

## NHẬN DẠNG KHUYẾT TẬT CỦA CẦU MÔ HÌNH BẰNG PHƯƠNG PHÁP NĂNG LƯỢNG VÀ MẠNG NEURO-FUZZY

Nguyễn Sỹ Dũng<sup>(1)</sup>, Lê Minh Cảnh<sup>(2)</sup>, Ngô Kiều Nhi<sup>(3)</sup>

(1) Trường Đại học Công nghiệp Tp.HCM

(2) Trường Cao đẳng Điện lực Tp.HCM

(3) Trường Đại học Bách khoa, ĐHQG-HCM

(Bài nhận ngày 30 tháng 04 năm 2007, hoàn chỉnh sửa chữa ngày 15 tháng 01 năm 2008)

**TÓM TẮT:** Bài báo trình bày một phương pháp nhận dạng khuyết tật của cầu mô hình dựa vào đặc điểm phân bố độ võng của dầm cầu khi dao động và ứng dụng mạng neuro-fuzzy. Phương pháp được thực hiện theo hai bước. Bước thứ nhất, xác định vị trí hư hỏng dựa trên tập các hệ số hư hỏng được xác lập cho từng phần tử, được phát triển từ [7]. Bước thứ hai, xác định mức độ hư hỏng tại các vị trí đã được xác định ở bước thứ nhất trên cơ sở ứng dụng hệ thống suy diễn neuro-fuzzy ANFIS của [1]. Rất nhiều thí nghiệm số đã được thực hiện cho cả hai nội dung trên bằng cách làm suy giảm độ cứng chống biến dạng của cầu mô hình với những mức độ khác nhau, tại những vị trí khác nhau - một hoặc một số vị trí đồng thời - sau đó xác lập các trạng thái dao động với những tần số dao động khác nhau để đánh giá khả năng xác định vị trí hư hỏng và dự báo mức độ hư hỏng của phương pháp được đề xuất. Kết quả thí nghiệm cho thấy chất lượng của việc xác định vị trí hư hỏng và đánh giá mức độ hư hỏng của phương pháp này không phụ thuộc nhiều vào tần số kích thích và tần số riêng của cầu; hơn nữa phương pháp vẫn đảm bảo độ tin cậy khi số liệu đo có sai số không lớn.

### 1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Khuyết tật (hay hư hỏng) có thể được hiểu hoặc là các vết nứt, hoặc là độ suy giảm độ cứng chống biến dạng. Trong bài báo này khuyết tật được hiểu theo nghĩa thứ hai nêu trên. Khi độ cứng của cơ hệ thay đổi thì ứng xử của hệ cũng sẽ thay đổi theo. Ở đây, đặc điểm ứng xử điển hình được sử dụng là dao động của hệ.

Một số nhóm phương pháp thường được sử dụng trong nhận dạng và dự báo khuyết tật của cơ hệ nói chung và của các hệ thống cầu nói riêng như sau: nhóm phương pháp dựa vào dao động, VBDI, nhóm phương pháp kết hợp giữa VBDI và kỹ thuật mạng neuron nhân tạo - gọi tắt là nhóm phương pháp ANN, nhóm phương pháp kết hợp giữa VBDI và logic mờ - gọi tắt là nhóm phương pháp Fuzzy, và nhóm phương pháp kết hợp giữa VBDI, kỹ thuật mạng neuron và logic mờ fuzzy, gọi tắt là nhóm phương pháp Neuro-Fuzzy.

Phương pháp VBDI phát triển dựa trên đặc điểm: khuyết tật xuất hiện trong cơ hệ sẽ làm giảm độ cứng của cấu trúc, giảm tần số dao động tự nhiên của hệ thống; làm thay đổi mode dao động ... [3][4][5][6]. Mặc dù phương pháp này có nhiều ưu điểm trong khảo sát mô hình, tuy nhiên khi ứng dụng vào thực tiễn thường gặp một số hạn chế. Với mức độ hư hỏng không cao, các đại lượng vật lý như tần số riêng hoặc các mode dao động rất dễ xác định trên mô hình lại rất khó xác định trên cấu trúc thực bằng phương pháp đo đạc bởi sai số vượt quá giới hạn cần đo.

Hiện nay, mạng ANN đang được ứng dụng ngày càng nhiều trong việc đánh giá hư hỏng công trình. Có rất nhiều nghiên cứu liên quan tới nhận dạng khuyết tật (vị trí và độ lớn) và dự báo khả năng làm việc của công trình nói chung và hệ thống cầu nói riêng đã phát triển theo

hướng ứng dụng mạng ANN theo những cách khác nhau [7][8][9][10][11][12][13][15]. Đặc điểm chung của các nghiên cứu này là giải quyết bài toán nhận dạng đối tượng theo mô hình *black-box* thông qua mạng neuron. Ưu điểm cơ bản của phương pháp này là đặc tính động lực học của kết cấu được xác định gián tiếp qua ma trận trong số mạng, được xác định tối ưu bằng quá trình huấn luyện mạng dựa trên tập các mẫu dữ liệu thực nghiệm input-output. Tuy nhiên, khó khăn cơ bản của phương pháp này là khó có thể xác định được một cấu trúc mạng tối ưu cho một đối tượng cụ thể. Điều này làm giảm độ chính xác trong dự báo. Thường phải sử dụng phương pháp thử, nghĩa là phải thay đổi cấu trúc mạng nhiều lần để chọn ra một đại diện phù hợp nhất.

Mạng neuro-fuzzy là một mô hình tích hợp những ưu điểm của mô hình fuzzy và kỹ thuật mạng neuron, do đó mô hình có khả năng thích nghi tốt, có tốc độ hội tụ và độ chính xác cao. Hiện phương pháp này đã được nhiều nhà nghiên cứu ứng dụng để nhận dạng khuyết tật của công trình [16][17][18]. Việc xây dựng mô hình neuro-fuzzy được thực hiện qua hai bước chính: *nhận dạng cấu trúc* và *nhận dạng thông số*. Khi nhận dạng cấu trúc, các luật mờ được xác lập dựa trên tập dữ liệu input-output TrS (Training Set) nhận được trong khảo sát mô hình hoặc bằng quá trình đo trên các đối tượng thực. Tiếp theo, nhằm gia tăng độ chính xác của mô hình, các luật mờ được điều chỉnh và cập nhật thông qua quá trình huấn luyện mạng neuron trong giai đoạn nhận dạng thông số.

Gần đây, một nghiên cứu về kiểm tra hư hỏng của cầu mô hình dựa trên phương pháp năng lượng và kỹ thuật mạng ANN được trình bày trong [7]. Phương pháp này có nhiều ưu điểm.

Thứ nhất, độ chính xác về xác định vị trí hư hỏng của cầu mô hình khá cao, ngay cả khi dữ liệu đo đạc có sai số.

Thứ hai, các đại lượng vật lý được sử dụng trong thuật toán có thể được đo đạc với độ tin cậy cho phép trên cầu thực, và do đó mở ra một khả năng ứng dụng khả thi trên cầu thực.

Thứ ba, phương pháp này đã khai thác ưu điểm cơ bản của mạng ANN trong bài toán nhận dạng đối tượng dạng *black-box*. Tuy nhiên, bằng nhiều thí nghiệm kiểm chứng trên cầu mô hình với những tần số dao động khác nhau chúng tôi nhận thấy rằng phương pháp được trình bày trong [7] chỉ chính xác khi tần số dao động xa tần số riêng của cơ hệ. Độ chính xác bị suy giảm rõ rệt và kết quả không còn đúng nữa khi tần số dao động có giá trị tiệm cận tới giá trị các tần số riêng của cơ hệ. Ngoài ra, theo phương pháp này khó có thể xác định được một cấu trúc mạng ANN tối ưu cho một đối tượng cầu cụ thể. Thực tế, phải thay đổi cấu trúc mạng nhiều lần để chọn ra một đại diện phù hợp nhất cho một mô hình cầu. Tất cả những hạn chế nêu trên đã làm giảm hiệu quả, độ tin cậy và khả năng ứng dụng cho cầu thực của phương pháp được trình bày trong [7].

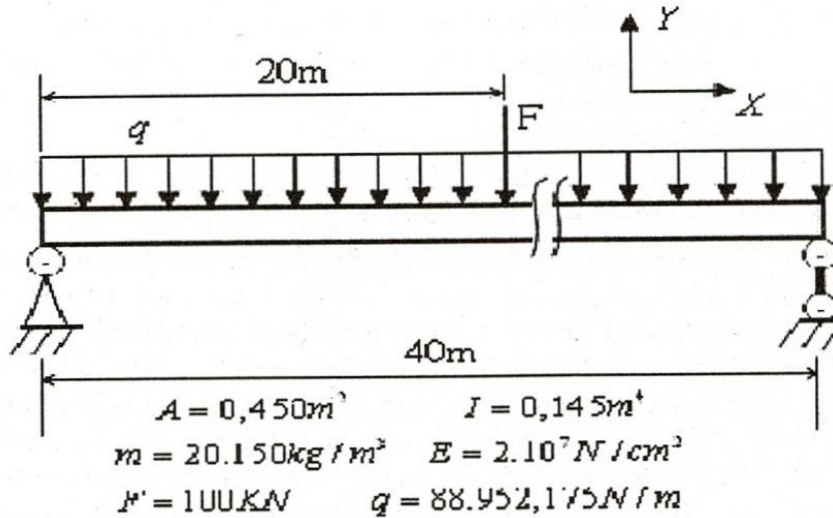
Trong bài báo này chúng tôi trình bày một phương pháp xác định khuyết tật của cầu mô hình, gồm hai nội dung: xác định vị trí hư hỏng và xác định mức độ hư hỏng. Mục tiêu đặt ra là gia tăng độ tin cậy của bài toán xác định vị trí hư hỏng và dự báo mức độ hư hỏng của cầu mô hình, đồng thời gia tăng khả năng ứng dụng của thuật toán cho cầu thực. Giải pháp được đưa ra là ứng dụng và phát triển *phương pháp năng lượng* được trình bày trong [7] ở hai điểm. Trước hết, để khắc phục hạn chế của [7] khi cơ hệ dao động trong vùng lân cận với các tần số riêng của hệ chúng tôi đề xuất giải pháp sử dụng hệ số hư hỏng trung bình (được trình bày trong mục II.2.2). Việc này là hữu ích khi ứng dụng thuật toán này cho cầu thực vì trong trường hợp cầu thực chúng ta khó có thể xác định được chính xác các tần số riêng của cơ hệ để thực hiện đo đạc lấy số liệu ở vùng tần số xa các giá trị này. Đối với bài toán dự báo, để khắc phục hạn chế của [7] khi sử dụng mạng ANN như đã nêu trên, trong nghiên cứu này chúng tôi ứng dụng phương pháp suy diễn fuzzy-neuron được trình bày trong [1], là phương pháp có

nhiều ưu điểm, đặc biệt là độ chính xác của phép xấp xỉ cao nhờ khả năng tự xác định và chỉnh định cấu trúc mạng cũng như các thông số mạng một cách tối ưu thông qua quá trình huấn luyện mạng.

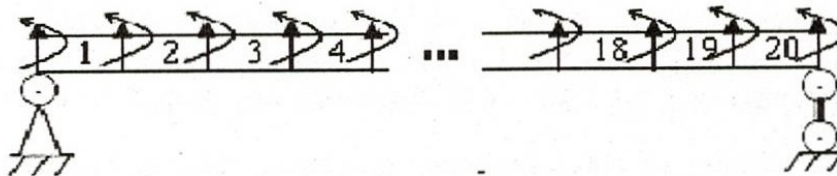
Bố cục của bài báo gồm các mục chính như sau. Mục I trình bày tổng quan về các phương pháp kiểm tra khuyết tật cầu; giới thiệu đối tượng nghiên cứu và phương pháp tiếp cận. Mục II giới thiệu mô hình cầu được sử dụng trong các thí nghiệm kiểm chứng, trình bày cơ sở lý thuyết của phương pháp tiếp cận và trình bày một đề xuất mới về cách xác định khuyết tật của cầu mô hình. Trong mục III, nhiều thí nghiệm số trên cầu mô hình được đưa ra để đánh giá hiệu quả của phương pháp được đề xuất. Mục IV trình bày những kết luận khái quát về hiệu quả của phương pháp cũng như khả năng ứng dụng phương pháp này trong việc xác định vị trí hư hỏng và mức độ hư hỏng trên cầu thực.

## 2. CƠ SỞ LÝ THUYẾT CỦA PHƯƠNG PHÁP

### 2.1. Xây dựng mô hình



Hình 1. Mô hình cầu



Hình 2. Xây dựng các phần tử theo phương pháp phần tử hữu hạn

Thông thường cầu đường bộ gồm nhiều nhịp, mỗi nhịp được gối lên hai gối ở hai đầu. Sơ đồ lực được sử dụng làm ví dụ trong bài báo này như trên hình 1. Trạng thái chịu lực được khảo sát là uốn ngang phẳng.

Cầu mô hình được chia thành  $n=20$  phần tử với các biến nút là các độ võng và góc xoay được biểu diễn trên hình 2.

## 2.2. Xác định vị trí hư hỏng

### 2.2.1 Dựa vào hệ số hư hỏng

Nguyên tắc của phương pháp năng lượng được trình bày trong [7] là cầu được phân chia thành nhiều phần tử nhỏ dạng dầm (hình 2). Cho hệ dao động ở những tần số khác nhau (gọi là các trạng thái dao động -TTĐĐ), xác định chuyển vị nút  $Y_j, j = 1...n$ , của từng phần tử tại những thời điểm khác nhau trước và sau khi có khuyết tật để tính các hệ số hư hỏng của từng phần tử. Vị trí và mức độ hư hỏng của hệ được xác định dựa vào tập các hệ số hư hỏng nói trên.

Hệ số hư hỏng của phần tử thứ  $i$  ở TTĐĐ thứ  $j$  được tính:

$$x_i = \frac{\sum_{j=1}^{NM} f_{ji}^d}{\sum_{j=1}^{NM} f_{ji}} \quad (1)$$

trong đó chỉ số  $d$  biểu thị cấu trúc có khuyết tật, không có chỉ số  $d$  thể hiện cấu trúc không có khuyết tật.  $NM$  là số mode được khảo sát.

$$f_{ji} = \frac{\int_a^b [Y_j''(X)]^2 dX}{\int_0^L EI(X)[Y_j''(X)]^2 dX} \quad (2)$$

$f_{ji}^d$  cũng được tính theo (2). Ở đây,  $E$  là modun đàn hồi của vật liệu;  $I$  là moment quán tính tiết diện ngang của dầm. Tích phân cận  $a, b$  ứng với phần tử thứ  $j$  có độ dài bằng  $(b-a)$ . Tích phân cận  $0, L$  ứng với toàn bộ chiều dài của cầu mô hình, nghĩa là được tính trên toàn bộ chiều dài của cầu. Các tích phân trên có thể tính theo những phương pháp số khác nhau. Trong bài báo này sử dụng phương pháp sai phân hữu hạn.

Theo [7], phần tử có giá trị  $x_i$  lớn là phần tử bị khuyết tật, do đó dựa vào hệ số hư hỏng  $x_i$  sẽ xác định được vị trí hư hỏng của cầu.

### 2.2.2 Hệ số hư hỏng trung bình và ứng dụng

Thí nghiệm trên cầu mô hình với rất nhiều mode khác nhau chúng tôi nhận thấy rằng: ở các TTĐĐ trong vùng lân cận với các tần số riêng của cầu, dựa vào  $x_i$  của [7] không xác định được vị trí hư hỏng vì trong trường hợp này ngay cả những phần tử không có khuyết tật cũng có thể cho giá trị  $x_i$  lớn. Dựa vào hình 3 có thể thấy rõ hơn vấn đề này:

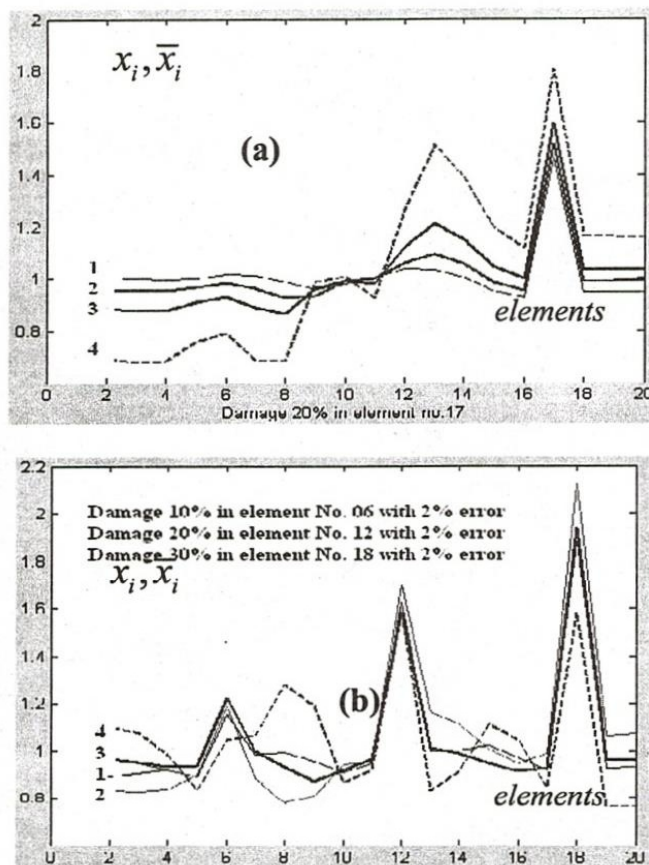
- Các đường 1 và 2 ứng với tần số dao động xa các tần số riêng ( $\omega_1, \dots, \omega_6$ ) của cầu nên độ chính xác về dự báo vị trí hư hỏng cao.
- Đường 4, ứng với tần số dao động gần với tần số riêng của cầu, cho thấy nếu dựa vào  $x_i$  sẽ không xác định chính xác vị trí khuyết tật.
- Đường 3, là đường trung bình được tính theo công thức (3), biểu thị chính xác vị trí khuyết tật.

Đối với đối tượng khảo sát là cầu thực, khó có thể xác định chính xác các tần số riêng của cầu. Hơn nữa, một đặc điểm chung là tần số riêng cũng như mode shape của cơ hệ không phải là những bất biến mà luôn thay đổi, phụ thuộc vào tình trạng khuyết tật xuất hiện trong cấu trúc của cơ hệ. Điều này càng làm gia tăng mức độ phức tạp trong việc xác định các tần số riêng của cầu khi sử dụng thuật toán được trình bày trong [7] cho cầu thực. Để khắc phục hạn

ché này, nhằm gia tăng độ tin cậy của phương pháp năng lượng khi sử dụng cho đối tượng khảo sát là cầu thực, trong nghiên cứu này chúng tôi đề xuất giải pháp sử dụng hệ số hư hỏng trung bình:

$$\bar{x}_i = \frac{1}{NE} \sum_{k=1}^{NE} \left( \frac{\sum_{j=1}^{NM} f_{ji}^d}{\sum_{j=1}^{NM} f_{ji}} \right) \quad (3)$$

để xác định vị trí hư hỏng, trong đó, NE là số lần lấy mẫu.



**Hình 3.** Độ chính xác dự báo về vị trí hư hỏng của [7] phụ thuộc vào tần số kích thích dao động (đường 4) và hiệu quả của giải pháp được đề xuất (đường 3).

(a): phần tử số 17 hư 20%; (b): phần tử 6 hư 20%, 12 hư 20% và 18 hư 30%

### 2.3. Xác định mức độ hư hỏng

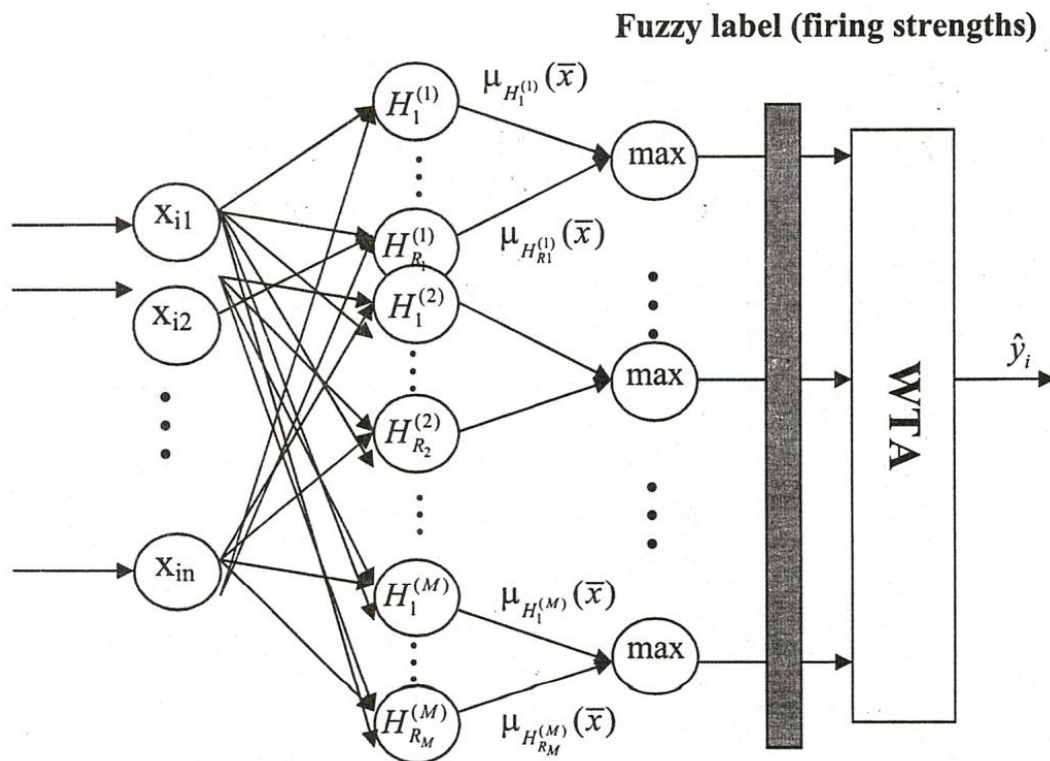
Trong bài báo này mạng neuro-fuzzy của [1] được ứng dụng để xác định mức độ hư hỏng của cầu, tại những vị trí hư hỏng đã được xác định dựa vào hệ số hư hỏng trung bình  $\bar{x}_i$ . Quá trình gồm các bước chính như sau:

#### 2.3.1. Xây dựng các tập mẫu

Thực hiện gán vào mô hình những khuyết tật ở những vị trí khác nhau với những mức độ khác nhau. Sử dụng (2)(3) để xây dựng các tập nẫu input-output. Như vậy ứng với mỗi trường hợp khuyết tật của cầu cần xây dựng ít nhất một tập mẫu huấn luyện TrS và một tập mẫu kiểm tra TeS. Tập mẫu huấn luyện gồm P cặp dữ liệu:

$$(\bar{x}_i, y_i), i = 1 \dots P, \bar{x}_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]$$

trong đó,  $\bar{x}_i, i = 1 \dots P$ , là vector input thứ  $i$  chứa các hệ số hư hỏng của các phần tử ứng với trạng thái hư hỏng đang khảo sát có mức độ hư hỏng là  $y_i, i = 1 \dots P$ ;  $n$  là số phần tử được chia trên mô hình.



Hình 4. Cấu trúc mạng Neuro-fuzzy

### 2.3.2. Xây dựng mạng neuro-fuzzy

Sử dụng thuật toán tổng hợp mạng ANFIS của [1] để xây dựng mạng neuro-fuzzy (hình 4) có chức năng nhận dạng đối tượng thông qua tập mẫu TrS đã có.

Dựa vào [1], không gian vào được phân chia để xây dựng các tập mờ siêu hộp  $H_r^{(k)}$ .

Giá trị liên thuộc của mẫu  $\bar{x}_i$  vào  $H_r^{(k)}$  được tính theo phương pháp Simpson [19]:

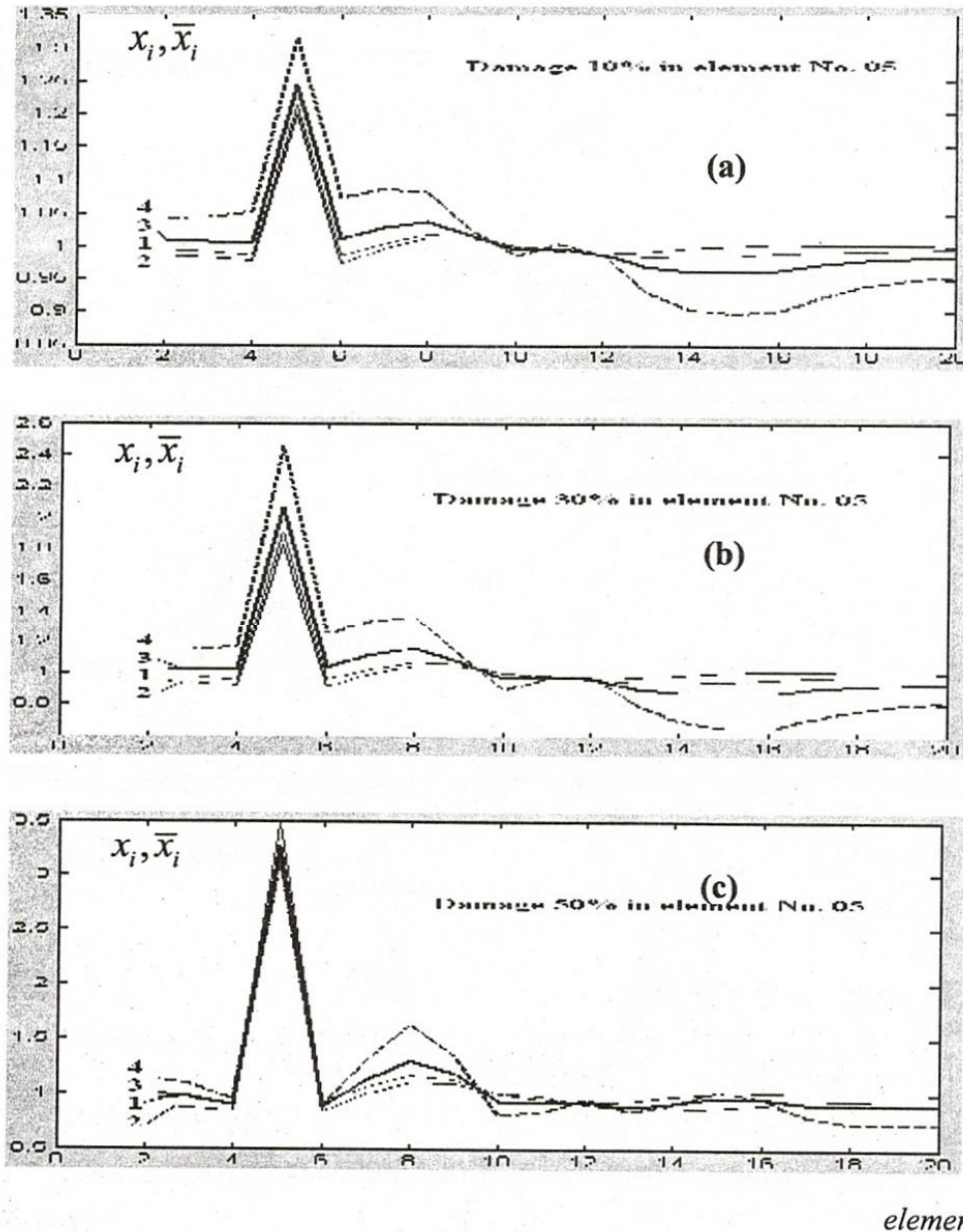
$$\mu_{pHB_r^{(k)}}(\bar{x}_i) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n [1 - f(x_{ij} - u_{rj}, \gamma) - f(v_{rj} - x_{ij}, \gamma)]$$

$$f(x, \gamma) = \begin{cases} 1, & x\gamma > 1; \\ x\gamma, & 0 \leq x\gamma \leq 1; \\ 0, & x\gamma < 0. \end{cases}$$

trong đó,  $\bar{u}_r = [u_{r1} u_{r2} \dots u_{rm}]$ ;  $\bar{v}_r = [v_{r1} v_{r2} \dots v_{rm}]$  là các đỉnh cực trị max-min của  $H_r^{(k)}$ .  $\gamma$  là hệ số độ dốc, ở đây lấy giá trị mặc định  $\gamma = 0.5$ .

Tín hiệu ra của mạng  $\hat{y}_i$  được tính theo luật "winner takes all" (WTA) [1].

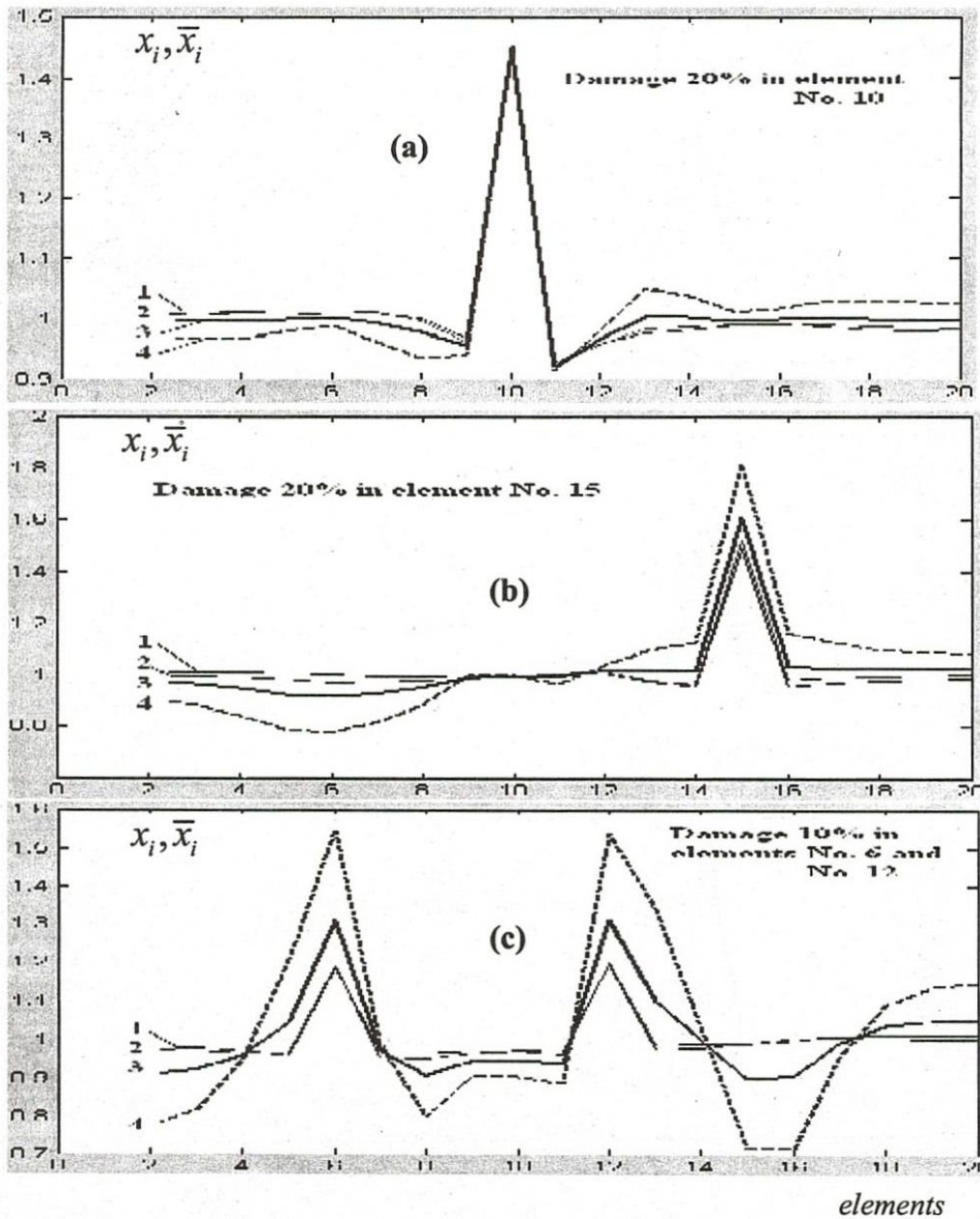
### 2.3.3. Xác định mức độ hư hỏng



**Hình 5.** Mức độ hư hỏng càng cao thì độ gia tăng của hệ số hư hỏng  $x_i$  và  $\bar{x}_i$  tại phần tử bị hư càng lớn. Phần tử số 5 bị hư 10% (a); 30% (b) và 50%(c)

Sử dụng các TrS để huấn luyện mạng neuro-fuzzy nhận dạng các trường hợp hư hỏng tương ứng. Nghĩa là ứng với trường hợp hư hỏng thứ  $j$  có một tập TrS $_j$  tương ứng và do đó sẽ

có một mạng neuro-fuzzy thứ  $j$  được xây dựng để xấp xỉ hàm số chưa biết  $\bar{f}_j$  phản ánh quan hệ input-output trong tập dữ liệu TrSj này. Tập TeSj được sử dụng để kiểm chứng hiệu quả của mạng đã được huấn luyện trong việc dự báo mức độ hư hỏng của các vị trí hư hỏng đã được xác định trong mục II.2.



**Hình 6.** Hệ số hư hỏng  $x_i$  và  $\bar{x}_i$  – trong trường hợp tập giá trị độ võng  $Y(X)$  không có sai số - phản ánh chính xác vị trí hư hỏng của cầu .

Phân tử số 10 bị hư 20% (a); phân tử 15 bị hư 20% (b); và hai phân tử 6, 12 cùng bị hư 10%(c)



### 3. THÍ NGHIỆM KIỂM CHỨNG

Trong phần này trình bày những thí nghiệm số trên cầu mô hình ở hình 1.

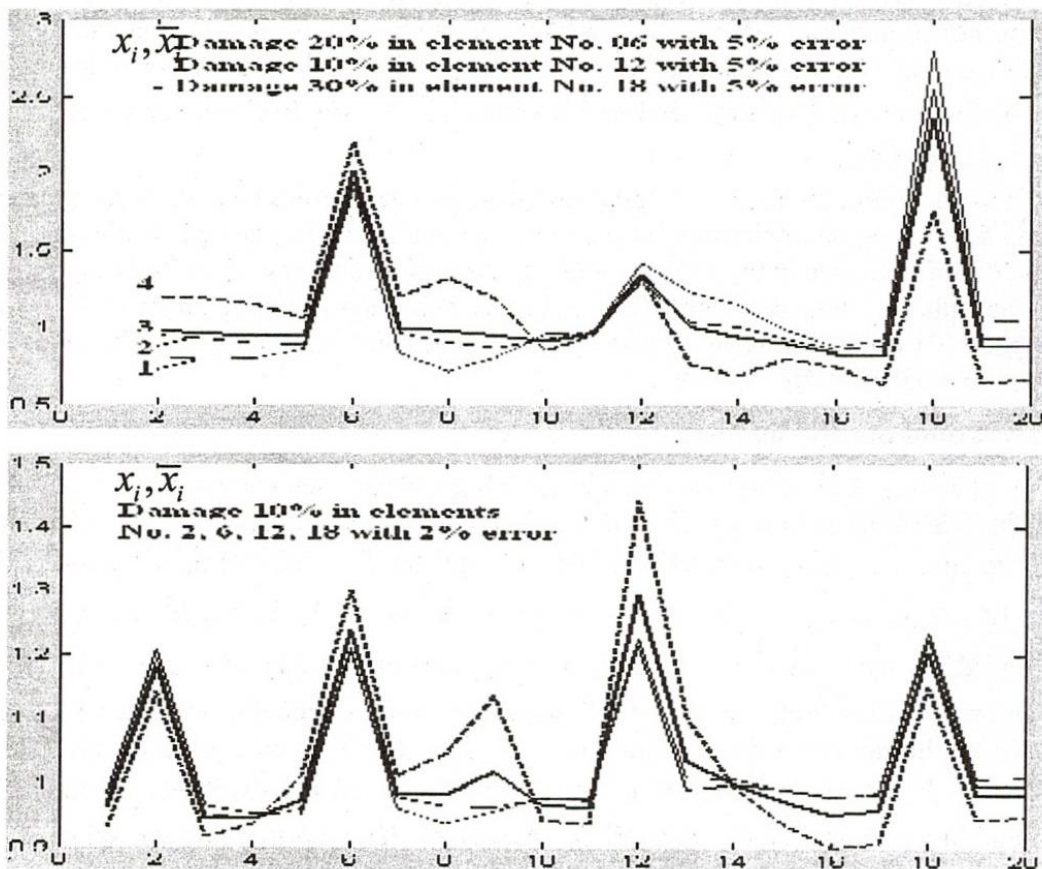
Dầm được chia ra thành 20 phần tử có độ dài bằng nhau. Xác định sáu tần số riêng đầu tiên khi chưa bị hư hỏng (Hz):

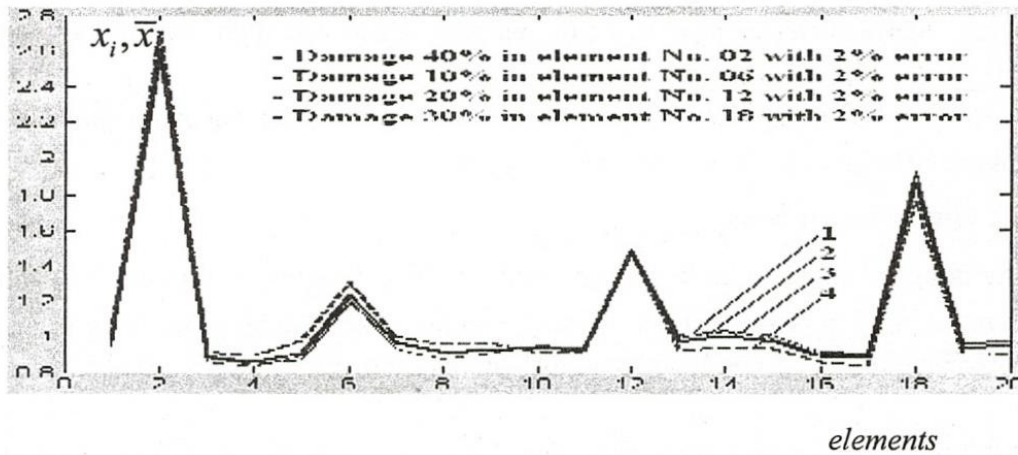
$\omega_1 = 1,7$ ;  $\omega_2 = 6,9$ ;  $\omega_3 = 15,6$ ;  $\omega_4 = 19,6$ ;  $\omega_5 = 27,6$ ;  $\omega_6 = 42$ . Chia đều miền tần số từ 0 đến 50Hz thành 501 điểm chia với bước chia là 0.1 Hz.

#### 3.1. Xác định vị trí hư hỏng

Hệ số hư hỏng  $x_i$  và hệ số hư hỏng trung bình  $\bar{x}_i$  được sử dụng để xác định các vị trí hư hỏng. Phần tử hư hỏng là phần tử có giá trị của hệ số hư hỏng hoặc hệ số hư hỏng trung bình lớn. Tất cả các hình từ hình 5 đến hình 7 cho thấy sự tăng vọt của  $x_i$  và  $\bar{x}_i$  tại phần tử  $i$  bị hư hỏng.

Trên mỗi hình có bốn đường đặc tính: đường 1 và 2 ứng với các tần số kích thích xa các tần số riêng  $\omega_1, \dots, \omega_6$ ; đường số 4 được xây dựng từ sáu tần số kích thích  $1,2\text{Hz} \approx \omega_1$ ,  $6,7\text{Hz} \approx \omega_2$ ,  $15,2\text{Hz} \approx \omega_3$ ,  $19,4\text{Hz} \approx \omega_4$ ,  $27,3\text{Hz} \approx \omega_5$ , và  $42,5\text{Hz} \approx \omega_6$ ; đường số 3 được xây dựng theo giải pháp trung bình được đề xuất trong nghiên cứu này (công thức số 3).





Hình 7. Khả năng xác định vị trí hư hỏng của hệ số hư hỏng  $x_i$  và  $\bar{x}_i$  trong trường hợp tập giá trị độ võng  $Y(X)$  có sai số ở các mức độ khác nhau

Hình 5 cho thấy trên cùng một phần tử, mức độ gia tăng của hệ số hư hỏng càng rõ nét khi mức độ hư hỏng càng cao. Hình 6 xét khả năng xác định vị trí hư hỏng trong trường hợp số liệu để tính toán hệ số hư hỏng không có sai số. Ngược lại, ở hình 7 khảo sát ảnh hưởng sai số của tập số liệu, dùng để tổng hợp các hệ số hư hỏng  $x_i$ ,  $\bar{x}_i$ , tới độ chính xác dự báo về vị trí hư hỏng của thuật toán.

Ngoài ra các hình 3, 5, 6 và 7 còn phản ánh hạn chế của phương pháp được trình bày trong [7] khi tần số sử dụng cắt mẫu trùng hoặc gần trùng với tần số riêng của cầu (đường nét đứt số 4 trên các đồ thị). Để khắc phục, chúng tôi đề xuất giải pháp sử dụng hệ số hư hỏng trung bình (đường đặc tính số 3 trên các hình). Giải pháp này cho phép mở rộng phạm vi sử dụng của phương pháp [7] trong trường hợp không thể xác định chính xác các tần số dao động riêng, chẳng hạn khi khảo sát trên cầu thực.

### 3.2. Xác định mức độ hư hỏng

Trong phần này, ứng với mỗi trường hợp hư hỏng của cầu, tiến hành xây dựng các tập mẫu huấn luyện TrS và tập mẫu dùng để kiểm tra TeS. Các cặp mẫu của TeS không trùng với bất kỳ một cặp mẫu nào thuộc TrS. Để xác lập một giá trị  $\bar{x}_i$ : chọn trong sáu khoảng tần số  $(0, \omega_1)$ ,  $(\omega_1, \omega_2)$ ,  $(\omega_2, \omega_3)$ ,  $(\omega_3, \omega_4)$ ,  $(\omega_4, \omega_5)$ , và  $(\omega_5, \omega_6)$  sáu tần số  $f_1, \dots, f_6$ , sau đó cho hệ dao động theo các tần số này, đo độ võng để tính  $\bar{x}_i$  dựa vào (2) và (3). Như vậy  $NM=6$  cho mỗi trường hợp. Tất cả các thí nghiệm số trong nghiên cứu này chúng tôi đều lấy  $NE=3$ . Về số lượng cặp mẫu, có hai loại TrS: loại 100 cặp mẫu và loại 500 cặp mẫu  $(\bar{x}_i, y_i), i = 1 \dots P$ , ( $P=100$  hoặc  $P=500$ ). Tất cả các TeS đều có số mẫu  $P=80$ . Về độ chính xác của số liệu khi xây dựng các tập mẫu, tất cả TrS và TeS đều có 6 loại ứng với sai số 0%, 1%, 2%, 3%, 4%, và 5%.

Gọi  $\beta = \frac{D_t - D_m}{D_t} \cdot 100(\%)$  là sai lệch (%) giữa mức độ hư hỏng thực tế ( $D_t$ ) của cầu và

mức độ hư hỏng dự báo của mạng ( $D_m$ ). Gọi  $N_\beta$  là tỷ lệ phần trăm các mẫu kiểm tra trong toàn bộ các mẫu của tập kiểm tra TeS có giá trị dự báo sai số không quá 20% so với mức độ hư hỏng thực tế, nghĩa là các mẫu này có  $\beta \leq 20\%$ . Kết quả thí nghiệm được cho trong các bảng 1, 2 và 3.

**Bảng 1.** Phần tử số 8 hư 30%

	$N_\beta$ (%)					
Sai số số liệu	0%	1%	2%	3%	4%	5%
TrS có P=100	78.2	61	82	74.5	53.6	74.3
TrS có P=500	100	100	100	91	82.5	85.4

**Bảng 2.** Phần tử số 6 hư 10% và phần tử số 12 hư 10%

	$N_\beta$ (%)					
Sai số số liệu	0%	1%	2%	3%	4%	5%
TrS có P=100	92.5	87	80.4	94.2	76.5	68
TrS có P=500	100	100	85	96	82.5	81.6

**Bảng 3.** Phần tử số 6 hư 40% và phần tử số 12 hư 20%

	$N_\beta$ (%)					
Sai số số liệu	0%	1%	2%	3%	4%	5%
TrS có P=100	94.5	56.3	80	91	88.5	90.5
TrS có P=500	100	100	100	94.4	91.6	85.5

#### 4.KẾT LUẬN

Bài báo trình bày một phương pháp xác định vị trí hư hỏng và mức độ hư hỏng của cầu mô hình trên cơ sở phát triển phương pháp năng lượng của [7] trong xác định vị trí hư hỏng và ứng dụng mô hình neuro-fuzzy của [1] trong dự báo mức độ hư hỏng của cầu. Trong đó, một giải pháp mới trong tính hệ số hư hỏng của cầu, giải pháp trung bình, được đề xuất nhằm khắc phục hạn chế của [7] trong các trường hợp tần số kích thích dao động khi lấy mẫu trùng hoặc

gần trùng với tần số dao động riêng của cầu. Điều này rất có ý nghĩa khi ứng dụng cho cầu thực vì ở đó khó có thể xác định được chính xác tần số riêng của cầu cũng như tần số kích thích khi lấy mẫu. Kết quả của rất nhiều thí nghiệm số trên cầu mô hình cho thấy hiệu quả của phương pháp được đề xuất khá tốt, ngay cả khi tập số liệu đo có sai số, nếu mức độ sai số không quá lớn.

Các đại lượng vật lý được sử dụng cho thuật toán xác định vị trí và mức độ hư hỏng của cầu mô hình có thể xác định được bằng phương pháp đo trên cầu thực. Đây là đặc điểm quan trọng liên quan tới khả năng ứng dụng vào thực tế của phương pháp này.

## BRIDGE-MODEL-DAMAGE DETECTION BASED ON THE ENERGY METHOD AND NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEM

Nguyen Sy Dung<sup>(1)</sup>, Le Minh Canh<sup>(2)</sup>, Ngo Kieu Nhi<sup>(3)</sup>

(1) HoChiMinh University of Industrial

(2) Electric College HCMC

(3) University of Technology, VNU-HCM

**ABSTRACT:** *This paper presents a bridge-model-damage detection method based on neuro-fuzzy networks and characteristics of displacement-distributing state of vibrating beam, which is used for the bridge model. The structure of neuro-fuzzy inference system named ANFIS of [1] is used. A two-step method is proposed in order to detect location and magnitude of damage. In the first step, damaged locations are identified based on the energy-based damage index of [7]. In the second step, the magnitude of damage is determined based on using the ANFIS. Series of experiments are executed, in which the stiffness of the structure is reduced in one location or more, and then, the structure is roused to be vibration to calculate damage indices. The damage indices are used to detect, locate, and quantify the structure damage. The results show that efficiency of the proposed approach is quite independent of vibration frequencies of the beam. In addition, this method is quite effective in determination the locations and magnitude of damage in the case of the measurement errors are small enough.*

**Keywords:** *Damage detection; Health monitoring; ANFIS; hyperbox-shaped cluster.*

### TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. 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).
- [2]. Antonello Rizzi, Massimo Panella, and Fabio Massimo Frattale Mascioli. *Adaptive Resolution Min-Max Classifiers*, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 13, No. 2, March (2002).
- [3]. Hean G, Testa RB. *Modal analysis for damage detection in structure*. Journal of Structural Engineering (ASCE); 117(10):3042-3063, (1991).

- [4]. Alampalli S, Fu GK. *Full scale dynamic monitoring of highway bridge*, Structural Engineering in Natural Hazards Mitigation. VOL 1; 1602-11607, (1993).
- [5]. Salawu OS, Williams C. *Bridge assessment using forced – vibration testing*. Journal of Structural Engineering (ASCE); 121(2):161-173, (1995).
- [6]. Koh CG, See LM, Balenra T. *Damage detection of building: Numerical and experimental studies*. Journal of Structural Engineering (ASCE); 121(8):1155-1160, (1995).
- [7]. Hongpo Xu & JagMohan Humar, *Damage Detection in a Gider Bridge by Artificial Neural networks Technique*, Computer Aided Civil and Infrastructure Engineering 21, 450-464, ((2006).
- [8]. Wu X, Ghaboussi J. *Use of neural networks in detection of structural damage*. Computers and Structural; 42(4):649-659, (1992).
- [9]. Elkordy MF, Chang KC, Lee GC. *Neural networks traning by analytically simulated damage states*. Journal of Computing in Civil Engineering (ASCE); 7(2):130-145, (1993).
- [10]. Pandey PC, Barai SV. *Multilayer perceptron in damage detection of bridge structures*. Computers and Structural; 54(4): 597-608, (1995).
- [11]. Zhao J, Ivan JN, DeWolf JT. *Structure damage detection using artificial neural networks*. Journal of Infrastructural System (ASCE); 4(3): 93-101, (1998).
- [12]. Masri SF, Smuth AW, Chassiakos AG, *Application of neural networks for detection of changes in nonlinear systems*. Journal of Engineering Mechanics (ASCE); 126(7):666-676, (2000).
- [13]. C. S. Huang, S. L. Hung, C. M. Wen and T. T. Tu. *A Neural Network Approach for structural identification and diagnosis of a building from seismic response data*. Earthquake Engineering and Structure Dynamics; 32: 187-206 (DOI: 10.1002/eqe.219), (2003).
- [14]. H. S. Park & H. M. Lee. *A new approach for health monitoring of structures: Terrestrial laser scanning*. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 22, pp. 19-30, (2007).
- [15]. C. S. Huang, S. L. Hung, C. M. Wen and T. T. Tu. *A neural network approach for structural identification and diagnoses of a building from seismic response data*. Earthquake Engineering and Structural Dynamics; 32:187-206 (DOI: 1-1002/eqe.219), (2003).
- [16]. Adeli & Hùng, *A fuzzy neuron network learning model for image recognition*, Integrated Compute - Aided Engineering, (2) 43-45, (1993).
- [17]. 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 Engineering, 14 (3), 207–19, (1999)
- [18]. 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).
- [19]. P. K. Simpson, *Fuzzy min-max neural networks – Part 2: Clustering*, IEEE Trans. Neural Netw. , vol. 1, No. 1, pp. 32-45, (1993).