

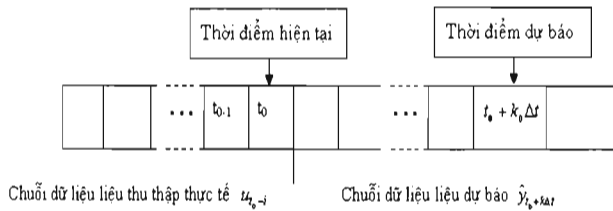
# TSPA, một thuật toán dự báo theo chuỗi thời gian dựa trên hệ thống suy diễn Neuro-Fuzzy thích nghi

(\*) NGUYỄN SỸ DŨNG - (\*\*) NGÔ KIỀU NHI

Bài báo này trình bày nội dung thuật toán TSPA (Time-Series Prediction Algorithm) về dự báo các thông số động theo chuỗi thời gian, được chúng tôi xây dựng dựa trên cơ sở ứng dụng một hệ thống suy diễn Neuro-Fuzzy thích. Nhiều thí nghiệm trên một khung dạng dầm dao động cưỡng bức đã được thực hiện nhằm phân tích hiệu quả của thuật toán được đề xuất.

## 1. Đặt vấn đề

Dự báo là bài toán dựa vào số liệu ở quá khứ và hiện tại của một hoặc một nhóm đại lượng để dự đoán giá trị các đại lượng tương ứng, hoặc các đại lượng khác, trong tương lai (hình 1). Đây là vấn đề quan trọng và cần thiết trong nhiều lĩnh vực khác nhau. Đối với cơ hệ, kết quả dự báo được sử dụng để xây dựng kế hoạch sử dụng, bảo trì bảo dưỡng, sửa chữa, hoặc ngưng khai thác cơ hệ, nghĩa là liên quan trực tiếp tới công tác quản trị cơ hệ.



Hình 1: Mô tả chuỗi dữ liệu tuần tự theo thời gian

Có nhiều hướng giải bài toán dự báo. Đối với cơ hệ, mối liên hệ động lực giữa các đại lượng là mối liên hệ phi tuyến, nhiều chiều và chịu ảnh hưởng của nhiều yếu tố ngẫu nhiên liên quan tới môi trường và điều kiện sử dụng...Hiện nay, mạng ANN đang được ứng dụng ngày càng nhiều nhằm tìm lời giải cho bài toán dự báo. Ưu điểm cơ bản của phương pháp này là có thể bao quát không gian trạng thái nhiều chiều, phi tuyến của hệ ở những cấp độ khác nhau thông qua ma trận trọng số của mạng và tìm mối liên hệ, mối ràng buộc giữa chúng thông qua lời giải bài toán cực tiểu hàm sai số. Trong [1], ANN được sử dụng để nhận dạng hệ thống theo mô hình black-box và dự báo các thông số tương lai của hệ thông qua các hàm truyền phi tuyến của mạng. Trong [2], tác giả trình bày cơ sở lý thuyết về ứng dụng mạng ANN trong dự báo tuổi thọ của

hệ thống thép trong cầu bê tông dự ứng lực. Trong [14, 15], quan hệ phi tuyến giữa chuỗi các đại lượng khảo sát và các thông số hệ thống với chuỗi các dữ liệu dự báo được phản ánh thông qua mạng neuron song tuyến, và được xác định tối ưu thông qua quá trình huấn luyện mạng dựa trên tập các mẫu dữ liệu input-output thống kê. Tuy nhiên, có thể thấy rằng khó khăn cơ bản của các phương pháp dự báo được xây dựng dựa trên ứng dụng ANN liên quan tới việc phải xác định cấu trúc mạng tối ưu cho một đối tượng cụ thể khi chưa có một phương pháp tường minh. Thường cấu trúc mạng ANN được xác định gần đúng sau nhiều lần thử để lựa chọn ra một đại diện phù hợp nhất. Mô hình kết hợp giữa ANN và FL, mạng Neuro-Fuzzy, là một mô hình phát triển hệ mờ trên nền cấu trúc ANN, có khả năng khắc phục được hạn chế nêu trên. Đây là một mô hình tích hợp các ưu điểm của FL và ANN. Hệ có thể tự động xác định, chỉnh định cấu trúc cũng như tự động xác định thông số mạng thông qua quá trình huấn luyện mạng [6, 7, 10, 12, 13]. Hiện nay phương pháp này đã được nhiều nhà nghiên cứu ứng dụng để nhận dạng đối tượng cũng như dự báo các thông số hệ thống [8, 9, 16].

Trong bài báo này chúng tôi trình bày một ứng dụng của mô hình kết hợp giữa ANN và FL trong công tác dự báo: thuật toán dự báo các thông số động theo chuỗi thời gian, thuật toán TSPA, được xây dựng dựa trên cơ sở ứng dụng hệ thống suy diễn Neuro-Fuzzy thích nghi của [12].

## 2. Thuật toán liên quan

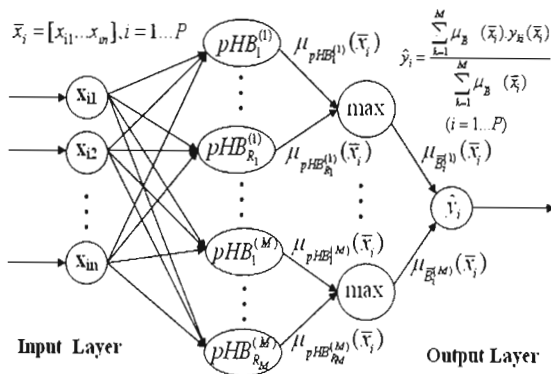
Thuật toán HLM1, được trình bày chi tiết trong [12], được sử dụng để xây dựng thuật toán dự báo ở mục 3. Ưu điểm cơ bản của HLM1 là tốc độ hội tụ cao, phù hợp với bài toán huấn luyện trực tuyến. HLM1 được xây dựng dựa trên hệ

(\*) Trường Đại học Công nghiệp TP. HCM

(\*\*) Trường Đại học Bách khoa TP. HCM

thống suy diễn neuro-fuzzy thích nghi theo mô hình T-S và giải pháp chia bó mờ dạng siêu hộp (hyperbox-shaped clustering), có cấu trúc như trên hình 2. Mạng có ba lớp, lớp vào, lớp ẩn và lớp ra. Trong ứng dụng này, lớp vào dùng để cập nhật các thông số liên quan tới các trạng thái dao động (TTDD) và dữ liệu về đáp ứng động lực của cơ hệ được khảo sát ở thời điểm hiện tại và quá khứ, lớp ra dùng để xác lập các giá trị dự báo của các thông số.

Độ chính xác đáp ứng của mạng neuro-fuzzy liên quan tới cấu trúc lớp ẩn của mạng cũng như phụ thuộc vào quy mô, cách tổ chức và độ chính xác của tập dữ liệu đầu vào. Cấu trúc lớp ẩn được xác lập tự động trong quá trình huấn luyện mạng.



Hình 2: Cấu trúc Neuro-Fuzzy (gọi tắt là NF) được sử dụng trong thuật toán TSPA

### 3. Thuật toán dự báo TSPA

#### 3.1. Xây dựng tập dữ liệu huấn luyện mạng

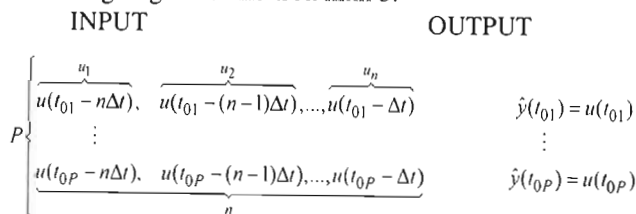
Việc xây dựng tập dữ liệu input-output, sử dụng trong huấn luyện mạng NF ở hình 2, được thực hiện theo hai bước: thu thập dữ liệu và tổ chức tập dữ liệu.

##### 3.1.1. Thu thập và xử lý dữ liệu

Tùy theo đại lượng cần được dự báo và cấu trúc của cơ hệ mà giai đoạn này có những nét khác nhau. Trong phần này trình bày cách thu thập dữ liệu cho bài toán dự báo biên độ dao động: kích thích cho cơ hệ dao động ở nhiều TTDD khác nhau, thực hiện việc đo biên độ dao động tại các nút được khảo sát tại những thời điểm rời rạc, cách đều, ứng với từng TTDD, và cuối cùng là tiến hành lọc nhiễu tập số liệu đo.

##### 3.1.2. Tổ chức tập dữ liệu

Có thể tổ chức tập dữ liệu input-output theo nhiều phương pháp khác nhau, ở đây trình bày hai phương pháp: phương pháp rải đều liên tục và phương pháp rải đều có bước nhảy. Cả hai phương pháp đều cho các tập dữ liệu có cấu trúc giống nhau như trên hình 3:



Hình 3: Cấu trúc tập dữ liệu input-output của mạng NF

trong đó,  $P$  là số mẫu dữ liệu;  $n$  là số phần tử ở không gian vào ứng với một mẫu, hay còn được gọi là số chiều của không gian dữ liệu vào,  $\mathfrak{R}^n$ . Sự khác nhau giữa hai phương pháp liên quan tới  $t_{0i}$ :

- Nếu  $t_{0i} - t_{0(i-1)} = \Delta t, i = 2 \dots P$ : phương pháp rải đều liên tục;
- Nếu  $t_{0i} - t_{0(i-1)} = k \Delta t, k \in \mathbb{N} \setminus \{0, 1\}, i = 2 \dots P$ : phương pháp rải đều có bước nhảy ( $k$ ).

### 3.2. Đánh giá tính chính xác của kết quả dự báo

Sử dụng tập dữ liệu kiểm tra  $T^{est}$  có  $Q$  mẫu dữ liệu cho mạng NF đã được huấn luyện để xác định các giá trị dự báo  $\hat{y}_i, i = 1 \dots Q$  tương ứng với các tín hiệu khảo sát  $y_i, i = 1 \dots Q$  của  $T^{est}$ . Có thể sử dụng các chỉ tiêu sau để đánh giá độ chính xác dự báo:

- Sai số bình phương trung bình (Mean-Squared Error, MSE) 
$$MSE = \frac{1}{Q} \sum_{i=1}^Q (y_i - \hat{y}_i)^2$$
;
- Sai số tuyệt đối trung bình (Mean Absolute Error, MAE) 
$$MAE = \frac{1}{Q} \sum_{i=1}^Q |y_i - \hat{y}_i|$$
;
- Sai số phần trăm trung bình (Mean Percent Error, MPE) 
$$MPE = \frac{1}{Q} \sum_{i=1}^Q \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| 100 \quad (\%)$$
.

### 3.3. Thuật toán dự báo TSPA

Xét tham số thứ  $h$  trong các tham số cần dự báo giá trị tại một thời điểm trong tương lai:

- Chọn bước thời gian  $\Delta t$ , số chiều của không gian tín hiệu vào  $n$  và số lượng tập mẫu  $P$ .

- Tính số bước lặp cần thực hiện (Hình 1);

- Khởi tạo  $j = 1$ ;

Bước 1: Thu thập và xử lý dữ liệu (mục 3.1.1)

Bước 2: Tổ chức tập dữ liệu (mục 3.1.2):

- Xây dựng tập  $T_h^{im}$  có  $P$  phần tử dùng để huấn luyện mạng NF $_h$  (Hình 2);

- Xây dựng tập  $T^{est}$  có  $Q$  phần tử dùng để kiểm tra.

Bước 3: Xác định các giá trị của đại lượng được dự báo. Thực hiện vòng lặp sau:

B3.1. Huấn luyện và xác định tín hiệu ra của mạng NF $_h$ :

- + Sử dụng  $T_h^{im}$ , gọi thuật toán HLM1;

- + Xác định tín hiệu ra  $\hat{y}(t_0 + j \Delta t)$  của mạng NF $_h$  ở bước thứ  $j$ .

B3.2. Tổ chức lại tập  $T_h^{im}$ :

- + Xác lập một mẫu dữ liệu mới cho  $T_h^{im}$  sao cho  $u_n = \hat{y}(t_0 + j \Delta t) \in INPUT$  (hình 3);

- $P = P + j; j = j + 1;$

- + Nếu  $j \leq k_0$ : quay lại B3.1;

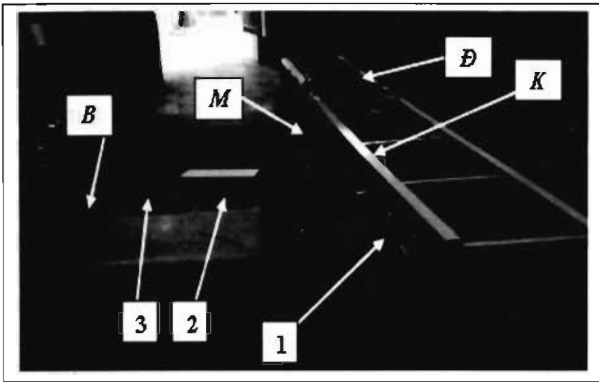
- + Nếu  $j > k_0$ : qua Bước 4.

Bước 4: Đánh giá độ chính xác của kết quả dự báo (mục 3.2)

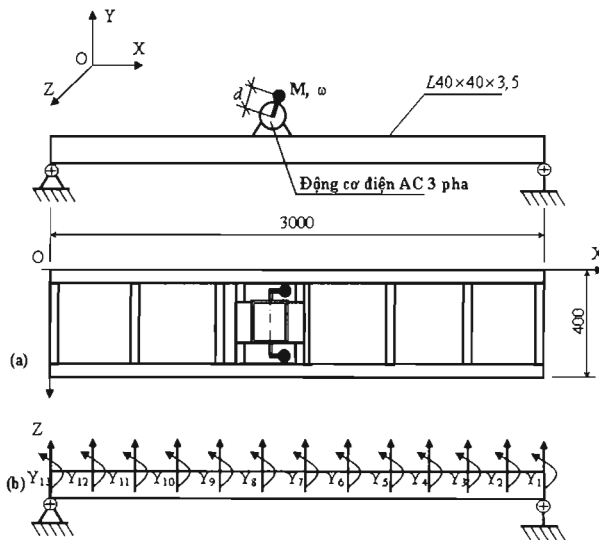
- Nếu độ chính xác chưa phù hợp: thực hiện một hoặc kết hợp các giải pháp sau:

- + Tăng độ mịn của bước thời gian, nghĩa là giảm  $\Delta t$ ;

- + Tăng số mẫu dữ liệu huấn luyện mạng P;
- + Tăng không gian dữ liệu vào, nghĩa là tăng n, sau đó quay lại Bước 1 hoặc Bước 2.
- Nếu độ chính xác phù hợp: kết thúc.



Hình 4: Ảnh chụp các thiết bị được sử dụng trong thí nghiệm  
Vị trí hư ban đầu, mức độ 11,36%



Hình 5: Mô hình thí nghiệm  
(a) Sơ đồ kết cấu của khung kim loại; (b) Các điểm nút của các phần tử và vị trí đo Y5, Y6, Y7, Y8

## 4. Thí nghiệm

### 4.1. Mô tả

Động cơ điện xoay chiều ba pha Đ mang khối lượng lệch tâm M có thể được gá lắp tại nhiều vị trí khác nhau trên khung sắt K như trên hình 4 và 5. Sử dụng bộ biến tần B để thay đổi tốc độ quay  $n_0$  của động cơ. Khối lượng M, độ lệch tâm d, tốc độ quay  $n_0$ , tọa độ lắp đặt động cơ (X,Z) là những đại lượng có thể điều chỉnh. Do đó, động cơ quay sẽ tạo nên dao động cưỡng bức trên khung với những TTĐĐ khác nhau. Sử dụng bộ đo chuyển vị LAM\_BRIDGE của Phòng thí nghiệm Cơ học ứng dụng, trường Đại học Bách khoa thành phố HCM (gồm các cảm biến chuyển vị 1, card xuất-nhập 2 và Driver được cài đặt vào máy tính 3) để đo chuyển vị và biên độ dao động của khung tại các điểm nút ứng với từng TTĐĐ.

Bảng 1: Số liệu dự báo biên độ dao động của TSPA khi n=3

TT	Vị trí	Tần số (Hz)	Thời điểm dự báo (phút)								
			10			20			30		
			Khảo sát $Y_i$ (mm)	Dự báo $\hat{Y}_i$ (mm)	Sai số MPE (%)	Khảo sát $Y_i$ (mm)	Dự báo $\hat{Y}_i$ (mm)	Sai số MPE (%)	Khảo sát $Y_i$ (mm)	Dự báo $\hat{Y}_i$ (mm)	Sai số MPE (%)
1	Y5	1,1	3,635	3,867	6,30	3,665	3,634	0,84	3,665	3,896	6,3
2	Y8	1,4	3,225	3,348	3,82	3,225	3,383	4,89	3,25	3,387	4,22
3	Y7	1,1	3,055	3,121	3,50	3,080	3,003	4,16	3,085	3,141	3,04
4		1,2	3,275	3,343		3,270	3,358		3,355	3,386	
5		1,3	3,535	3,711		3,640	3,794		3,610	3,771	
6		1,4	4,080	4,230		4,050	4,310		4,075	4,338	
7		1,5	4,790	4,425		4,795	4,436		4,805	4,778	
8		1,6	5,330	5,325		5,270	5,511		5,375	4,908	
9		1,7	6,140	6,160		6,055	6,121		6,005	6,171	
10		1,8	6,280	6,207		6,280	6,420		6,275	6,237	
11		1,9	6,665	6,321		6,675	6,374		6,665	6,332	
12		2,0	6,945	6,453		6,875	6,468		6,950	6,958	

### 4.2. Nội dung thực hiện

Làm suy giảm EJ tại A ở mức 11,36% (Hình 5). Motor M được đặt tại Y5. Giữ nguyên độ lệch tâm trong suốt cả quá trình thí nghiệm. Thay đổi 10 giá trị của tần số kích thích: 1,1Hz, 1,2Hz,...,2,0Hz. Cho M quay liên tục trong 500 phút. Trong quá trình này mức độ hư hỏng tại A sẽ tăng dần theo thời gian. Thực hiện đo chuyển vị và biên độ dao động tại bốn điểm Y5, Y6, Y7, Y8 đồng thời sau từng bước thời gian. Chúng tôi nhận được 500 giá trị biên độ dao động ứng với mỗi vị trí  $Y_i$  ( $i=1...4$ ) sau những khoảng thời gian cách đều, ứng với các tần số dao động khác nhau. Sử dụng tập dữ liệu này cho thuật toán TSPA để dự báo chuyển vị tại Y5, Y6, Y7, Y8 trong hai trường hợp  $n=3$  và  $n=4$ .

Đánh giá hiệu quả của TSPA bằng cách:

- So sánh số liệu  $Y_i$  dự báo với số liệu  $Y_i$  ( $i=1...4$ ) đo;
- So sánh kết quả dự báo của TSPA với kết quả dự báo của thuật toán DENFIS (8)

Bảng 2: Số liệu dự báo biên độ dao động khi n=4 của TSPA và của DENFIS (8)

Vị trí	Tần số (Hz)	Số luật mờ M	Thời điểm dự báo (phút)											
			20						40					
			Khảo sát $Y_i$ (mm)	Dự báo $\hat{Y}_i$ (mm)	Sai số MPE (%)	Khảo sát $Y_i$ (mm)	Dự báo $\hat{Y}_i$ (mm)	Sai số MPE (%)	Khảo sát $Y_i$ (mm)	Dự báo $\hat{Y}_i$ (mm)	Sai số MPE (%)	Khảo sát $Y_i$ (mm)	Dự báo $\hat{Y}_i$ (mm)	Sai số MPE (%)
Y5	1,1	11	3,799	3,842	3,851	1,22	3,17	3,803	3,843	3,785	0,85	1,51		
Y8	1,4	6	3,225	3,273	3,277	1,49	1,41	3,349	3,299	3,285	2,01	1,10		
Y7	1,1	7	3,055	3,998	3,129	1,87	2,42	3,814	2,732	3,745	3,94	3,45		
	1,2	7	3,144	3,033	3,083	3,90	1,87	3,276	3,315	3,354	1,38	2,57		
	1,3	9	3,585	3,769	3,747	1,09	1,12	3,732	3,733	3,798	1,68	1,77		
	1,4	9	4,040	4,089	4,111	1,21	0,16	4,050	4,149	4,124	3,46	1,80		
	1,5	6	4,612	4,562	4,735	1,97	2,15	4,344	4,262	4,276	1,90	1,57		
	1,6	6	5,430	5,290	5,248	2,98	2,35	5,270	5,138	5,186	3,50	1,50		
	1,7	5	5,700	5,625	5,784	0,14	0,17	6,055	6,031	6,177	0,89	2,02		
	1,8	15	4,770	4,699	3,980	2,25	4,90	4,750	5,685	3,691	1,75	1,57		
	1,9	4	6,470	6,338	6,342	4,73	2,44	6,675	6,806	6,839	3,92	2,76		
	2,0	8	6,451	6,300	6,345	3,89	1,68	6,875	7,012	7,025	1,99	2,18		
			MPE(TSPA)=1,17% < MPE(DENFIS)=2,22%						MPE(TSPA)=1,89% < MPE(DENFIS)=2,03%					

4. 3. Các kết quả

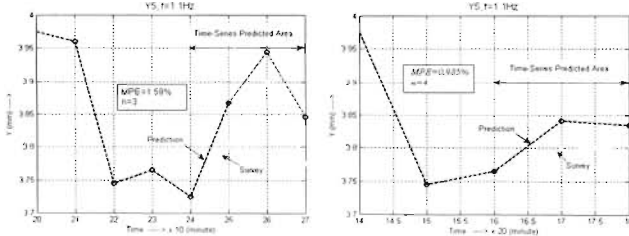
Số liệu đo và tính toán được thể hiện trong các bảng 1, 2 và các hình 6, 7, 8.

Bảng 1 thể hiện số liệu đo biên độ dao động (cột Khảo sát  $Y_i$ ), số liệu dự báo tương ứng khi sử dụng thuật toán TSPA (cột Dự báo  $\hat{Y}_i$ ) ở ba thời điểm 10, 20, 30 phút khi cấu trúc tập dữ liệu huấn luyện mạng NF có  $n=3$ , và sai số phần trăm trung bình MPE trong từng trường hợp.

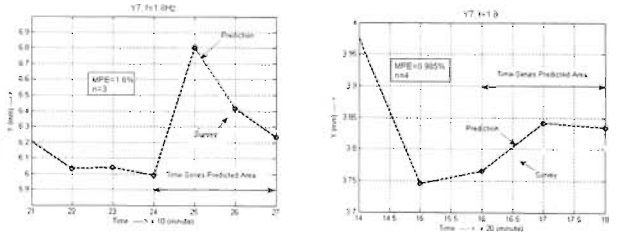
Ở Bảng 2, các cột  $Y_i$ ,  $\hat{Y}_i$  và MPE cũng có nội dung tương tự nhưng thời điểm dự báo là 20 và 40 phút, và cấu trúc tập dữ liệu huấn luyện mạng NF có  $n=4$ . Đồng thời trên bảng 2 còn thể hiện kết quả so sánh giữa TSPA và DENFIS – được trình bày chi tiết trong [8].

Các Hình 6, 7, 8 biểu diễn trực quan sự biến thiên của biên độ dao động tại  $Y_5$ ,  $Y_7$ ,  $Y_8$  theo thời gian ở một số tần số dao động khác nhau, biểu diễn mức độ sai lệch giữa số liệu dự báo và số liệu đo ứng với từng thời điểm dự báo riêng biệt, đồng thời cho biết sai số dự báo trong từng trường hợp.

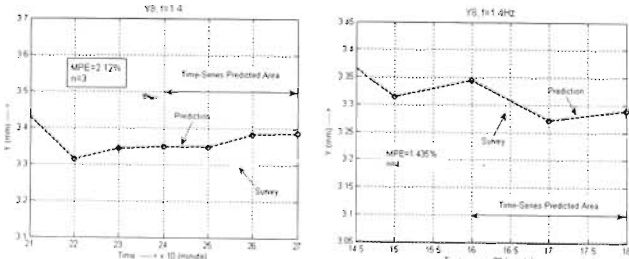
Các số liệu trên các bảng 1 và 2 cũng như trên các hình 6, 7, 8, một mặt phản ánh hiệu quả của thuật toán TSPA trong dự báo, mặt khác còn cho thấy sai số dự báo về biên độ dao động tại một điểm, cùng một thời điểm, ở cùng một TTĐĐ của thuật toán TSPA phụ thuộc khá nhiều vào cấu trúc tập dữ liệu huấn luyện mạng NF, nghĩa là phụ thuộc vào  $n$ . Các kết quả trên cho thấy sai số phần trăm trung bình MPE( $n=4$ ) nhỏ hơn MPE( $n=3$ ).



Hình 6: Dự báo biên độ dao động tại nút  $Y_5$  khi khung dao động với tần số 1,1Hz trong hai trường hợp:  $n=3$  và  $n=4$



Hình 7: Dự báo biên độ dao động tại nút  $Y_7$  khi khung dao động với tần số 1,8Hz trong hai trường hợp:  $n=3$  và  $n=4$



Hình 8: Dự báo biên độ dao động tại nút  $Y_8$  khi khung dao động với tần số 1,4Hz trong hai trường hợp:  $n=3$  và  $n=4$

5. Kết luận

Dự báo là vấn đề quan trọng và cần thiết trong nhiều lĩnh vực khác nhau. Trong kỹ thuật, kết quả dự báo là cơ sở để chúng ta chủ động trong khai thác thiết bị: chủ động trong sử dụng, bảo trì bảo dưỡng, sửa chữa, hoặc ngưng khai thác hệ thống.

Trong bài báo này chúng tôi đề xuất một thuật toán về dự báo các thông số động theo chuỗi thời gian, thuật toán TSPA, được xây dựng dựa trên việc ứng dụng hệ thống suy diễn Neuro-Fuzzy thích nghi. Đặc điểm của TSPA là đơn giản trong sử dụng vì thuật toán làm việc theo cơ chế black-box. Thuật toán hoàn toàn phù hợp trong việc dự báo các thông số phi tuyến, nhiều ràng buộc và cho độ chính xác động. Nghĩa là quy mô, cách tổ chức và độ chính xác của tập dữ liệu sẽ quyết định độ chính xác dự báo. Kết quả kiểm chứng cho thấy với  $n=4$ , độ chính xác dự báo cao hơn rất nhiều so với trường hợp  $n=3$ . Thuật toán có thể được sử dụng tốt cho các bài toán dự báo online và offline. Để gia tăng độ chính xác trong dự báo offline ta cần tăng số số mẫu huấn luyện mạng Neuro-Fuzzy, tăng chiều của không gian dữ liệu vào và tăng độ mịn của bước thời gian. Trong bài toán dự báo online ta cần tác động theo chiều hướng ngược lại. □

Tài liệu tham khảo:

- [1] A. S. Lapades and R. Faber, Nonlinear Signal Processing Using Neuron Networks: Prediction and System Modeling, Los Alamos National Laboratory, Los Alamos, NM, vol. 87545, Tech. Rep. LA-UR-87-2662, 1987.
- [2] G. Morcou, Prediction of Onset of Corrosion in Concrete Bridge Decks Using Neural Networks and Case-Based Reasoning, Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering 20 (2005) 108–117.
- [3] Hung, S. L. & Jan, J. C., Machine learning in engineering analysis and design: An integrated fuzzy neural network learning model, Computer-Aided Civil and Infrastructure Eng., 14 (3), 207–19, 1999.
- [4] Hui Li, Jinping Ou, Xuefeng Zhao, Wensong Zhou, Hongwei Li & Zhi Zhou, Structural Health Monitoring System for the Shandong Binzhou Yellow River Highway Bridge, Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering 21, pp. 306–317, 2006.
- [5] Hongpo Xu & Jagmohan Humar, Damage Detection in a Gider Bridge by Artificial Neural networks Technique, Computer Aided Civil and Infrastructure Eng. 21, pp. 450–464, 2006.
- [6] J. S. Kim and N. Kasabov, HyFIS: Adaptive neuro-fuzzy systems and their application to nonlinear dynamical systems, Neural Networks, vol. 12, no. 9, pp. 1301–1321, 1999.
- [7] Massimo Panella, Antonio Stanislao Gallo, An Input – Output Clustering Approach to the Synthesis of ANFIS Networks, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, vol. 13, no. 1, February 2005.
- [8] N. K. Kasabov, Q. S. DENFIS: Dynamic Evolving Neural-Fuzzy Inference System and Its Application for Time-Series Prediction, IEEE Tran. on Fuzzy Systems, vol. 10, no. 2, April 2002.
- [9] Nguyễn Sỹ Dũng, Lê Minh Cảnh, và Ngô Kiều Nhi, Nhận dạng khuyết tật của cầu mô hình bằng phương pháp năng lượng và mạng neuro-fuzzy, Tạp chí Phát triển Khoa học và Công nghệ, tập 2, trang 5-17, 2008.
- [10] Nguyễn Sỹ Dũng, Ngô Kiều Nhi, Tổng hợp hệ thống suy diễn neuro-fuzzy thích nghi (ANFIS) từ tập dữ liệu số, Tạp chí Tin học và Điều khiển học, T. 24, S. 2-2008.
- [11] Nguyễn Sỹ Dũng, Ngô Kiều Nhi, Xây dựng hệ thống suy diễn Neuro-Fuzzy trên cơ sở xác lập các tập mờ tối ưu ở không gian vào, Tạp chí Phát triển Khoa học và Công nghệ, tập 11, trang 5-20, số 5-2008.
- [12] Sy Dzung Nguyen and Kieu Nhi Ngo, An Adaptive Input Data Space Parting Solution to the Synthesis of Neuro-Fuzzy Models, International Journal of Control, Automation, and Systems (IJCAS), vol. 6, no. 6, pp. 928-938, December 2008.
- [13] Sayed, T. & Razavi, A., Comparison of neural and conventional approaches to mode choice analysis, Journal of Computing in Civil Engineering, ASCE, 14 (1), 23–30, 2000.
- [14] T. T. H. Oanh, T. H. Linh, Đ. S. T. Châu, N. K. Tài, Ứng dụng mạng neuron song tuyến trong bài toán dự báo phụ tải, Tạp chí Phát triển Khoa học và Công nghệ, tập 10, số 4-2007. 15-26.
- [15] T. T. H. Oanh, T. H. Linh, Đ. S. T. Châu, N. K. Tài, Ứng dụng mạng neuron song tuyến trong bài toán dự báo phụ tải, Phần 2, Tạp chí Phát triển Khoa học và Công nghệ, tập 10, số 11-2007. 57-73.
- [16] Xiaomo Jiang & Hoojat Adeli, Dynamic Wavelet Neural Network for Nonlinear Identification of Highrise Buildings, Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering 20 (2005) 316–330.