

ỨNG DỤNG PHƯƠNG PHÁP EN-TRÔ-PI NĂNG LƯỢNG EMD TRONG CHẨN ĐOÁN HƯ HỒNG BÁNH RĂNG CÓ SỰ HỖ TRỢ CỦA MẠNG NƠ RON

APPLICATION EMD ENERGY ENTROPY METHOD FOR GEAR FAULT DIAGNOSIS WITH ASSISTANCE OF NEURAL NETWORK

Lê Đức Hiếu

TÓM TẮT

Bài báo này trình bày một phương pháp chẩn đoán hư hỏng của bánh răng kết hợp giữa en-trô-pi năng lượng EMD và mạng nơ ron ANN. Đầu tiên, tín hiệu gốc được phân tích thành các thành phần *IMFs* bởi phương pháp EMD, sau đó theo khái niệm của en-trô-pi năng lượng EMD thiết lập được các véc tơ đặc tính hư hỏng từ một số *IMFs* đầu tiên chứa các thông tin lỗi trội nhất. Do đó, để nhận dạng các hư hỏng của bánh răng, các véc tơ đặc tính được chọn làm các véc tơ đầu vào của mạng nơ ron ANN. Các kết quả phân tích từ các tín hiệu rung động của bánh răng (bình thường, mẻ răng và gãy răng) bằng phương pháp kết hợp giữa EMD và ANN chỉ ra rằng phương pháp này có thể nhận dạng chính xác, hiệu quả các hư hỏng bánh răng và tốt hơn việc kết hợp giữa wavelet packet với ANN.

Từ khóa: Chẩn đoán lỗi bánh răng; mạng nơ ron nhân tạo; phương pháp EMD; thành phần *IMF*.

ABSTRACT

This paper presents a gear fault diagnosis method with the combination of EMD (Empirical Mode Decomposition) with ANN. Firstly, original vibration signals are decomposed into some components *IMFs* (Intrinsic Mode Functions) by EMD method, then the concept of EMD energy entropy is applied to extract feature vectors from a number of *IMFs* that contained the most dominant fault information. Therefore, to identify gear fault patterns, the feature vectors could serve as input vectors of artificial neural network (ANN). The analysis results from gear vibration signals (Normal, Chipped tooth, and Broken tooth) by EMD and ANN show that the EMD-ANN can identify gear fault patterns accurately and effectively and is superior to the combination of wavelet packet with ANN.

Keywords: Gear fault diagnosis; Artificial neural network; EMD method; Intrinsic Mode Function (*IMF*).

Lê Đức Hiếu

Khoa Công nghệ Ô tô, Đại học Công nghiệp Hà Nội

Email: leduchieu77@gmail.com

Ngày nhận bài: 31/08/2017

Ngày nhận bài sửa sau phản biện: 13/10/2017

Ngày chấp nhận đăng: 25/12/2017

1. TỔNG QUAN NGHIÊN CỨU

Bánh răng là thành phần quan trọng trong các cơ cấu máy chuyển động quay, chúng được ứng dụng rộng rãi

trong các ngành công nghiệp và trong các phương tiện vận tải. Trong quá trình bánh răng hoạt động có hư hỏng xảy ra, các tín hiệu rung động của bánh răng sẽ có các đặc tính không ổn định và làm thế nào để trích xuất thông tin đặc tính lỗi từ các tín hiệu rung động không ổn định là vấn đề nan giải trong chẩn đoán lỗi bánh răng. Vì vậy, chẩn đoán lỗi của bánh răng đã được nghiên cứu [1, 2]. Hiện nay, có ba phương pháp chính trong chẩn đoán lỗi bánh răng: phân tích tín hiệu âm, giám sát mảnh vỡ (mạt) và phân tích rung động [3]. Trong đó, phương pháp phân tích tín hiệu rung động được sử dụng rộng rãi hơn cả. Trong phân tích tín hiệu rung động, hiện nay hay sử dụng các phương pháp như: phân tích tần số, phân tích thời gian và phân tích thời gian - tần số. Trong bài báo này sử dụng phương pháp phân tích thời gian - tần số để tiền xử lý các tín hiệu rung động của bánh răng. Trong miền thời gian - tần số đã có những nghiên cứu như: biến đổi nhanh Fourier, phân bố Wigner-Ville và phân tích Wavelet [4, 5]. Nhưng các phương pháp đó có nhiều hạn chế như: chỉ áp dụng cho các tín hiệu tuyến tính, không phải là phương pháp xử lý tín hiệu tự thích nghi. Hơn nữa, các tín hiệu rung động của bánh răng lại chịu ảnh hưởng của nhiều ảnh hưởng phi tuyến: tải trọng, khe hở, ma sát, độ cứng bề mặt... Tóm lại, trong điều kiện làm việc tổng quát các tín hiệu rung động của các bánh răng là không ổn định, phi tuyến nên việc xác định các điều kiện làm việc của bánh răng gặp nhiều khó khăn khi sử dụng các phương pháp truyền thống. Chính vì vậy, một phương pháp phân tích tín hiệu mới EMD được giới thiệu trong bài báo này giúp chúng ta giải quyết được những hạn chế của các phương pháp truyền thống. Phương pháp EMD được phát triển bởi Wu và Huang [6], nguyên lý cơ bản của phương pháp EMD là phân tích tín hiệu gốc thành một số *IMFs* và một phần dư u_n .

Trong nghiên cứu này, phương pháp EMD được ứng dụng để chẩn đoán hư hỏng của bánh răng. Đầu tiên, tín hiệu rung động của bánh răng được phân tích bởi EMD và một số thành phần *IMF* được tìm ra, sau đó phương pháp en-trô-pi năng lượng EMD được giới thiệu, nó có thể phân tích được điều kiện làm việc thực tế và các dạng hư hỏng của

bánh răng. Các en-trô-pi năng lượng EMD của các tín hiệu rung động khác nhau chỉ ra rằng năng lượng của các tín hiệu rung động ở các dải tần khác nhau sẽ thay đổi khi bánh răng xuất hiện lỗi. Để nhận dạng được điều kiện làm việc của bánh răng rõ ràng hơn, trong bài báo này, mạng nơ-ron ANN (Artificial Neural Network) đã được dùng như một bộ phân loại lỗi. Ở đây các đặc tính năng lượng đã trích xuất từ các *IMFs* được dùng làm các véc tơ đầu vào của bộ phân loại lỗi ANN, sau đó có thể nhận biết được bánh răng lỗi và bánh răng bình thường. Để thấy được sự vượt trội của phương pháp en-trô-pi năng lượng EMD so với các phương pháp khác, nó được so sánh với phương pháp phân tích wavelet và EMD. Các kết quả thực nghiệm cho thấy rằng phương pháp chẩn đoán lỗi bánh răng thông qua phương pháp en-trô-pi năng lượng EMD kết hợp với ANN có khả năng nhận dạng và hiệu quả cao hơn các phương pháp truyền thống.

2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Phương pháp EMD

Phương pháp EMD được phát triển từ giả thiết đơn giản rằng mọi tín hiệu bao gồm các chế độ nội tại đơn giản khác nhau của các dao động. Mỗi chế độ tuyến tính hay phi tuyến sẽ có số các cực trị và các điểm zero giống nhau. Chỉ có một điểm cực trị giữa các điểm zero kế tiếp nhau. Mỗi chế độ có thể độc lập với những chế độ khác. Theo cách này, mỗi tín hiệu có thể được phân tích thành một số các *IMFs* và phải thỏa mãn các điều kiện sau [6, 7]:

- (1) Trong toàn bộ số liệu, số điểm cực trị và số điểm zero phải bằng nhau.
- (2) Tại bất kỳ điểm nào, giá trị trung bình của đường bao được định nghĩa bởi các cực đại và cực tiểu địa phương bằng zero.

Mỗi *IMF* thể hiện một chế độ dao động đơn giản so với một hàm điều hòa đơn giản. Với định nghĩa này, mọi tín hiệu $x(t)$ có thể được phân tích như sau:

- (1) Nhận biết tất cả cực trị địa phương, sau đó nối tất cả các cực đại địa phương bằng một đường bậc ba spline như đường bao phía trên.
- (2) Lặp lại bước (1) với các điểm cực tiểu địa phương. Các đường bao phía trên và phía dưới có thể bao phủ toàn bộ số liệu.
- (3) Giá trị trung bình của đường bao phía trên và phía dưới được gọi là m_1 và sự khác nhau giữa tín hiệu $x(t)$ và m_1 là thành phần đầu tiên h_1 , nó được xác định như sau:

$$x(t) - m_1 = h_1 \tag{1}$$

Lý tưởng, nếu h_1 là một *IMF*, thì h_1 là thành phần đầu tiên của tín hiệu $x(t)$.

- (4) Nếu h_1 không phải là *IMF*, gán h_1 là tín hiệu gốc $x(t)$ và lặp lại các bước từ (1) - (3) ta có:

$$h_1 - m_{11} = h_{1k} \tag{2}$$

sau đó lặp lại bước này k lần, cho tới khi h_{1k} là một *IMF*, nghĩa là:

$$h_{1(k-1)} - m_{1k} = h_{1k} \tag{3}$$

tiếp theo, nó được đặt là:

$$c_1 = h_{1k} \tag{4}$$

và chọn một điều kiện dừng được định nghĩa như sau:

$$D_k = \frac{\sum_{t=0}^T |h_{1(k-1)} - h_{1k}|^2}{\sum_{t=0}^T |h_{1(k-1)}|^2} \tag{5}$$

Ở đây, D_k nhỏ hơn một giá trị định trước, thông thường D_k có giá trị từ 0,2 đến 0,3.

- (5) Cuối cùng, tách c_1 từ $x(t)$, ta có:

$$r_1 = x(t) - c_1 \tag{6}$$

u_1 được coi là dữ liệu gốc, và bằng việc lặp lại các quá trình xử lý ở trên, thành phần *IMF* thứ hai c_2 của $x(t)$ có thể được tìm ra. Để quá trình trên lặp lại n lần, cho đến khi n -*IMFs* của tín hiệu $x(t)$ được tìm ra, khi đó ta có:

$$\left. \begin{aligned} u_1 - c_2 = u_2 \\ \vdots \\ u_{n-1} - c_n = u_n \end{aligned} \right\} \tag{7}$$

Quá trình phân tích tín hiệu $x(t)$ có thể dừng lại khi thỏa mãn điều kiện dừng (5) hoặc khi u_n trở thành một hàm đơn điệu và không thể trích xuất thêm *IMF* từ nó nữa. Từ các phương trình (6) và (7) ta có:

$$x(t) = \sum_{j=1}^n c_j + u_n \tag{8}$$

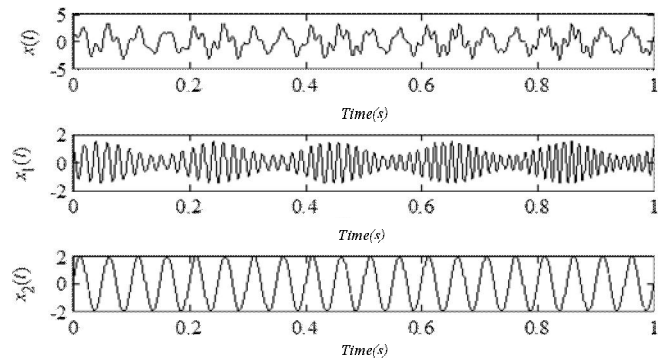
Vi vậy, việc phân tích tín hiệu $x(t)$ thành n -*IMFs* và một phần thặng dư u_n . Các *IMFs* c_1, c_2, \dots, c_n được tìm ra ở các dải tần khác nhau và được sắp xếp theo thứ tự từ cao đến thấp. Để hiểu rõ hơn về phương pháp EMD, ta xét tín hiệu sau:

$$x(t) = x_1(t) + x_2(t) \tag{9}$$

$$\text{Với } x_1(t) = [1 + 0,5 \sin(10\pi t)] \cos(100\pi t + 30\pi t^2);$$

$$x_2(t) = 2 \sin(40\pi t).$$

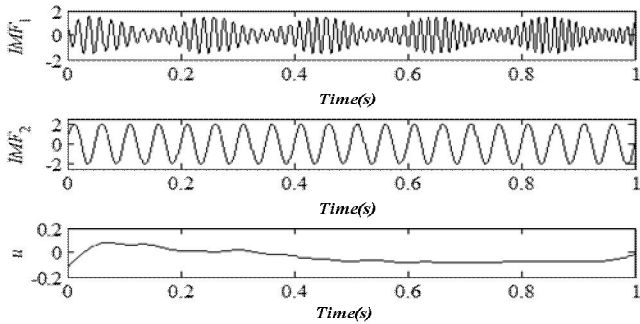
Dạng tín hiệu $x(t)$ được thể hiện trong hình 1, kết quả phân tích tín hiệu $x(t)$ bởi phương pháp EMD xem hình 2.



Hình 1. Dạng tín hiệu $x(t)$

Theo hình 2 kết quả chỉ ra rằng tín hiệu $x(t)$ được phân tích thành các *IMF*₁, *IMF*₂ và phần dư u . Dạng tín hiệu của *IMF*₁

và IMF_2 phù hợp với hình dạng của tín hiệu tương ứng $x_1(t)$ và $x_2(t)$. Từ kết quả minh họa ở trên bằng phương pháp EMD, phương pháp này có thể dùng để phân tích các dạng tín hiệu rung động của bánh răng trong chẩn đoán hư hỏng.



Hình 2. Kết quả phân tích tín hiệu $x(t)$ bởi EMD

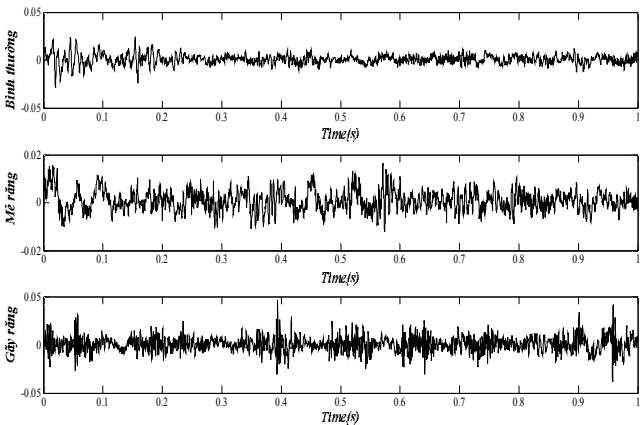
2.2. En-trô-pi năng lượng EMD

Khi bánh răng đang hoạt động với các lỗi khác nhau, thì các thành phần tần số cộng hưởng tương ứng được tạo ra trong các tín hiệu rung động và ở đó năng lượng của tín hiệu rung động lỗi thay đổi với sự phân bố tần số. Để minh họa cho trường hợp thay đổi này như đề cập ở trên, phương pháp en-trô-pi năng lượng EMD được trình bày trong bài báo này.

Nếu n IMFs và một phần dư u_n được tìm ra bởi phương pháp EMD để phân tích tín hiệu rung động $x(t)$ của bánh răng, ở đó năng lượng của n IMFs theo thứ tự lần lượt là E_1, E_2, \dots, E_n . Sau đó, theo tính trực giao của sự phân tích EMD [6], tổng năng lượng của n IMFs bằng tổng năng lượng của tín hiệu gốc $x(t)$ khi phần dư u_n được bỏ qua. Khi đó các IMFs c_1, c_2, \dots, c_n bao gồm các thành phần tần số khác nhau, $E = \{E_1, E_2, \dots, E_n\}$, tạo nên sự phân bố năng lượng trong miền tần số của tín hiệu rung động bánh răng, sau đó en-trô-pi năng lượng EMD tương ứng được định nghĩa như sau:

$$H_{EN} = -\sum_{i=1}^n p_i \log p_i \tag{10}$$

Trong đó $p_i = E_i/E$ là phần trăm năng lượng của c_i trong toàn bộ năng lượng ($E = \sum_{i=1}^n E_i$).

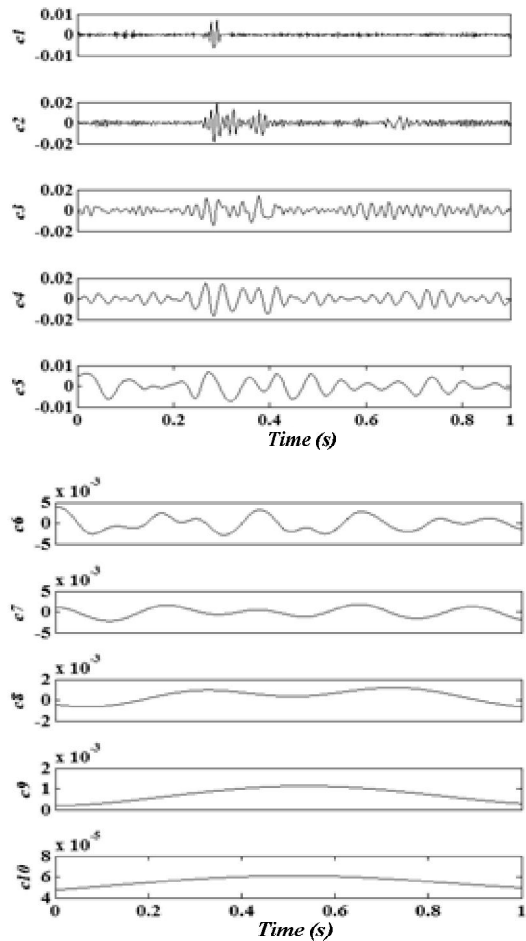


Hình 3. Các dạng tín hiệu rung động của bánh răng

Các tín hiệu rung động của bánh răng trong các trường hợp: bình thường, mẻ răng và gãy răng được thể hiện trên hình 3. Hình 4 là các kết quả phân tích tín hiệu rung động của bánh răng bằng phương pháp EMD cho trường hợp răng bị mẻ. Khi đó các en-trô-pi năng lượng EMD cũng được tìm ra theo bảng 1.

Bảng 1. Các en-trô-pi năng lượng EMD của các loại tín hiệu lỗi khác nhau

Bình thường	Mẻ răng	Gãy răng
2,1175	1,8094	1,5553



Hình 4. Kết quả phân tích tín hiệu rung động của bánh răng bằng EMD khi răng bị mẻ ở tần số 40Hz

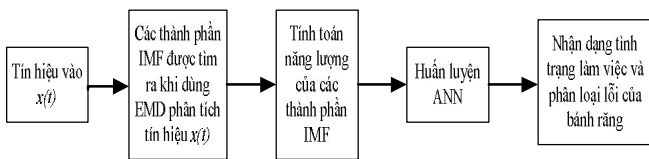
Theo bảng 1, en-trô-pi năng lượng trong trường hợp bánh răng bình thường là lớn nhất so với các trường hợp còn lại vì khi có lỗi xảy ra ở bánh răng, thì các thành phần tần số cộng hưởng tương ứng được tạo ra, do đó, en-trô-pi năng lượng có thể giảm bởi vì năng lượng phân bố chủ yếu trong dải tần cộng hưởng và đặc biệt là ở dải tần cộng hưởng cao thì mức độ ảnh hưởng còn nghiêm trọng hơn. Tóm lại năng lượng tập trung vào dải tần số cộng hưởng nhiều hơn và en-trô-pi năng lượng lúc đấy có thể là nhỏ nhất.

Từ việc phân tích trên cơ sở en-trô-pi năng lượng bằng phương pháp EMD cơ bản có thể phản ánh được tình trạng làm việc và các loại lỗi của bánh răng. Nhưng điều đó là chưa đủ nếu chúng ta chỉ dựa vào phương pháp en-trô-pi năng

lượng EMD để đánh giá tình trạng làm việc cũng như phân loại hay nhận dạng lỗi. Chính vì vậy, việc phân tích, đánh giá điều kiện làm việc của bánh răng chưa dừng lại ở đây.

3. PHƯƠNG PHÁP CHẨN ĐOÁN HƯ HỎNG BÁNH RĂNG TRÊN CƠ SỞ EN-TRÔ-PI NĂNG LƯỢNG EMD VÀ ANN (EMD-ANN)

Qua việc phân tích ở trên, các en-trô-pi năng lượng EMD của các tín hiệu rung động của bánh răng với các tình trạng làm việc khác nhau và các loại lỗi khác nhau đã chỉ ra rằng năng lượng của mỗi thành phần IMF thay đổi khi bánh răng xuất hiện hư hỏng. Trong bài báo này, đặc trưng năng lượng của mỗi thành phần IMF được lấy làm véc tơ đầu vào cho bộ phân loại ANN, khi đó tình trạng làm việc và các loại lỗi của bánh răng có thể được nhận dạng một cách hiệu quả. Lưu đồ của phương pháp chẩn đoán hư hỏng bánh răng trên cơ sở EMD và ANN được thể hiện trong hình 5.



Hình 5. Lưu đồ của phương pháp chẩn đoán hư hỏng bánh răng bằng EMD-ANN

Chẩn đoán hư hỏng của bánh răng theo phương pháp EMD-ANN được thực hiện theo các bước sau:

(1) Chọn các tín hiệu của bánh răng trong ba trường hợp: bình thường, mẻ răng và gãy răng.

(2) Chọn *m* thành phần IMF đầu tiên trong các IMF được tìm ra bằng phương pháp EMD, các thành phần này chứa thông tin lỗi vượt trội nhất và được chọn để làm thông số đặc tính.

(3) Tính năng lượng tổng E_i của *m* IMF đầu tiên

$$E_i = \int_{-\infty}^{+\infty} |c_i(t)|^2 dt \quad (i = 1, 2, \dots, m) \tag{11}$$

(4) Xây dựng véc tơ năng lượng đặc tính *T*

$$T = [E_1, E_2, \dots, E_m] \tag{12}$$

Để thuận tiện cho việc phân tích và xử lý, giả sử:

$$E = \left(\sum_{i=1}^m |E_i|^2 \right)^{1/2} \tag{13}$$

Khi đó:

$$T' = [E_1/E, E_2/E, \dots, E_m/E] \tag{14}$$

Véc tơ *T'* là véc tơ đơn giản hơn và được gọi là véc tơ đặc tính.

(5) Thủ tục huấn luyện một ANN được thực hiện bằng cách sử dụng thuật toán được biết phổ biến nhất là mạng nơ-ron lan truyền ngược (Back-Propagation, BP). Số đầu vào được xác định bởi số véc tơ đặc trưng *T'*. Bằng phương pháp thử và sai số bình phương ta thiết lập được số lớp ẩn. Đầu ra được quyết định bởi số loại mẫu hư hỏng: mẫu 1 - bánh răng bình thường [1 0 0]; mẫu 2 - mẻ răng [0 1 0];

mẫu 3 - gãy răng [0 0 1]. Sau khi ANN được huấn luyện thành công, nó có thể sẵn sàng kiểm tra các mẫu để nhận dạng các tình trạng/điều kiện làm việc và các loại lỗi khác nhau của bánh răng.

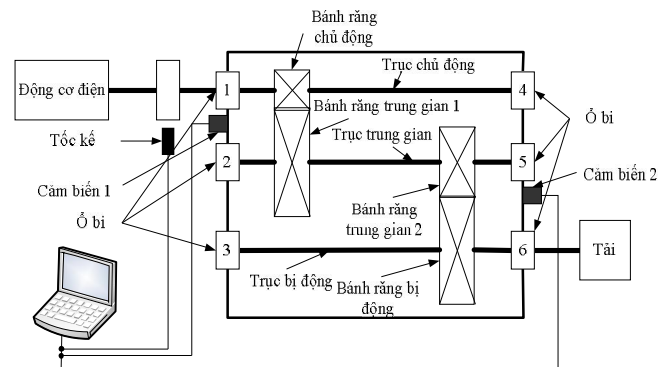
4. ỨNG DỤNG

4.1. Thu thập và xử lý số liệu

Sơ đồ thí nghiệm mô tả như hình 6, số liệu được lấy ra từ hai cảm biến gắn trên vỏ hộp số tại các tần số 30, 35, 40, 45 và 50 Hz ở các tải trọng thấp và cao với tần số lấy mẫu $f_s = 200/3$ kHz, các bước lấy mẫu được lặp lại bốn lần. Có tổng số 560 trường hợp khác nhau được chẩn đoán cho các bánh răng răng xoắn và bánh răng răng thẳng. Tốc kế tạo ra 10 xung cho mỗi vòng quay của trục chủ động có độ chính xác cao, các dữ liệu được lấy mẫu đồng bộ từ hai cảm biến (cảm biến 1 và cảm biến 2) [8]. Trong bài báo này, các cặp bánh răng răng xoắn được chọn làm đối tượng chẩn đoán ở ba trạng thái: bình thường, mẻ răng và gãy răng với tần số lấy mẫu 2048 Hz. Với mỗi trạng thái có 24 tín hiệu rung động chia thành 10 nhóm được chọn ngẫu nhiên làm mẫu để kiểm tra.

4.2. Ứng dụng phương pháp EMD-ANN trong chẩn đoán hư hỏng của bánh răng

Trước tiên, sau khi các tín hiệu gốc được phân tích thành các IMF bởi phương pháp EMD, tám IMF đầu tiên chứa thông tin hư hỏng chiếm ưu thế nhất được chọn và được sắp xếp từ cao đến thấp từ c_1, c_2, \dots, c_8 ; tiếp theo từ các công thức (8), (10) và (14) ta tìm được véc tơ đặc tính lỗi *T'*; cuối cùng, các véc tơ đặc tính *T'* của ba trạng thái của bánh răng được chọn làm đầu vào cho bộ ANN. Lớp ẩn gồm 20 nốt mạng và có 3 đầu ra tương ứng với các trạng thái: bình thường, mẻ răng và gãy răng. Như vậy, cấu trúc mạng ANN được sử dụng trong bài báo này gồm: đầu vào có 8 nốt mạng, lớp ẩn có 20 nốt mạng và 3 đầu ra. Mỗi một mẫu thử được huấn luyện bởi 10 mẫu với sai số định trước là 0,0001; tốc độ học của thuật toán huấn luyện ANN là 0,12 và mạng được giữ cho đến khi hội tụ. Bằng việc áp dụng mạng nơ-ron ANN đã được huấn luyện cho các mẫu thử nghiệm, tất cả các mẫu thử nghiệm đã được nhận dạng thành công. Nhưng do trong khuôn khổ của một bài báo, ở đây chỉ đưa ra kết quả nhận dạng của ba mẫu thử nghiệm (tương ứng với ba mẫu lỗi) trên cơ sở tiền xử lý bởi phương pháp EMD, kết quả được chỉ ra trong bảng 2.



Hình 6. Sơ đồ thí nghiệm

Bảng 2. Kết quả chẩn đoán hư hỏng bánh răng theo EMD-ANN hoặc wavelet packet

Tín hiệu	Phương pháp xử lý	E ₁	E ₂	E ₃	E ₄	E ₅	E ₆	E ₇	E ₈	ANN output
Bình thường	EMD-ANN	0,9133	0,3282	0,1730	0,1207	0,0916	0,0553	0,0358	0,0335	(0,9624; 0,0411; 0,0389)
	Wavelet	0,6745	0,4537	0,3350	0,2491	0,2301	0,2092	0,2058	0,1592	(0,8856; 0,0290; 0,2712)
Mẻ răng	EMD-ANN	0,9383	0,3398	0,0569	0,0270	0,0090	0,0046	0,0030	0,0024	(0,0895; 0,9406; 0,0010)
	Wavelet	0,7735	0,4255	0,3785	0,2730	0,0559	0,0160	0,0076	0,0066	(0,0663; 0,7593; 0,4265)
Gãy răng	EMD-ANN	0,9538	0,2487	0,1500	0,0715	0,0267	0,0205	0,0091	0,0015	(0,0036; 0,0042; 0,9378)
	Wavelet	0,5838	0,4502	0,4415	0,3568	0,2750	0,2200	0,0692	0,0645	(0,0785; 0,3980; 0,7587)

Để thấy rõ hơn hiệu quả của phương pháp EMD trong tiền xử lý các tín hiệu gốc, trong bài báo này EMD được so sánh với phương pháp phân tích wavelet packet. Áp dụng phương pháp wavelet packet ba lớp cho xử lý các tín hiệu gốc ta chọn Daubechies 10 (D10) wavelet base, các hệ số của phương pháp phân tích wavelet packet của tám băng tần của lớp thứ ba được tìm ra và được tái tạo lại thành một chuỗi thời gian mới. Bên cạnh đó chúng cũng được sắp xếp từ cao đến thấp c_1, c_2, \dots, c_8 , và sau đó năng lượng của chúng được tìm ra theo các công thức (8), (10) và (14), các năng lượng này được chọn làm các véc tơ đặc tính để huấn luyện cho ANN, quá trình huấn luyện ANN được trình bày tương tự trên, kết quả xem trong bảng 2.

Mặc dù hai phương pháp EMD hoặc wavelet packet như một bộ tiền xử lý để trích xuất năng lượng cho mỗi băng tần như véc tơ đầu vào của mạng nơ ron có thể truy cập để xác định hư hỏng của bánh răng. Theo bảng 2 có thể thấy rằng, phương pháp EMD-ANN tốt hơn phương pháp wavelet packet có sự hỗ trợ của ANN. Bởi vì sự phân tích của wavelet packet không tự thích nghi, các thành phần tần số sau phân tích có thể không thay đổi với các tín hiệu rung động. Mặt khác phương pháp EMD là một quá trình tự thích nghi theo bản thân tín hiệu, quá trình phân tích tín hiệu của nó phụ thuộc vào thông tin thay đổi của tín hiệu và do đó nó nhạy hơn với các dạng hư hỏng.

5. KẾT LUẬN

Do đặc tính không ổn định của các tín hiệu hư hỏng bánh răng, một phương pháp chẩn đoán lỗi dựa trên EMD và ANN đã được trình bày trong bài báo này. Đầu tiên, EMD được sử dụng để xử lý trước các tín hiệu rung động khác nhau. Sau đó, ANN được sử dụng để nhận dạng điều kiện làm việc của bánh răng trên cơ sở dữ liệu đã được xử lý. Khi tình trạng làm việc của bánh răng thay đổi, en-trô-pi năng lượng EMD cũng thay đổi, điều này cho thấy rằng năng lượng của mỗi thành phần tần số thay đổi khi bánh răng làm việc với mỗi một hư hỏng khác nhau. Do đó, năng lượng của mỗi thành phần IMF được lấy làm đặc tính đầu vào cho ANN để nhận dạng tình trạng làm việc của bánh răng. Từ việc phân tích lý thuyết và các kết quả thực nghiệm, có thể kết luận rằng:

(1) EMD là một phương pháp xử lý tín hiệu tự điều chỉnh có thể được áp dụng cho các quá trình phi tuyến và không ổn định một cách hoàn hảo.

(2) Sự kết hợp của EMD và ANN đã nhận dạng thành công tình trạng làm việc và các dạng lỗi hư hỏng của bánh răng và cung cấp một công cụ chẩn đoán thông minh, hữu ích các dạng hư hỏng bánh răng.

(3) Mạng nơ ron ANN đã nhận năng lượng của các thành phần tần số dựa trên phương pháp EMD làm các đặc tính đầu vào có khả năng nhận dạng cao hơn so với dựa vào phân tích wavelet packet.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. P.D. McFadden, 1986. *Detecting Fatigue Cracks in Gears by Amplitude and Phase Demodulation of the Meshing Vibration*. Journal of Vibration and Acoustics, 108 (1986) 165-170.
- [2]. W.J. Wang, P.D. McFadden, 1996. *Application Of Wavelets To Gearbox Vibration Signals For Fault Detection*. Journal of Sound and Vibration, 192 (1996) 927-939.
- [3]. W.Q. Wang, F. Ismail, M. Farid Golnaraghi, 2001. *Assessment Of Gear Damage Monitoring Techniques Using Vibration Measurements*. Mechanical Systems and Signal Processing, 15 (2001) 905-922.
- [4]. W.J. Staszewski, K. Worden, G.R. Tomlinson, 1997. *Time-Frequency Analysis In Gearbox Fault Detection Using The Wigner-Ville Distribution And Pattern Recognition*. Mechanical Systems and Signal Processing, 11 (1997) 673-692.
- [5] W.J. Staszewski, 1998. *Wavelet Based Compression and Feature Selection for Vibration Analysis*. Journal of Sound and Vibration, 211 (1998) 735-760.
- [6]. N.E. Huang, Z. Shen, S.R. Long, M.C. Wu, H.H. Shih, Q. Zheng, N.-C. Yen, C.C. Tung, H.H. Liu, 1998. *The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis*. Proceedings of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 454 (1998) 903-995.
- [7]. Y. Deng, W. Wang, C. Qian, Z. Wang, D. Dai, 2001. *Boundary-processing-technique in EMD method and Hilbert transform*. Chinese Science Bulletin, 46 (2001) 954-960.
- [8]. D. Le, J. Cheng, Y. Yang, T. Tran, V. Pham, 2016. *Gears Fault Diagnosis Method Using Ensemble Empirical Mode Decomposition Energy Entropy Assisted ACROA-RBF Neural Network*. Journal of Computational and Theoretical Nanoscience, 13 (2016) 3222-3232.