

CHẨN ĐOÁN HƯ HỒNG VÒNG BI BẰNG PHƯƠNG PHÁP EMD EN-TRÔ-PI NĂNG LƯỢNG VÀ MẠNG NƠ RON RBF

ROLLING BEARING FAULT DIAGNOSIS USING EMD ENERGY ENTROPY METHOD AND RBF NEURAL NETWORK

Lê Đức Hiếu^{1,*}

TÓM TẮT

Bài báo này trình bày một phương pháp mới trong chẩn đoán hư hỏng của vòng bi kết hợp giữa EMD en-trô-pi năng lượng và mạng nơ ron RBF. Đầu tiên, tín hiệu gốc được phân tích thành các thành phần *IMFs* bởi phương pháp EMD, sau đó theo lý thuyết 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 vòng bi, các véc tơ đặc tính được chọn làm các véc tơ đầu vào của mạng RBF. Các kết quả phân tích từ các tín hiệu rung động của vòng bi (Bình thường, Hồng ca trong, Hồng bi, và Hồng ca ngoài) bằng phương pháp kết hợp giữa EMD và RBF chỉ ra rằng phương pháp này, EMD-RBFN, có thể nhận dạng chính xác, hiệu quả các hư hỏng của vòng bi và tốt hơn việc kết hợp giữa wavelet packet với RBFN.

Từ khóa: Chẩn đoán lỗi vòng bi; Mạng RBF; phương pháp EMD; thành phần *IMF*.

ABSTRACT

This paper presents a rolling bearing fault diagnosis method with the combination of EMD (Empirical Mode Decomposition) with radial basis function neural network (RBFN). 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 rolling bearing fault patterns, the feature vectors could serve as input vectors of RBF network. The analysis results from rolling bearing vibration signals (Normal, Inner-race fault, Ball fault, and Out-race fault) by EMD and RBFN show that the EMD-RBFN can identify rolling bearing fault patterns accurately and effectively and is superior to the combination of wavelet packet with RBFN.

Keywords: Rolling bearing fault diagnosis; RBF network; EMD method; *IMF* component.

¹Khoa Công nghệ Ô tô, Đại học Công nghiệp Hà Nội

*Email: leduchieu77@gmail.com

Ngày nhận bài: 05/01/2018

Ngày nhận bài sửa sau phản biện: 27/03/2018

Ngày chấp nhận đăng: 25/04/2018

1. TỔNG QUAN NGHIÊN CỨU

Vòng bi là một trong những thành phần quan trọng của 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 vòng bi hoạt động có hư hỏng

xảy ra, các tín hiệu rung động của vòng bi 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 vòng bi. Vì vậy, chẩn đoán lỗi của vòng bi đã được nghiên cứu [1-3]. Hiện nay, có ba phương pháp chính trong chẩn đoán lỗi vòng bi: phân tích tín hiệu âm thanh, giám sát mảnh vỡ (mạt) và phân tích rung động [4]. 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 tiến xử lý các tín hiệu rung động của vòng bi. Trong miền thời gian - tần số đã có những nghiên cứu như: biến đổi nhanh Fourier, phân bố Wigner-Ville và phân tích Wavelet [5, 6]. 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 vòng bi 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 vòng bi là không ổn định, phi tuyến nên việc xác định các điều kiện làm việc của vòng bi 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 [7], 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 vòng bi. Đầu tiên, tín hiệu rung động của vòng bi 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 phản ánh được điều kiện làm việc thực tế và các dạng hư hỏng của vòng bi. 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 vòng bi xuất hiện lỗi. Để nhận dạng được điều kiện làm việc của vòng bi rõ ràng hơn, trong bài báo này, mạng nơ ron RBF 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 RBFN, sau đó có thể nhận biết được các lỗi của vòng bi. 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 vòng bi thông qua phương pháp en-trô-pi năng lượng EMD kết hợp với RBFN 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 [7, 8]:

(1) Trong toàn bộ 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:

i. 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.

ii. Lập lại bước (i) với các điểm cực tiểu địa phương. Các đường bao phía trên và phía dưới có thể bao phủ toàn bộ số liệu.

iii. 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 $x(t)$.

iv. Nếu h_1 không phải là *IMF*, gán h_1 là tín hiệu gốc $x(t)$ và lặp lại các bước từ (i) – (iii) ta có:

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

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.

v. Cuối cùng, tách c_1 từ $x(t)$, chúng 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 (v) 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) chúng ta có:

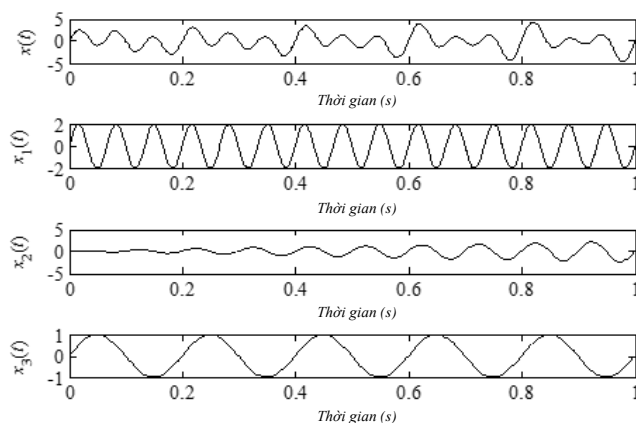
$$x(t) = \sum_{j=1}^n c_j + u_n \tag{8}$$

Vì 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:

$$\begin{aligned} x_1(t) &= 2\sin(2\pi f_1 t) \\ x_2(t) &= 4\sin(2\pi f_2 t)\sin(2\pi f_3 t) \\ x_3(t) &= \sin(2\pi f_4 t) \\ x(t) &= x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) \end{aligned} \tag{9}$$

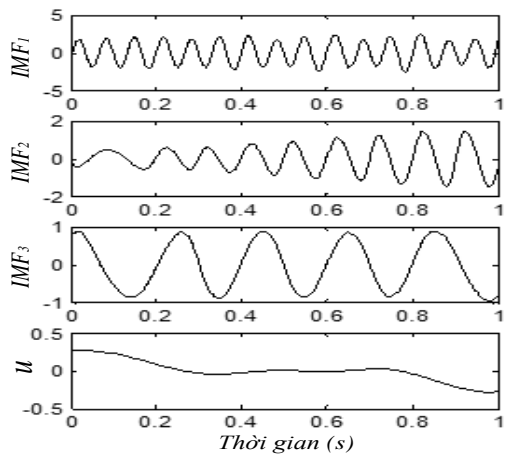
Với: $f_1 = 15, f_2 = 10, f_3 = 0,1, \text{ and } f_4 = 5$.

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, *IMF*₃ và phần dư u . Dạng tín hiệu của *IMF*₁, *IMF*₂ và *IMF*₃ phù hợp với hình dạng của tín hiệu tương ứng $x_1(t), x_2(t)$ và $x_3(t)$. 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 vòng bi trong chẩn đoán hư hỏng.



Hình 2. Kết quả phân tích tín hiệu $x(t)$ bằng phương pháp EMD

2.2. En-trô-pi năng lượng EMD

Khi vòng bi 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 vòng bi, 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, 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 vòng bi, sau đó en-trô-pi năng lượng EMD tương ứng được định nghĩa như sau:

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

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

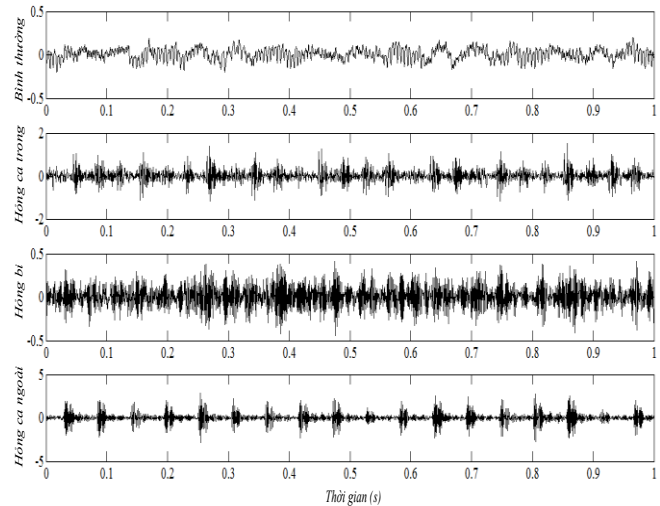
Các tín hiệu rung động của vòng bi trong các trường hợp: bình thường, hỏng ca trong, hỏng bi và hỏng ca ngoài được thể hiện trên hình 3. Hình 4 là các kết quả phân tích tín hiệu rung động của vòng bi bằng phương pháp EMD cho trường hợp ca trong bị lỗi. Khi đó các en-trô-pi năng lượng EMD cũng được tìm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

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

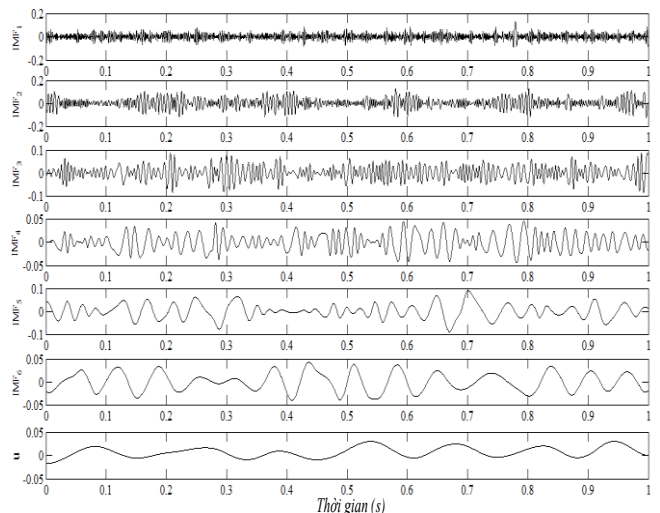
Bình thường	Hỏng ca ngoài	Hỏng bi	Hỏng ca trong
1,8489	1,3817	1,2318	1,1256

Theo bảng 1, en-trô-pi năng lượng trong trường hợp vòng bi bình thường là lớn nhất so với các trường hợp còn lại vì khi có lỗi xảy ra ở vòng bi, 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 vào dải tần số cộng hưởng nhiều hơn và en-trô-pi năng lượng lúc đấy có thể là nhỏ nhất.



Hình 3. Các dạng tín hiệu rung động của vòng bi



Hình 4. Kết quả phân tích tín hiệu rung động của vòng bi bằng EMD khi hỏng ca trong

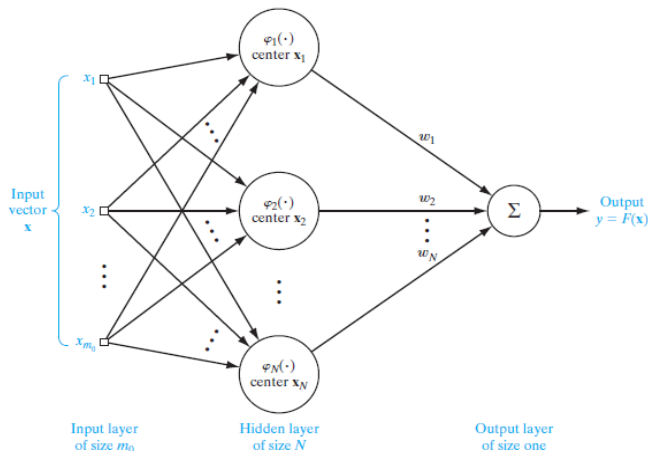
Từ việc phân tích trên cơ sở en-trô-pi năng lượng bằng phương pháp EMD cơ bản có thể phản ánh được tình trạng làm việc và các loại lỗi của vòng bi. Nhưng điều đó là chưa đủ nếu chúng ta chỉ dựa vào phương pháp EMD en-trô-pi năng lượng để đánh giá tình trạng làm việc cũng như phân loại hay nhận dạng lỗi. Chính vì vậy, việc phân tích, đánh giá điều kiện làm việc của vòng bi chưa dừng lại ở đây.

3. PHƯƠNG PHÁP CHẨN ĐOÁN HƯ HỎNG VÒNG BI TRÊN CƠ SỞ EN-TRÔ-PI NĂNG LƯỢNG EMD VÀ RBFN (EMD - RBFN)

3.1. Mạng nơ ron RBF

Mạng nơ ron RBF (RBFN - Radial Basis Functions Network) với khả năng tính toán mạnh, cấu trúc đơn giản,

giải được các bài toán phi tuyến một cách đơn giản và có độ chính xác cao. Cấu trúc của một RBFN gồm có ba lớp: lớp đầu vào, lớp ẩn và lớp đầu ra, như hình 5.



Hình 5. Cấu trúc mạng nơ ron RBF

Tổng quát, một RBF được mô tả theo công thức sau:

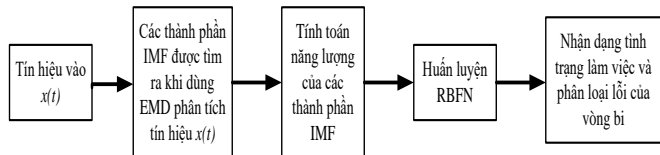
$$\varphi_j(x) = \exp\left\{-\|x - x_j\|\right\}, \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (11)$$

Trong mạng nơ ron RBF, thường dùng hàm kích Gaussian chuẩn vì nó có mô tả đơn giản, hiệu quả phân tích tốt. Do đó trong bài báo này hàm Gaussian được dùng để phân loại các mẫu lỗi của vòng bi. Công thức có dạng như sau:

$$\phi_i(x) = \exp\left(-\frac{\|x - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (12)$$

3.2. Phương pháp EMD - RBFN

Qua việc phân tích ở trên, các en-trô-pi năng lượng EMD của các tín hiệu rung động của vòng bi 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 vòng bi 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 RBFN, khi đó tình trạng làm việc và các loại lỗi của vòng bi có thể được nhận dạng một cách hiệu quả. Lưu đồ của phương pháp chẩn đoán hư hỏng vòng bi trên cơ sở EMD và RBFN được thể hiện trong hình 6.



Hình 6. Lưu đồ của phương pháp chẩn đoán hư hỏng vòng bi bằng EMD-RBFN

Chẩn đoán hư hỏng của vòng bi theo phương pháp EMD-RBFN được thực hiện theo các bước sau:

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

(2) Chọn m thành phần IMFs đầu tiên trong các IMFs 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 IMFs đầu tiên;

$$E_i = \int_{-\infty}^{+\infty} |c_i(t)|^2 dt \quad (i = 1, 2, \dots, m) \quad (13)$$

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

$$T = [E_1, E_2, \dots, E_m] \quad (14)$$

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

$$E = \left(\sum_{i=1}^m |E_i|^2\right)^{1/2} \quad (15)$$

Khi đó:

$$T' = [E_1/E, E_2/E, \dots, E_m/E] \quad (16)$$

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

(5) Thủ tục huấn luyện một RBFN được thực hiện bằng cách sử dụng hàm Gaussian chuẩn. Số đầu vào được xác định bởi số véc tơ đặc trưng T' . Đầu ra được quyết định bởi số loại mẫu hư hỏng: mẫu 1 - Bình thường [1 0 0 0]; mẫu 2 - Hỏng ca trong [0 1 0 0]; mẫu 3 - Hỏng bi [0 0 1 0]; mẫu 4 - Hỏng ca ngoài [0 0 0 1]. Sau khi RBFN 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 vòng bi.

4. ỨNG DỤNG

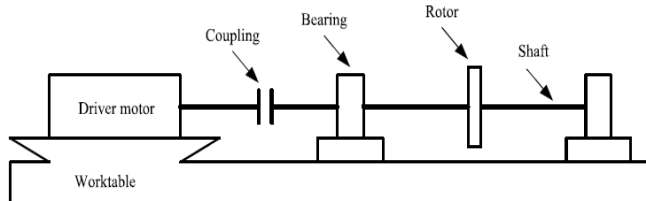
4.1. Thu thập và xử lý số liệu

Bộ dữ liệu trong bài báo này được lấy tại Phòng thí nghiệm trọng điểm của quốc gia về Thiết kế và Sản xuất thân vỏ xe, Đại học Hồ Nam, Trung Quốc. Sơ đồ thí nghiệm được thể hiện trong hình 7, bao gồm động cơ, khớp nối, rotor và trục với hai vòng bi cầu. Các vòng bi là loại 6311. Thiết bị kiểm tra này phổ biến để kiểm tra sự mất cân bằng, sai lệch, và các loại lỗi. Tốc độ quay của trục là 25 Hz và mô men quán tính phân cực của rotor là 0,03 kg.m². Thí nghiệm được tiến hành ở các giá trị tần số lần lượt là 420 Hz, 732 Hz và 1016 Hz, tần số lấy mẫu 4096 Hz. Các hư hỏng của ca trong, ca ngoài và bi được tạo ra có chiều rộng 0,15mm và chiều sâu 0,13mm bằng laze. Bộ dữ liệu thí nghiệm của vòng bi được lấy theo các điều kiện: Bình thường, Hỏng ca trong, Hỏng bi và hỏng ca ngoài. Với mỗi điều kiện lấy được 60 tín hiệu rung động và trong 20 nhóm lấy ngẫu nhiên ra bộ dữ liệu đầu vào cho phương pháp EMD-RBFN.

4.2. Ứng dụng phương pháp EMD - RBFN trong chẩn đoán hư hỏng của vòng bi

Trước tiên, sau khi các tín hiệu gốc được phân tích thành các IMFs bởi phương pháp EMD, tám IMFs 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_6 ; tiếp theo từ các công thức (8), (10) và (16) ta tìm được véc tơ đặc tính lỗi T' ; cuối cùng, các véc tơ đặc tính T' của ba trạng thái của vòng

bi được chọn làm đầu vào cho bộ RBFN. Lớp ẩn gồm có 10 nút mạng và có 4 đầu ra tương ứng với các trạng thái: bình thường, hỏng ca trong, hỏng bi và hỏng ca ngoài. 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 RBFN là 0,12 và mạng được giữ cho đến khi hội tụ. Bằng việc áp dụng mạng nơ ron RBFN 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 bốn mẫu thử nghiệm (tương ứng với bốn mẫu lỗi) trên cơ sở tiền xử lý bởi phương pháp EMD, kết quả được chỉ ra trong bảng 2.



Hình 7. Sơ đồ thí nghiệm

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_6 , 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 RBFN, quá trình huấn luyện ANN được trình bày tương tự trên, kết quả xem trong bảng 2.

Bảng 2. Kết quả chẩn đoán hư hỏng vòng bi theo EMD - RBFN hoặc wavelet packet

Tín hiệu	Phương pháp xử lý	E_1	E_2	E_3	E_4	E_5	E_6	ANN output
Bình thường	EMD - RBFN	0,9168	0,3238	0,1735	0,1256	0,0912	0,0560	(0,9624; 0,0311; 0,0287; 0,0128)
	Wavelet	0,6749	0,4567	0,3421	0,2487	0,2313	0,2089	(0,8856; 0,0290; 0,2712; 0,1145)
Hỏng ca trong	EMD - RBFN	0,9456	0,3398	0,0569	0,0270	0,0090	0,0046	(0,0895; 0,9406; 0,0010; 0,0287)
	Wavelet	0,7735	0,4255	0,3785	0,2730	0,0559	0,0160	(0,0663; 0,7593; 0,4265; 0,3475)

Hỏng bi	EMD - RBFN	0,9376	0,2896	0,1289	0,0275	0,0089	0,0032	(0,0945; 0,9406; 0,0086; 0,0256)
	Wavelet	0,6870	0,3562	0,2098	0,1309	0,0575	0,0098	(0,0683; 0,7483; 0,4005; 0,3520)
Hỏng ca ngoài	EMD - RBFN	0,9638	0,2587	0,1560	0,0717	0,0268	0,0210	(0,0036; 0,0042; 0,0058; 0,9378)
	Wavelet	0,5938	0,4612	0,4515	0,3668	0,2780	0,2219	(0,0785; 0,3980; 0,3006; 0,7587)

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 vòng bi. Theo bảng 2 có thể thấy rằng, phương pháp EMD-RBFN tốt hơn phương pháp wavelet packet có sự hỗ trợ của RBFN. 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 vòng bi, một phương pháp chẩn đoán lỗi dựa trên EMD và RBFN 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, RBFN được sử dụng để nhận dạng điều kiện làm việc của vòng bi trên cơ sở dữ liệu đã được xử lý. Khi tình trạng làm việc của vòng bi 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 vòng bi 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 RBFN để nhận dạng tình trạng làm việc của vòng bi. 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 có độ chính xác và hiệu quả cao.

(2) Sự kết hợp của EMD và RBFN đã nhận dạng thành công tình trạng làm việc và các dạng lỗi hư hỏng của vòng bi và cung cấp một công cụ chẩn đoán thông minh hữu ích các dạng hư hỏng vòng bi. Mạng nơ ron RBFN đã nhận năng lượng của các thành phần tần số dựa trên 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]. N.G. Nikolaou, I.A. Antoniadis, 2002. *Rolling element bearing fault diagnosis using wavelet packets*. NDT & E International, 35, 197-205.
- [2]. S.-D. Wu, P.-H. Wu, C.-W. Wu, J.-J. Ding, C.-C. Wang, 2012. *Bearing Fault Diagnosis Based on Multiscale Permutation Entropy and Support Vector Machine*. Entropy, 14, 1343.
- [3]. Y. Li, M. Xu, R. Wang, W. Huang, 2016. *A fault diagnosis scheme for rolling bearing based on local mean decomposition and improved multiscale fuzzy entropy*. Journal of Sound and Vibration, 360, 277-299.
- [4]. W.Q. Wang, F. Ismail, M. Farid Golnaraghi, 2001. *Assessment Of Gear Damage Monitoring Techniques Using Vibration Measurements*. Mechanical Systems and Signal Processing, 15, 905-922.
- [5]. 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, 673-692.
- [6]. W.J. Staszewski, 1998. *Wavelet Based Compression And Feature Selection For Vibration Analysis*. Journal of Sound and Vibration, 211, 735-760.
- [7]. 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, 903-995.
- [8]. Y. Deng, W. Wang, C. Qian, Z. Wang, D. Dai, 2001. *Boundary-processing-technique in EMD method and Hilbert transform*. Chinese Science Bulletin, 46, 954-960.
- [9]. 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, 3222-3232.