac{\partial E(k)}{\partial \theta} \right]^T$$

Luật cập nhật tham số dựa trên phương pháp giảm độ dốc và quy tắc chuỗi được tính toán như sau:

$$\frac{\partial E(k)}{\partial \omega_j} = \frac{\partial E(k)}{\partial O^{(4)}} \cdot \frac{\partial O^{(4)}}{\partial \omega_j} = -e(k) \cdot O_j^{(3)}(k) \quad (7)$$

$$\frac{\partial E(k)}{\partial m_{ij}} = \frac{\partial E(k)}{\partial O^{(4)}} \cdot \frac{\partial O^{(4)}}{\partial O^{(3)}} \cdot \frac{\partial O^{(3)}}{\partial m_{ij}} \quad (8)$$

$$= -e(k) \cdot \omega_j \cdot \prod_i O_{ij}^{(2)}(k) \cdot \frac{2(z_j(k) - m_{ij})}{\sigma_{ij}^2}$$

$$\frac{\partial E(k)}{\partial \sigma_{ij}} = \frac{\partial E(k)}{\partial O^{(4)}} \cdot \frac{\partial O^{(4)}}{\partial O^{(3)}} \cdot \frac{\partial O^{(3)}}{\partial \sigma_{ij}} \quad (9)$$

$$= -e(k) \cdot \omega_j \cdot \prod_i O_{ij}^{(2)}(k) \cdot \frac{2(z_j(k) - m_{ij})^2}{\sigma_{ij}^3}$$

$$\frac{\partial E(k)}{\partial \theta_{ij}} = \frac{\partial E(k)}{\partial O^{(4)}} \cdot \frac{\partial O^{(4)}}{\partial O^{(3)}} \cdot \frac{\partial O^{(3)}}{\partial \theta_{ij}} \quad (10)$$

$$= -e(k) \cdot \omega_j \cdot \prod_i O_{ij}^{(2)}(k) \cdot \frac{-2O_{ij}^{(2)}(k-1) \cdot (z_j(k) - m_{ij})}{\sigma_{ij}^2}$$

Mặt khác, ta có

$$\omega_j(k+1) = \omega_j(k) + \left[ -\eta^\omega \cdot \frac{\partial E(k)}{\partial \omega_j} \right] \quad (11)$$

$$= \omega_j(k) + \eta^\omega \cdot e(k) \cdot O_j^{(3)}(k)$$

$$m_{ij}(k+1) = m_{ij}(k) + \left[ -\eta^m \cdot \frac{\partial E(k)}{\partial m_{ij}} \right] \quad (12)$$

$$= m_{ij}(k) + \eta^m \cdot e(k) \cdot \omega_j \cdot \prod_i O_{ij}^{(2)}(k) \cdot \frac{2(z_j(k) - m_{ij})}{\sigma_{ij}^2}$$

$$\sigma_{ij}(k+1) = \sigma_{ij}(k) + \left[ -\eta^\sigma \cdot \frac{\partial E(k)}{\partial \sigma_{ij}} \right] \quad (13)$$

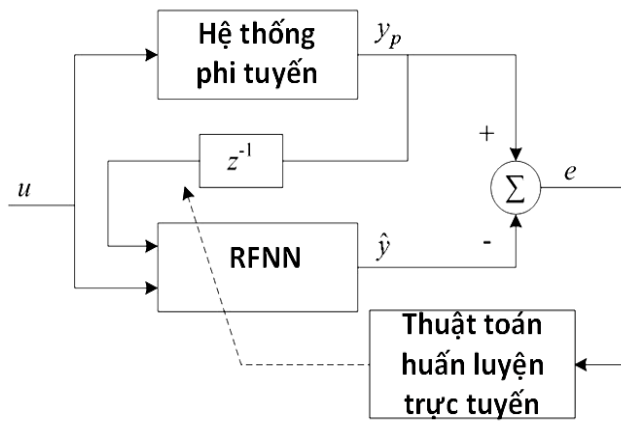
$$= \sigma_{ij}(k) + \eta^\sigma \cdot e(k) \cdot \omega_j \cdot \prod_i O_{ij}^{(2)}(k) \cdot \frac{2(z_j(k) - m_{ij})^2}{\sigma_{ij}^3}$$

$$\theta_{ij}(k+1) = \theta_{ij}(k) + \left[ -\eta^\theta \cdot \frac{\partial E(k)}{\partial \theta_{ij}} \right] =$$

$$\theta_{ij}(k) + \eta^\theta \cdot e(k) \cdot \omega_j \cdot \prod_i O_{ij}^{(2)}(k) \cdot \frac{-2O_{ij}^{(2)}(k-1) \cdot (z_j(k) - m_{ij})}{\sigma_{ij}^2} \quad (14)$$

Trong đó  $\eta^\omega, \eta^m, \eta^\sigma, \eta^\theta$  là các tham số tốc độ học tập tương ứng cho trọng số, giá trị trung bình, phương sai và mức độ phản hồi.

## 4. ỨNG DỤNG NHẬN DẠNG HỆ PHI TUYẾN VÀ KẾT QUẢ MÔ PHỎNG



**Hình 2.** Sơ đồ khối của RFNN để nhận dạng hệ thống phi tuyến

Hình 2 thể hiện sơ đồ khối của RFNN dùng để nhận dạng hệ thống phi tuyến [14].

Ngõ ra của hệ thống phi tuyến được tính như sau:

$$y_p(k+1) = f(y_p(k), y_p(k-1), y_p(k-2), u(k), u(k-1)) \quad (15)$$

Trong đó  $f(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5) = \frac{x_1 \cdot x_2 \cdot x_3 \cdot x_5 \cdot (x_3 - 1) + x_4}{1 + x_2^2 + x_3^2}$

Ở đây, đầu ra hiện tại của hệ thống phụ thuộc vào ba đầu ra trước đó và hai đầu vào trước đó. Tín hiệu đầu vào thử nghiệm  $u(k)$  như phương trình sau được sử dụng để xác định kết quả nhận dạng.

Trong bài báo này, các thông số của mạng RFNN được lựa chọn như sau:

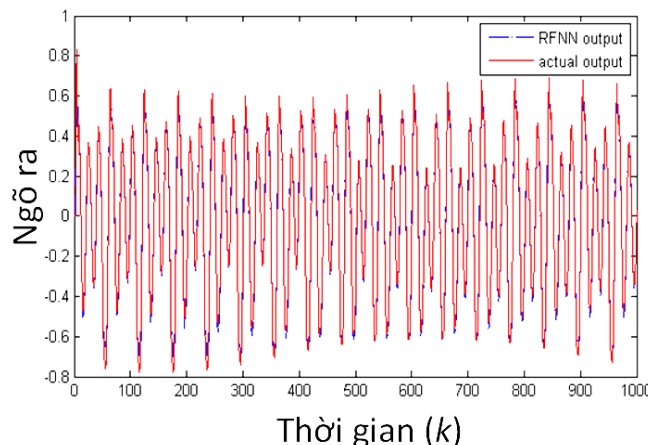
- Số lần huấn luyện là 100.
- Các hệ số học cho mạng RFNN lần lượt là  $\eta^w = 0.1$ ,  $\eta^m = 0.1$ ,  $\eta^\sigma = 0.1$ ,  $\eta^\theta = 0.1$ .
- Giá trị khởi tạo ban đầu cho  $[\omega, m, \sigma, \theta]$  là các giá trị ngẫu nhiên trong đoạn  $[-1, 1]$ .
- Tổng số luật mờ bằng 5.

Xét 2 trường hợp cho tín hiệu  $u(k)$  như sau:

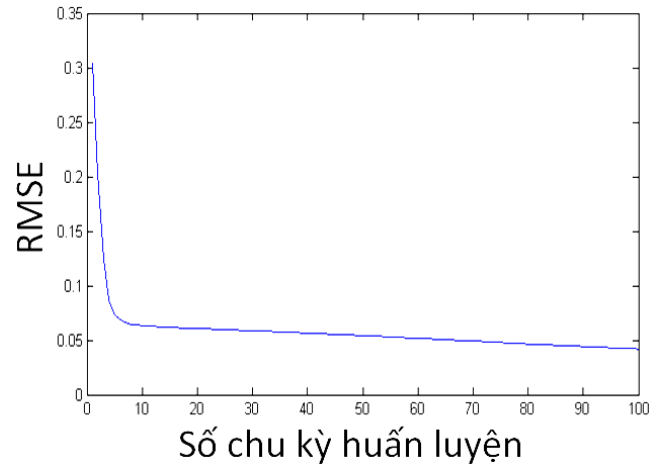
**Trường hợp 1:**

$$u(k) = 0.3 \cdot \sin\left(\frac{\pi \cdot k}{25}\right) + 0.1 \cdot \sin\left(\frac{\pi \cdot k}{32}\right) + 0.6 \cdot \sin\left(\frac{\pi \cdot k}{10}\right) \quad (16)$$

Kết quả mô phỏng nhận dạng hệ thống phi tuyến sử dụng RFNN sau 100 chu kỳ huấn luyện cho trường hợp 1 được thể hiện trong hình 3 và sai số bình phương trung bình gốc (RMSE) được thể hiện ở hình 4. Có thể thấy rằng tín hiệu ngõ ra của bộ nhận dạng RFNN (đường chấm gạch màu xanh dương) giống hoàn toàn tín hiệu thực tế  $y_p$  (đường màu đỏ). RMSE cũng giảm dần và nhỏ hơn 0,05 sau 100 chu kỳ huấn luyện.



**Hình 3.** Kết quả mô phỏng nhận dạng hệ thống phi tuyến sử dụng RFNN trong trường hợp 1 sau 100 chu kỳ huấn luyện



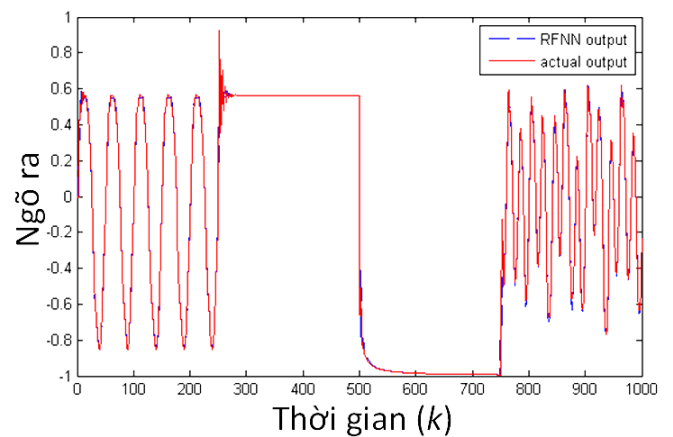
**Hình 4.** Giá trị sai số bình phương trung bình gốc sau 100 chu kỳ huấn luyện trong trường hợp 1

**Trường hợp 2:**

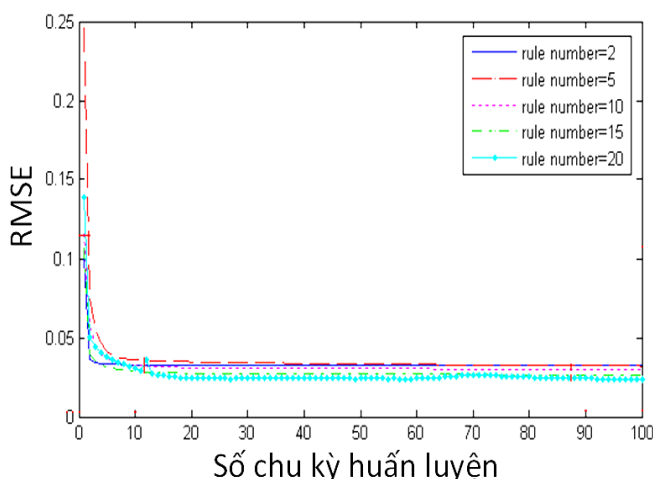
$$u(k) = \begin{cases} \sin\left(\frac{\pi \cdot k}{25}\right) & 0 < k < 250 \\ 1.0 & 250 \leq k < 500 \\ -1.0 & 500 \leq k < 750 \\ 0.3 \cdot \sin\left(\frac{\pi \cdot k}{25}\right) + 0.1 \cdot \sin\left(\frac{\pi \cdot k}{32}\right) + 0.6 \cdot \sin\left(\frac{\pi \cdot k}{10}\right) & 750 \leq k < 1000 \end{cases} \quad (17)$$

Kết quả mô phỏng nhận dạng hệ thống phi tuyến sử dụng RFNN sau 100 chu kỳ huấn luyện cho trường hợp 2 được thể hiện trong hình 5 và sai số bình phương trung bình gốc (RMSE) ứng với các giá trị luật mờ khác nhau từ 2 đến 20 được thể hiện ở hình 6.

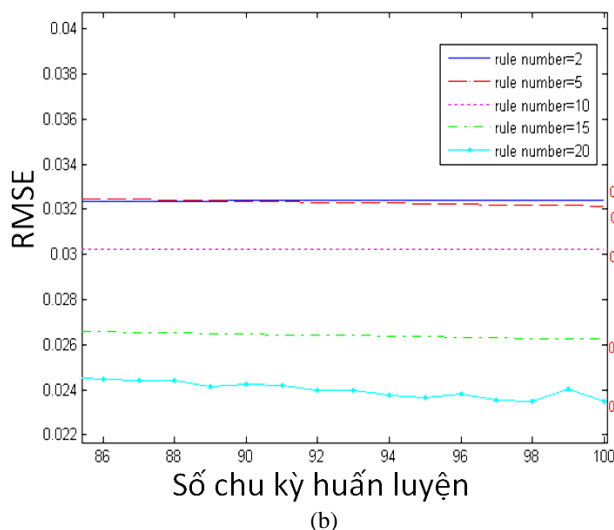
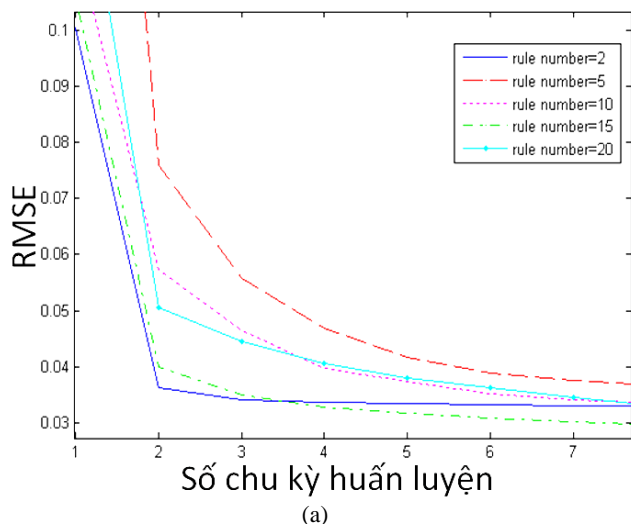
Kết quả cho thấy tín hiệu ngõ ra của bộ nhận dạng RFNN (đường chấm gạch màu xanh dương) giống hoàn toàn tín hiệu thực tế  $y_p$  (đường màu đỏ). RMSE cũng giảm dần khi tăng tổng số luật mờ từ 2 lên 20 (xem bảng 1).



**Hình 5.** Kết quả mô phỏng nhận dạng hệ thống phi tuyến sử dụng RFNN trong trường hợp 2 sau 100 chu kỳ huấn luyện



Hình 6. Giá trị sai số bình phương trung bình gốc trong trường hợp 2 sau 100 chu kỳ huấn luyện



Hình 7. Giá trị sai số bình phương trung bình gốc (RMSE) được phóng to trong trường hợp 2 sau 100 chu kỳ huấn luyện. (a) Kết quả của 7 chu kỳ đầu; (b) Kết quả của 14 chu kỳ cuối

Bảng 1 So sánh giá trị sai số bình phương trung bình gốc (RMSE) và thời gian tính toán của RFNN trong 100 chu kỳ huấn luyện ứng với tổng số luật mờ khác nhau

Tổng số luật mờ	RMSE	Thời gian tính toán (giây)
2	0.03240	0.3935
5	0.03213	0.7319

10	0.03021	1.3331
15	0.02623	1.9412
20	0.02347	2.5325

Bảng 1 cho thấy giá trị sai số bình phương trung bình gốc (RMSE) và thời gian tính toán trung bình cho 100 lần chạy. Kết quả cho thấy khi tổng số luật mờ tăng lên, bộ nhận dạng RFNN được đề xuất có thể đạt được hiệu suất nhận dạng tốt hơn và thời gian tính toán cũng tăng lên so với các trường hợp sử dụng ít tổng số luật mờ hơn.

### 5. KẾT LUẬN

Bài báo này đã đề xuất một bộ nhận dạng RFNN cho hệ thống phi tuyến. Mạng nơ-ron mờ phản hồi RFNN này là một mạng liên kết nhiều lớp có các vòng hồi tiếp để nhận ra suy luận mờ bằng cách sử dụng các quy tắc mờ động. Mạng bao gồm bốn lớp bao gồm hai lớp ẩn và một lớp phản hồi. Các quan hệ thời gian được tích hợp trong mạng và được xây dựng bằng cách thêm các kết nối phản hồi vào mạng nơ-ron mờ, trong đó các đơn vị phản hồi hoạt động như các phần tử lưu trữ trạng thái trước đó. Cuối cùng, RFNN đề xuất được áp dụng để nhận dạng hệ thống động phi tuyến. Kết quả mô phỏng đã chứng minh tính hiệu quả của mạng nơ-ron mờ phản hồi RFNN.

### 6. TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Le, T. L.; Lin, C. M.; Huynh, T. T. Self-Evolving Function-Link Interval Type-2 Fuzzy Neural Network for Nonlinear System Identification and Control. *Neurocomputing*. **2018**, 275, 2239-2250.
- [2] Zhang, R.; Tao, J. A Nonlinear Fuzzy Neural Network Modeling Approach Using an Improved Genetic Algorithm. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. **2018**, 65(7), 5882-5892.
- [3] El-Nagar, A. M. Nonlinear Dynamic Systems Identification Using Recurrent Interval Type-2 TSK Fuzzy Neural Network—A Novel Structure. *ISA Transactions*. **2018**, 72, 205-217.
- [4] Wang, L. X. *Adaptive Fuzzy Systems and Control: Design and Stabilizy Analysis*. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New Jersey. **1994**.
- [5] Miller W. T.; Werbos, P. J.; Sutton, R. S. *Neural Networks for Control*. The MIT Press, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, Massachusetts. **1995**.
- [6] Le, T. L.; Huynh, T. T.; Lin, C. M. Adaptive Filter Design for Active Noise Cancellation Using Recurrent Type-2 Fuzzy Brain Emotional Learning Neural Network. *Neural Computing and Applications*. **2020**, 32, 8725-8734.
- [7] Aggarwal, C. C. *Neural Networks and Deep Learning*. Springer, Yorktown Heights, NY, USA. **2018**.
- [8] Huynh, T. T.; Lin, C. M.; Le, T. L. Self-Organizing Recurrent Wavelet Fuzzy Neural Network-Based Control System Design for MIMO Uncertain Nonlinear Systems Using TOPSIS Method. *International Journal of Fuzzy Systems*. **2019**, 21(2), 468-487.
- [9] Nguyen, N. P.; Mung, N. X.; Ha, L. N. N. T.; Huynh, T. T.; Hong, S. K. Finite-Time Attitude Fault Tolerant Control of Quadcopter System via Neural Networks. *Mathematics*. **2020**, 8(9), 1541.
- [10] Han, H. G.; Zhang, S.; Qiao, J. F. An Adaptive Growing and Pruning Algorithm for Designing Recurrent Neural Network. *Neurocomputing*, **2017**, 242, 51-62.
- [11] Medsker, L.; Jain, L. C. *Recurrent neural networks: design and applications*. CRC Press. **2000**.
- [12] Khater, A. A.; El-Nagar, A. M.; El-Bardini, M. Online Learning Based on Adaptive Learning Rate for A Class of

- Recurrent Fuzzy Neural Network. *Neural Computing and Applications*. **2019**, 32, 8691-8710.
- [13] Zhou, H.; Zhao, H.; Zhang, Y. Nonlinear system modeling using self-organizing fuzzy neural networks for industrial applications. *Applied Intelligence*. **2020**, 50, 1657-1672.
- [14] Huynh, T. T.; Lin, C. M. Wavelet Dual Function-Link Fuzzy Brain Emotional Learning System Design for System Identification and Trajectory Tracking of Nonlinear Systems. 2019 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC). **2019**, 1653-1657.