



## MẠNG NƠ RON WAVELET VÀ ỨNG DỤNG CHO NHẬN DẠNG HỆ ĐỘNG LỰC

Nguyễn Đức Tĩnh, Nguyễn Thị Nhung, Lê Bá Dũng  
Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật Hưng Yên

Ngày tòa soạn nhận được bài báo: 28/06/2018

Ngày phân biên đánh giá và sửa chữa: 20/07/2018

Ngày bài báo được duyệt đăng: 24/07/2018

### Tóm tắt:

Mạng Nơ ron nhân tạo (Artificial Neural Network - ANN) nói chung, mạng Nơ ron Wavelet nói riêng đã và đang được nghiên cứu, ứng dụng mạnh mẽ và thành công ở nhiều lĩnh vực trong những năm gần đây. Với các quá trình như: xấp xỉ phi tuyến, dự báo thị trường chứng khoán, dự báo mô phỏng các hệ thống điều khiển, ..., được sử dụng, giải quyết có nhiều kết quả. Các lớp bài toán của các lĩnh vực trên cũng có thể sử dụng và giải quyết theo các phương pháp truyền thống như phương pháp thống kê, quy hoạch tuyến tính], ... Tuy nhiên Mạng nơron nhân tạo, mạng Nơron Wavelet được hình thành có nhiều khả năng vượt trội trong việc phân tích, dự báo, đánh giá dữ liệu và áp dụng thành công trong lĩnh vực khoa học, kỹ thuật, kinh tế, ... Khi giải các bài toán với nhận dạng quá trình động lực học các đối tượng có độ phi tuyến cao, độ trễ lớn... và rất khó khăn trong mô tả toán học. Để có thể điều khiển các hệ thống như vậy thường phải xây dựng các bộ quan sát thích nghi... Sử dụng Mạng Nơron Wavelet cho nhận dạng là một phương pháp tốt, và rất thích hợp trong lĩnh vực điều khiển thích nghi, phi tuyến có trễ... các hệ động lực. Các kết quả của bài báo dựa trên mô phỏng đã được thực hiện, qua đó so sánh và đánh giá sai số cho thấy sử dụng WNN trong nhận dạng là hợp lý và tin cậy.

**Từ khóa:** WNN (wavelet neural network), nhận dạng, lan truyền ngược, Wavelet.

### 1. Mở đầu

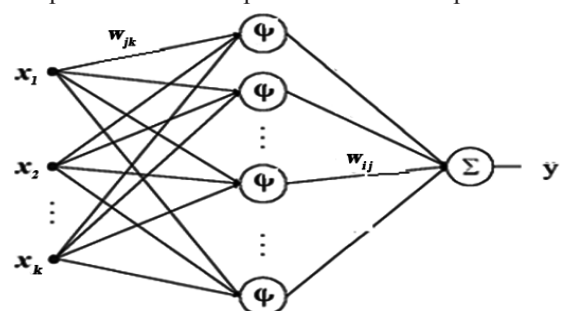
Nhận dạng các đối tượng điều khiển là một trong các bài toán cần phải xử lý trước khi xây dựng các bộ điều khiển cho các đối tượng cần điều khiển. Có rất nhiều phương pháp tiếp cận đến để giải bài toán như nhận dạng đối tượng điều khiển thông qua thực hiện mô hình thử nghiệm, hay các tín hiệu đo được sử dụng theo các mô hình xử lý hoặc hệ thống được xác định trong các lớp đối tượng được chọn của các mô hình toán học. Nhận dạng hệ thống được phát triển từ khoảng những năm 1960, đặc biệt là trong lĩnh vực kiểm soát và kỹ thuật giao tiếp, dựa trên các phương pháp lý thuyết hệ thống, lý thuyết tín hiệu, lý thuyết điều khiển và lý thuyết ước lượng và chịu ảnh hưởng của kỹ thuật đo lường hiện đại, kỹ thuật số và nhu cầu xử lý tín hiệu chính xác. Sự phát triển của các phương pháp nhận dạng cho hệ thống động lực phi tuyến [3] qua phân tích các hệ thống động lực phi tuyến phức tạp bằng các phương pháp mới là điều cần thiết. Tuy nhiên, việc xác định mô hình và thiết kế bộ điều khiển có nhiều thách thức hơn. Trong lĩnh vực mô hình hóa, kiểm soát và ứng dụng, ví như các hệ thống sinh học chẳng hạn, với mục đích tìm hiểu cách thức các hệ thống này qua kết hợp dữ liệu thử nghiệm với mô hình toán học và kỹ thuật phân tích hỗ trợ bởi máy tính đã cho những kết quả khả quan [5]. Hiện nay, cách tiếp cận điển hình nhất để biểu diễn các mạng sinh hóa là thông qua một tập hợp các phương trình vi phân

thông thường. Việc xác định mô hình phi tuyến... thường là một nhiệm vụ rất khó khăn, do thiếu thông tin, hoặc thông tin không chắc chắn, nhiều tác động cho nhận dạng [7], Vì thế tiếp cận đến các phương pháp của tính toán mềm [1,2,3,4,6,7] là hợp lý và tin cậy. Bài báo được hình thành từ các phần i) mở đầu, ii) Cơ sở toán học của WNN, iii) Bài toán nhận dạng sử dụng WNN và iv) Kết luận.

### 2. Cơ sở toán học của mạng nơ ron Wavelet

#### 2.1. Mô tả hệ thống mạng Wavelet

Cấu trúc đơn giản nhất của WNN rất giống với mạng nơ ron thông thường được miêu tả như trong Hình 1 [1,2,3,4], trong đó mỗi nút trong lớp Wavelet được kết nối tới tất cả các biến đầu vào. Trên Hình 1 là một mạng nơ ron WNN gồm ba lớp: lớp vào, lớp ẩn hay còn gọi là lớp wavelet, và lớp ra. Lớp đầu vào      Lớp Wavelet      Lớp đầu ra



Hình 1. Cấu trúc của mạng Nơron wavelet

Đầu vào là vector  $x = (x_1, x_2, \dots, x_k)$ . Đầu ra là  $y$ . Giữa những kết nối của các nút đầu vào và các nút ẩn, giữa các nút ẩn và các nút đầu ra là các trọng số  $w_{jk}$  và  $w_{ij}$ , với  $j=1 \dots N, k=1 \dots m, i=1$ . Hàm wavelet có dạng như sau:

$$\psi_{a,b}(x) = \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (1)$$

Trong đó:

$a > 0$  là hệ số giãn nở (flexing) và  $b \in \mathbb{R}$  là giá trị vị trí (dịch chuyển-translating)

Đầu vào của lớp ra của mạng nơron Wavelet có thể viết:

$$\hat{y} = \sum_{j=0}^N w_{ij} \psi_{a,b} \left( \frac{\sum_{k=0}^{m=K} w_{jk} x_k - b_j}{a_j} \right) \quad (2)$$

Trong đó:  $y$  là đầu ra của mạng Wavelet và có:

$$y = \delta(\hat{y}) \quad (3)$$

$\delta$  là hàm sigmoid của nơ ron lớp ra.

### 2.2. Huấn luyện mạng Wavelet

Như đã biết việc huấn luyện mạng nơ ron Wavelet cũng tương tự như huấn luyện các mạng nơ ron khác và thường được sử dụng thuật toán lan truyền ngược [6]. Trong thuật toán lan truyền ngược với mục tiêu là cần cực tiểu hàm sai số:

$$e = y(x) - y^d(x) \quad (4)$$

và hàm giá được định nghĩa như sau:

$$E = \frac{1}{2} e^2$$

Trong đó:  $y(x)$  là tín hiệu ra của mô hình

$y^d(x)$  là tín hiệu ra mong muốn cần đạt

Quá trình huấn luyện mạng để đầu ra mạng Wavelet sao cho  $y(x)$  tiệm cận  $y^d(x)$  hay  $e \rightarrow 0$  thì cần phải cập nhật các thông số  $w_{jk}$  và  $w_{ij}$  và các hệ số co giãn  $a$  và dịch chuyển  $b$  [1,2,3,4,6]. Sự thay đổi của các trọng số  $w_{jk}$  và  $w_{ij}$  và các hệ số  $a, b$  được tính bằng:

$$\Delta w = -\eta \frac{\partial E}{\partial w}, \quad \Delta a = -\eta \frac{\partial E}{\partial a}, \quad \Delta b = -\eta \frac{\partial E}{\partial b}.$$

Từ các phương trình (1), (2), (3) và nếu ta đặt

$$v_j(n) = \sum_{k=0}^m w_{jk}(n) x_k(n) \quad (5)$$

$$v(n) = \sum_{j=0}^N w_{ij}(n) \psi_{ab}(v_j(n))$$

ở thời điểm  $n$  và thực hiện quá trình đạo hàm theo các thông số ta có quá trình cập nhật các thông số như nhau:

Cập nhật trong số lớp vào:

$$\Delta w_{jk}(n+1) = -\eta \frac{\partial E(n)}{\partial w_{jk}(n)} + \alpha \Delta w_{jk}(n) =$$

$$\eta e(n) \delta'(v(n)) w_{ij}(n) \psi'_{ab}(v_j(n)) \frac{x_k(n)}{a(n)} + \alpha \Delta w_{jk}(n) \quad (6)$$

Cập nhật trong số lớp ra

$$\Delta w_{ij}(n+1) = -\eta \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ij}(n)} + \alpha \Delta w_{ij}(n) =$$

$$\eta e(n) \delta'(v(n)) \psi'_{ab}(v_j(n)) + \alpha \Delta w_{ij}(n) \quad (7)$$

Cập nhật hệ số giãn nở  $a$

$$\Delta a(n+1) = -\eta \frac{\partial E(n)}{\partial a(n)} + \alpha \Delta a(n) =$$

$$-\eta e(n) \delta'(v(n)) w_{ij}(n) \psi'_{ab}(v_j(n)) \frac{v_j(n) - b(n)}{a(n)^2} + \alpha \Delta a(n) \quad (8)$$

Cập nhật hệ số dịch chuyển  $b$

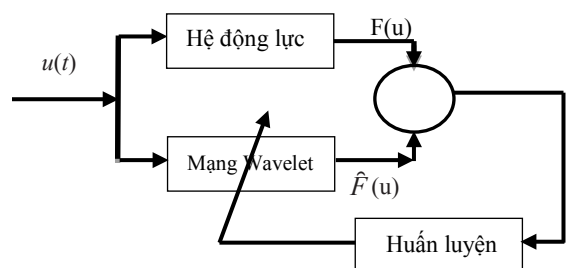
$$\Delta b(n+1) = -\eta \frac{\partial E(n)}{\partial b(n)} + \alpha \Delta b(n) =$$

$$-\eta e(n) \delta'(v(n)) w_{ij}(n) \psi'_{ab}(v_j(n)) \frac{1}{a(n)} + \alpha \Delta b(n) \quad (9)$$

### 3. Bài toán nhận dạng hệ động lực sử dụng mạng WNN

#### 3.1 Mô hình nhận dạng sử dụng WNN

Mạng Nơron cho nhận dạng hệ động học theo tiếp cận mô hình bằng cách sử dụng đầu vào và đầu ra. Một mạng Nơron có thể được huấn luyện để có được một đầu ra mong muốn thông qua điều chỉnh các giá trị của các kết nối (trọng số) giữa các phần tử của mạng. Một trong những quá trình phổ biến nhất mà NN được sử dụng trong mô hình hóa hệ thống bao gồm việc đặt NN song song với hệ thống vật lý, áp dụng hệ thống đầu vào của mạng, sử dụng đầu ra của hệ thống như là đầu ra mong muốn cho hệ thống mạng và huấn luyện mạng Nơron cho đến khi lỗi giữa đầu ra hệ thống và mạng đạt đến giá trị chấp nhận được. Sơ đồ của hệ thống nhận dạng hệ động lực học theo thời gian được thể hiện trong Hình 2.



Hình 2. Sơ đồ hệ thống nhận dạng hệ động lực

Trên Hình 2 với các đầu vào  $u(t)$  qua hệ động học cho đầu ra  $y$  cho  $j = 1, \dots, N$  trong không gian đầu ra. Với cặp vào-ra của thời gian  $u(t), F(t)$  cho hệ động lực và  $u(t), \hat{F}(t)$  cho mạng Wavelet. Sai số  $e$  là sự khác biệt giữa đầu ra của hệ động lực và đầu ra được tạo ra bởi mạng Noron được tính theo:

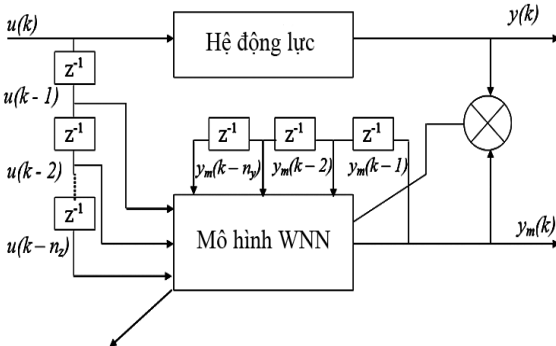
$$F(u) - \hat{F}(u) < e \quad (10)$$

Kết hợp chặt chẽ các đặc tính cục bộ theo thời gian/tần số của các bước sóng Wavelet và các khả năng học của WNN đã cho thấy các lợi thế trong nhận dạng các mô hình hệ thống phi tuyến đầy phức tạp. Những sóng Wavelets đã trở thành một chủ đề rất tích cực trong nhiều lĩnh vực nghiên cứu khoa học và kỹ thuật. Đặc biệt những mạng Noron sóng con -Wavelet Neural Networks - WNN trong đó mỗi Noron trong lớp ẩn đại diện cho một hệ số sóng con, từ sự biến đổi của sóng con sẽ cho kết quả chính xác của tín hiệu ban đầu. Vì lý do này, các hệ số sóng con đóng góp vào các tính năng riêng của tín hiệu được xác định trong quá trình huấn luyện cho WNN. Vì thế những vấn đề liên quan đến việc xác định một kiến trúc WNN tối ưu để tìm kiếm các hàm Wavelet hợp lý cho từng nút. So với mạng Perceptron đa lớp (MLP), các mạng xuyên tần, mô hình WNN đề xuất hợp nhất một vài biến đổi so với những WNN cổ điển nhằm nâng cao hiệu suất của nó. Một WNN sử dụng các hàm cơ bản Wavelet phi tuyến cho phép tính gần đúng bất kỳ một tín hiệu mong muốn đầu ra  $y(t)$  nào thông qua tổ hợp của một số các hàm Wavelet qua phép co giãn  $a$  và tịnh tiến  $b$  từ một Wavelet mẹ. Giả sử một hệ động lực được mô tả theo (11)

$$y(k+1) = f(u(k), u(k-1) \dots y(k), y(k-1) \dots)$$

Trong đó:  $u(k), u(k-1)$  là các tín hiệu vào của hiện tại, quá khứ...

$y(k+1), y(k), y(k-1)$  là đầu ra ở các thời điểm tương lai, hiện tại và quá khứ. Hệ nhận dạng cho (11) có thể thấy ở Hình 3.



Hình 3. Mô hình nhận dạng hệ động lực cho (11)

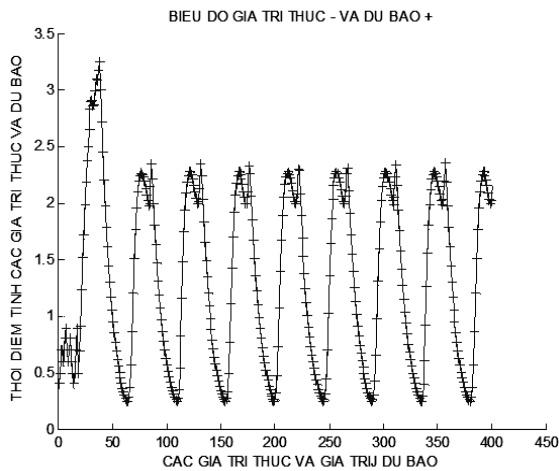
### 3.2. Áp dụng cho một số hệ thống

#### 3.2.1. Hệ thống với chuỗi thời gian Mackey-Glass

Giả sử cho một hệ thống Mackey-Glass sau:

$$\frac{dx(t)}{dt} = \frac{ax(t-\tau)}{1+x^{10}(t-\tau)} - bx(t) \quad (12)$$

Quá trình tạo ra 1000 điểm với điều kiện ban đầu của  $x(0) = 1: 2, t = 17, a = 0.2, b = 0.1$  và chúng ta lấy tập dữ liệu từ  $t = 123$  đến  $t = 1123$ . Lần đầu tiên 500 điểm dữ liệu được sử dụng để huấn luyện và xác nhận, còn lại 500 điểm được dành riêng cho giai đoạn thử nghiệm, chúng ta sử dụng  $x(t), x(t+1), x(t+2), \dots, x(t+9)$  để dự đoán giá trị của  $x(t+10)$ , trong khi ở bước kiểm tra 6 bước, nhiệm vụ là để dự đoán  $x(t+6)$  sử dụng các biến đầu vào  $x(t), x(t-6), x(t-12), x(t-18)$ . Bài toán đã mô phỏng bốn trường hợp sau: (1) thuật toán gradient descent được sử dụng để huấn luyện mô hình WNN với kiến trúc mạng đã đề xuất, thuật toán học lai được sử dụng để huấn luyện mô hình WNN với cùng kiến trúc mạng, thuật toán descent (với momentum) là để đào tạo mô hình WNN với kiến trúc mạng Hình 2. Để loại bỏ các hiệu ứng của các giá trị ban đầu của các tham số cho kết quả cuối cùng, mô hình được huấn luyện cho các giai đoạn và đánh giá sai số RMSE trung bình được tính. Độ lệch tối đa và tối thiểu trong RMSE là 0.0028 và 0.012. Để có kết quả tốt nhất, việc so sánh với thuật toán giảm gradient và kỹ thuật lai mới được trình bày trong cho thấy việc so sánh các kết quả thử nghiệm của các mô hình khác nhau đối với Mackey - Glass. Quá trình đã được thực hiện để hiển thị chuỗi thời gian thực tế, kết quả của mô hình WNN tốt nhất và lỗi dự báo bằng cách sử dụng thuật toán huấn luyện lai ghép cho tập dữ liệu huấn luyện và kiểm tra. Kiểm tra các phương pháp với số lượng khác nhau của các lớp ẩn và so sánh chỉ những kết quả tốt nhất nhận được trong trường hợp WNN được hiển thị. Rõ ràng WNN có độ chính xác cao hơn so với NN thông thường. Trong khi đó, các kết quả mô phỏng chứng minh rằng thuật toán huấn luyện lai mới hiệu quả hơn thuật toán học gradient thông thường. Từ các kết quả mô phỏng ở trên, có thể thấy rằng mô hình WNN đề xuất với kỹ thuật lai mới hoạt động tốt và chính xác. Trên Hình 4 là quá trình mô phỏng các giá trị thực và các giá trị tính toán sử dụng WNN gần như nhau. Đánh giá sai số theo RMSE trung bình là rất thấp.



Hình 4. Sử dụng WNN cho xấp xỉ như bộ dự báo

### 3.2.2. Cho hệ phi tuyến một chiều

$$f_1(x) = \frac{\sin 2\pi x}{e^x} \quad x[0,10] \quad (13)$$

Ví dụ  $f_1(x)$  đã được thử nghiệm cho nhận dạng hệ phi tuyến với mạng WNN. Vị trí và độ dẫn nơ sử dụng cho các chức năng kích hoạt wavelet, một bộ huấn luyện 100 mẫu đã được tạo ra bằng cách đầu vào được lấy thống nhất từ khoảng  $[0, 10]$ .

### Tài liệu tham khảo

- [1]. Zhang Q. G., Benveniste A., Wavelet Networks. *IEEE Trans. Neural Network*, 1992, **3**, pp. 889-898.
- [2]. Moddy J., Darken C. J., Fast learning in network of locally tuned processing units. *Neural Comput.*, 1989, **1**, pp. 281-294.
- [3]. Cao J., Lin X.: Application of the diagonal recurrent wavelet neural network to solar irradiation forecast assisted with fuzzy technique. *Eng. Appl. Artif. Intel.*, 2008, **21**, pp. 1255-1263.
- [4]. Zainuddin Z., Ong P.: Modified wavelet neural network in function approximation and its application in prediction of time-series pollution data. *Appl. Soft Comput.*, 2011, **11**, pp. 4866-4874.
- [5]. Zainuddin Z., Wan Daud W. R., Ong P., Shafie A.: Wavelet Neural Networks Applied to Pulping of Oil Palm Fronds. *Bioresource Technol.*, 2011, **102**, pp. 10978-10986.
- [6]. R. Kamyab Moghadas and S. Gholizadeh, A New Wavelet Back Propagation Neural Networks for Structural Dynamic Analysis. *Engineering Letters*, 16:1, EL\_16\_1\_03.
- [7]. Cheng-Jian Lin, Chun-Cheng Peng, Cheng-Hung Chen and Hsueh-Yi Lin, A Self-Organizing Recurrent Wavelet Neural Network for Nonlinear Dynamic System Identification, *Appl. Math. Inf. Sci.* 9, 2015, No. 1L, 125-132.

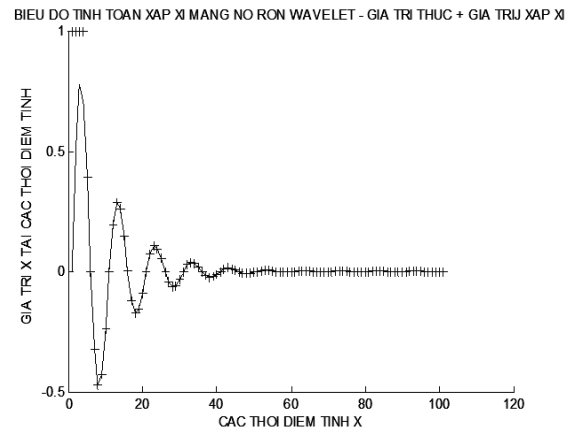
## A WAVELET NEURON NETWORK AND IT'S APPLICATIONS FOR DYNAMIC SYSTEM IDENTIFICATION

### Abstract:

*The paper proposes using WNN for dynamic system identification. By using this method a lot of control systems have been designed and implemented. This is a viable method, using the technique of softcomputing for identification and design of the control system in accordance with the current advanced technology.*

**Keywords:** WNN, Identification, Backpropagation, Wavelet.

Hình 5 trình bày nhận dạng của WNN sử dụng 10 chức năng kích hoạt wavelet và có thể thấy WNN có khả năng thực hiện một phép nhận dạng hoàn hảo trên



Hình 5. Sử dụng WNN cho nhận dạng hệ (13)

### 4. Kết luận

Bài báo đã trình bày phương pháp nhận dạng các hệ động lực học sử dụng mạng nơ ron WNN. Các kết quả mô phỏng cho thấy sử dụng mạng WNN cho nhận dạng trong thiết kế các hệ thống điều khiển thích nghi, dự báo.. là rất phù hợp và khả thi.