Chẩn đoán hư hỏng hộp giảm tốc sử dụng phương pháp phân tích EMD kết hợp mạng nơ ron BP

Gearbox fault diagnosis using EMD method combinated with BP neural network

Lê Đức Hiếu*, Phạm Minh Hiếu, Hoàng Quang Tuấn

Trường Đại học Công nghiệp Hà Nội

**Email: hieuld@haui.edu.vn; leduchieu1977@gmail.com*
Mobile: 0904252536

Từ khóa:

Chẩn đoán hư hỏng; Hộp giảm tốc; Mạng nơ ron BP; Phương pháp EMD; Tín hiệu rung động.

Tóm tắt

Phương pháp phân tích tín hiệu rung động *EMD* là một phương pháp mới trong xử lý các tín hiệu phi tuyến và không ổn định. Trong bài báo này, phương pháp *EMD* kết hợp với mạng nơ ron *BP* được ứng dụng trong phân tích các tín hiệu rung động và đánh giá tình trạng làm việc của hộp giảm tốc. Đầu tiên, các tín hiệu được rung động được phân tích thành các thành phần *IMFs* bởi phương pháp *EMD*. Sau đó từ một số thành phần *IMFs* đầu tiên được chọn làm các véc tơ đặc tính hư hỏng trội nhất, các véc tơ này chính là đầu vào của mạng nơ ron *BP* để phân loại các hư hỏng của hộp giảm tốc. Kết quả cho thấy phương pháp *EMD* kết hợp mạng nơ ron *BP* đã đánh giá được tình trạng làm việc của hộp giảm tốc một cách hiệu quả và chính xác cao khi được so sánh với các phương pháp khác như *EMD* và *Wavelet packet-BPN*.

Keywords:

BP neural network; EMD method; Fault diagnosis; Gearbox; Vibration signal.

Abstract

The empirical mode decomposition *(EMD)* is a new method for adaptive analysis of nonlinear and nonstationary signals. In this paper, the *EMD* method was combined with the *BP* neural network to analyze the vibration signals and evaluate the working conditions of the gearbox. Firstly, vibration signals are decomposed into some components intrinsic mode functions *(IMFs)* by *EMD* method. Then, the feature vectors are extracted from a number of *IMFs* that contained the most dominant fault information. To identify gearbox fault patterns, the feature vectors could serve as input vectors of *BP* neural network. The analysis results from gearbox vibration signals by *EMD* and *BP* neural network show that the *EMD-BPN* can identify gearbox fault patterns accurately and effectively and is superior to the combination of Wavelet packet with *BPN* and *EMD*.

Ngày nhận bài: 14/7/2018
Ngày nhận bài sửa: 04/9/2018
Ngày chấp nhận đăng: 15/9/2018

1. TỔNG QUAN

Hộp giảm tốc được ứng dụng rộng rãi trong các ngành công nghiệp và trong các phương tiện vận tải. Trong quá trình hộp giảm tốc hoạt động có hư hỏng xảy ra, bao gồm các hư hỏng

của bánh răng và vòng bi, các tín hiệu rung động của hộp giảm tốc sẽ có các đặc tính không ổn định, phi tuyến. Vì vậy làm thế nào để trích xuất thông tin đặc tính hư hỏng từ các tín hiệu rung động không ổn định, phi tuyến là vấn đề nan giải trong chẩn đoán hư hỏng hộp giảm tốc. Do vậy, chẩn đoán hư hỏng của hộp giảm tốc đã được nhiều nhà khoa học nghiên cứu và công bố trên các tạp chí khoa học uy tín [1-3]. Hiện nay, có ba phương pháp chính trong chẩn đoán hư hỏng hộp giảm tốc: phân tích tín hiệu âm thanh, giám sát mảnh vỡ (mạt kim loại) 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: xử lý tín hiệu trong miền thời gian, xử lý tín hiệu trong miền tần số, và xử lý tín hiệu trong miền thời gian-tần số. Trong bài báo này sử dụng phương pháp xử lý tín hiệu trong miền thời gian-tần số để tiền xử lý các tín hiệu rung động của hộp giảm tốc. 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 hộp giảm tốc lại chịu ảnh hưởng của nhiều yếu tố 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 hộp giảm tốc là không ổn định, phi tuyến nên việc xác định các điều kiện làm việc của hộp giảm tốc gặp nhiều khó khăn khi sử dụng các phương pháp truyền thống. Chính vì vậy, một phương pháp phân tích tín hiệu mới *EMD* (Empirical Mode Decomposition) được giới thiệu trong bài báo này giúp chúng ta giải quyết được những hạn chế của các phương pháp truyền thống. Phương pháp phân tích *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 thành phần *IMFs* (Intrinsic Mode Functions) và một phần dư u_n.

Trong nghiên cứu này, phương pháp phân tích *EMD* được ứng dụng để xử lý tín hiệu rung động ban đầu trong quá trình chẩn đoán hư hỏng của hộp giảm tốc. Đầu tiên, tín hiệu rung động của hộp giảm tốc được phân tích bởi *EMD* thành các *IMFs*, sau đó phương pháp en-trô-pi năng lượng *EMD* được giới thiệu để trích xuất đặc tính hư hỏng của các thành phần cấu thành hộp giảm tốc, nó có thể phản ánh được điều kiện làm việc thực tế và các dạng hư hỏng của hộp giảm tốc (bao gồm các hư hỏng của bánh răng và 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 hộp giảm tốc xuất hiện hư hỏng. Để phân loại được các dạng hư hỏng khác nhau của hộp giảm tốc rõ ràng hơn, trong bài báo này, mạng nơ ron *BP* đã được dùng như một bộ phân loại các dạng hư hỏng. 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 hư hỏng *BPN*, sau khi qua bước huấn luyện BPN có thể nhận biết và phân loại được các dạng hư hỏng của hộp giảm tốc. 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 hư hỏng hộp giảm tốc thông qua phương pháp en-trô-pi năng lượng *EMD* kết hợp với *BPN (EMD-BPN)* có khả năng nhận dạng hư hỏng và hiệu quả cao hơn các phương pháp truyền thống.

2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

Phương pháp nghiên cứu được sử dụng trong bài báo này để chẩn đoán hư hỏng của hộp giảm tốc là *EMD-BPN*. Phương pháp phân tích *EMD* và trích xuất véc tơ đặc tính hư hỏng được trình bày ngắn gọn trong mục 2.1 và 2.2.

2.1. Giới thiệu phương pháp phân tích tín hiệu 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. Lặp 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:

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

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:

$$u_1 = x(t) - c_1 \tag{6}$$

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:

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

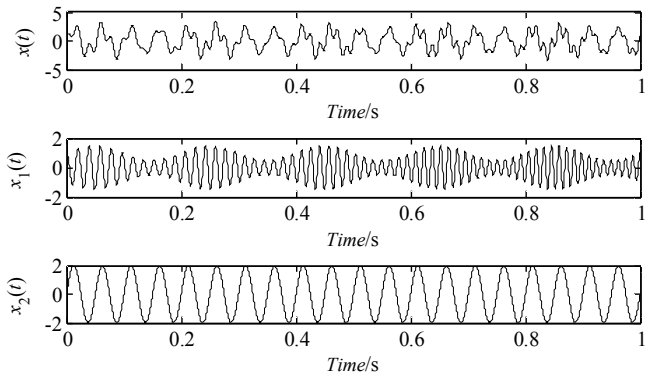
Quá trình phân tích tín hiệu *x(t)* có thể dừng lại khi thỏa mãn điều kiện dừng (*v*) hoặc khi u_n trở thành một hàm đơn điệu và không thể trích xuất thêm *IMF* từ nó nữa. Từ các phương trình (6) và (7) chúng ta có:

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

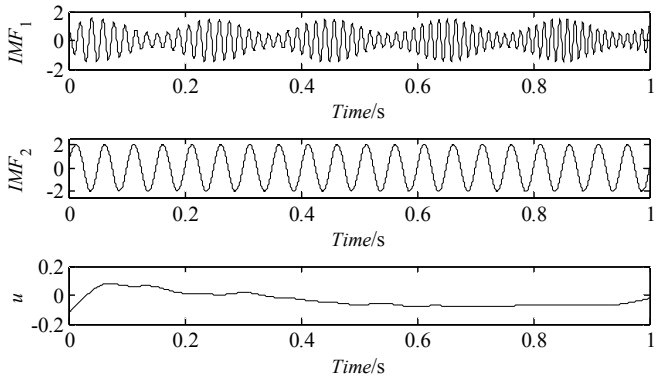
Vì vậy, việc phân tích tín hiệu *x(t)* thành *n-IMFs*, và một phần thặng dư u_n. Các *IMFs* c_1, c_2,…, c_n được tìm ra ở các dải tần khác nhau và được sắp xếp theo thứ tự từ cao đến thấp. Để hiểu rõ hơn về phương pháp *EMD*, ta xét tín hiệu sau:

$$\begin{aligned} x(t) &= x_1(t)+x_2(t) \\ x_1(t) &= \left[1+0.5\sin(10\pi t)\right]\cos\left(100\pi t+30\pi t^2\right) \\ x_2(t) &= 2\sin(40\pi t) \end{aligned} \tag{9}$$

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)



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

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, IMF_2 phù hợp với hình dạng của tín hiệu tương ứng $x_1(t)$, $x_2(t)$. 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 hộp giảm tốc trong chẩn đoán hư hỏng.

2.2. Phương pháp trích xuất véc tơ đặc tính hư hỏng

Khi hộp giảm tốc đang hoạt động với các hư hỏng 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 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,..., 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,…, c_n bao gồm các thành phần tần số khác nhau, $E = \{E_1, E_2, ..., E_n\}$, 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:

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

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

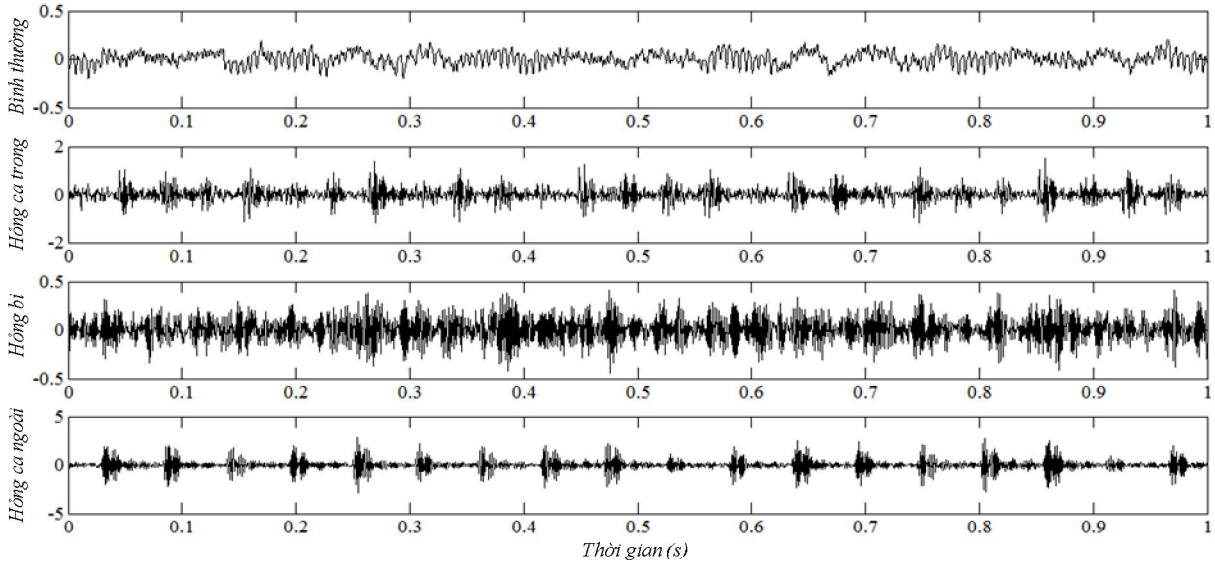
Các tín hiệu rung động của hộp giảm tốc trong các trường hợp được thể hiện trên hình 3a và 3b. Hình 4 là các kết quả phân tích tín hiệu rung động của vòng bi bằng phương pháp *EMD* cho trường hợp ca trong bị hỏng. Khi đó các en-trô-pi năng lượng *EMD* cũng được tìm ra theo bảng 1 và 2.

Bảng 1. Các en-trô-pi năng lượng EMD của các loại tín hiệu hư hỏng của vòng bi

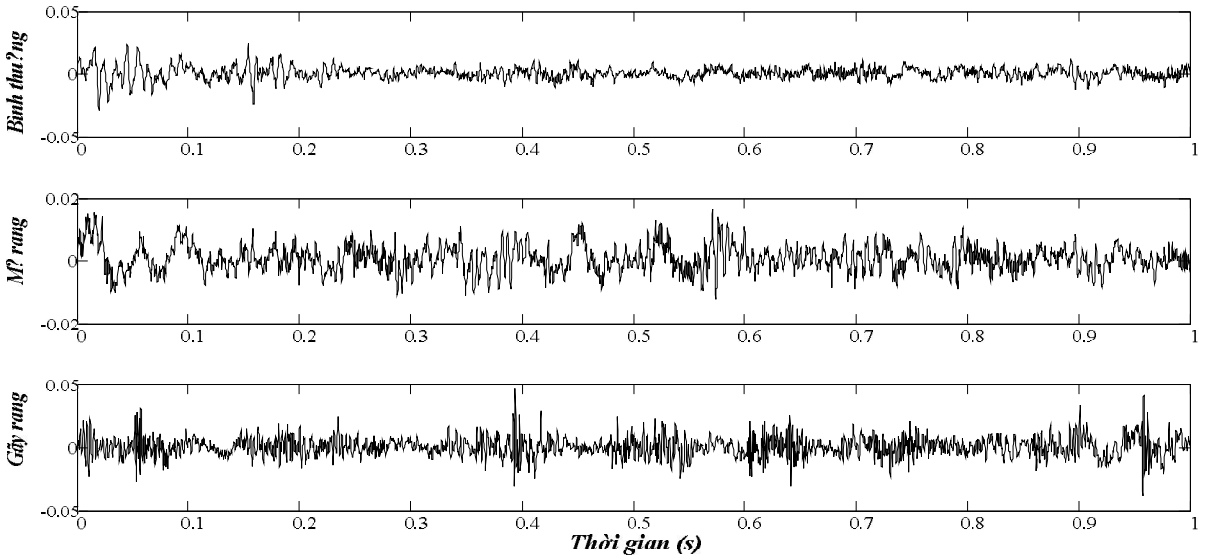
Bình thường	***Hỏng ca ngoài***	***Hỏng bi***	***Hỏng ca trong***
1,8489	1,3817	1,2318	1,1256

Bảng 2. Các en-trô-pi năng lượng EMD của các loại tín hiệu hư hỏng của bánh răng

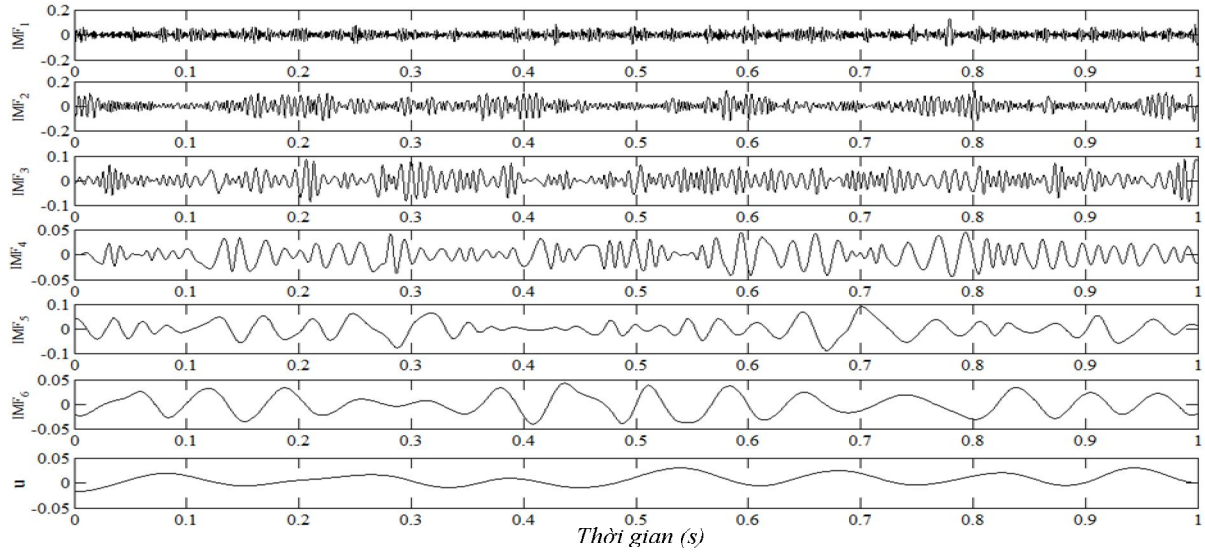
Bình thường	***Mẻ răng***	***Gãy răng***
2,1175	1,8094	1,5553



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



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



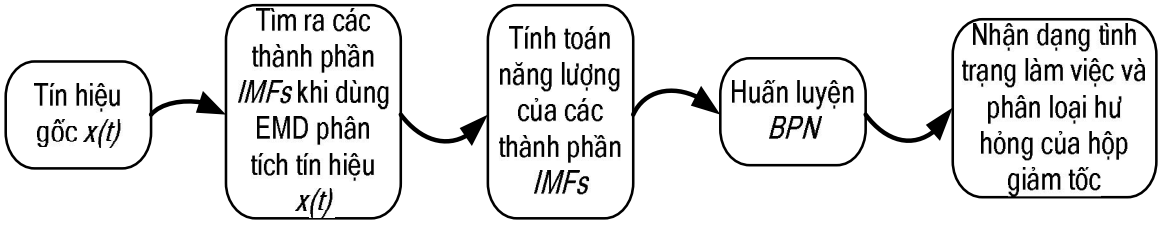
Hình 4. Kết quả phân tích tín hiệu rung động của vòng bi bằng EMD khi hỏng ca trong

Theo bảng 1 và 2, en-trô-pi năng lượng trong trường hợp vòng bi và bánh răng ở trạng thái bình thường là lớn nhất so với các trường hợp còn lại vì khi có hư hỏng xảy ra ở vòng bi hoặc 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 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 hư hỏng của hộp giảm tốc. 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 các loại hư hỏng. Chính vì vậy, việc phân tích, đánh giá điều kiện làm việc của hộp giảm tốc chưa dừng lại ở đây.

2.3. Phương pháp chẩn đoán hư hỏng EMD-BPN

Trong bài báo này tác giả giới thiệu một phương pháp kết hợp giữa xử lý tín hiệu rung động trong miền tời gian - tần số bằng phương pháp phân tích *EMD* kết hợp với nhận dạng và phân loại hư hỏng của hộp giảm tốc bằng mạng nơ ron *BP* (EMD-BPN). Phương pháp *EMD-BPN* được mô tả một cách tổng quát như sau:



Hình 5. Lưu đồ của phương pháp chẩn đoán hư hỏng hộp giảm tốc bằng EMD-BPN

Chẩn đoán hư hỏng của hộp giảm tốc theo phương pháp *EMD-BPN* được thực hiện theo các bước sau:

(1) Chọn các tín hiệu rung động của hộp giảm tốc.

(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 hư hỏng vượt trội nhất và được chọn để làm thông số đặc tính.

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

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

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

$$T = \left[E_1, E_2, ..., E_m\right] \tag{12}$$

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

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

Khi đó:

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

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

(5) Thủ tục huấn luyện một *BPN*. 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: Đối với bánh răng: mẫu 1 - bánh răng bình thường [1 0 0]; mẫu 2 - mẻ răng [0 1 0]; mẫu 3 - gãy răng [0 0 1]; đối với vòng bi: 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 hư hỏng khác nhau của hộp giảm tốc (hư hỏng của bánh răng và vòng bi).

3. ỨNG DỤNG PHƯƠNG PHÁP CHẨN ĐOÁN EMD-BPN

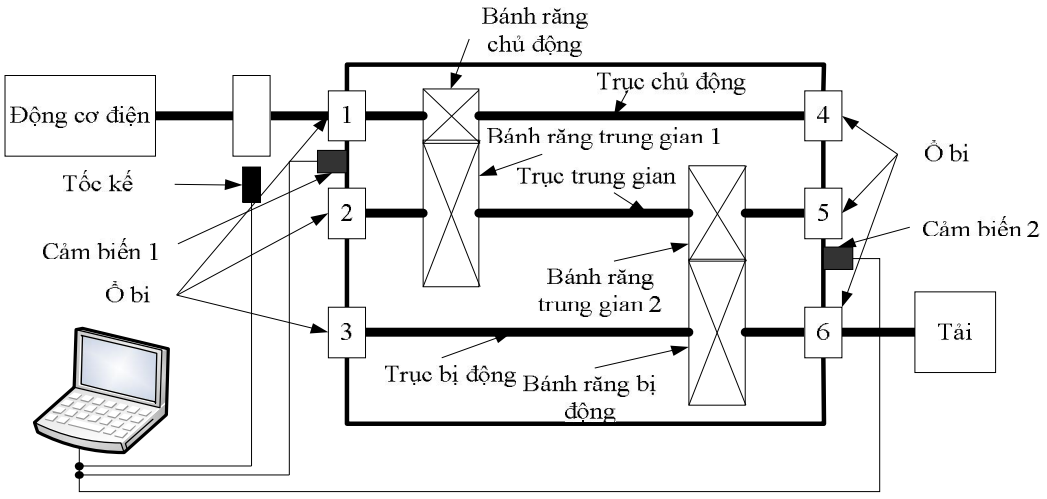
3.1. Thu thập dữ liệu

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 tại trọng thấp và cao với tần số lấy mẫu f_s = 200/3 kHz, các bước lấy mẫu được lặp lại bốn lần. 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) [9]. Các kết quả đo được lưu lại dưới dạng *.text, và dùng tia la-de để tạo ra các hư hỏng trên bề mặt chi tiết. Trong bài báo này, các cặp bánh răng răng thẳng 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 thử nghiệm. 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-BPN*.

3.2. Ứng dụng phương pháp EMD-BPN trong chẩn đoán hư hỏng hộp giảm tốc

Trước tiên, sau khi các tín hiệu gốc được phân tích thành các *IMFs* bởi phương pháp *EMD*, tám hoặc sáu *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,…, c_8; tiếp theo từ các công thức (8), (10) và (14) ta tìm được véc tơ đặc tính hư hỏng *T'*; cuối cùng, các véc tơ đặc tính *T'* của ba trạng thái của bánh răng được chọn làm đầu vào cho bộ *RBFN*. Lớp ẩn gồm có 10 nút mạng và có 3 hoặc 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 *BPN* là 0.12 và mạng được giữ cho đến khi hội tụ. Bằng việc áp dụng mạng nơ ron *BPN* đã được huấn luyện cho các mẫu thử nghiệm, tất cả các mẫu thử nghiệm đã được nhận dạng thành công.

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.



Hình 6. Sơ đồ thí nghiệm [10]

Bên cạnh đó chúng cũng được sắp xếp từ cao đến thấp c_1, c_2,…, 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 *BPN*, quá trình huấn luyện *BPN* được trình bày tương tự trên, kết quả xem trong bảng 3a và 3b.

Bảng 3a. Kết quả chẩn đoán hư hỏng bánh răng theo EMD-BPN 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	*BPN output*
Bình thường	EMD-BPN	0,9133	0,3282	0,1730	0,1207	0,0916	0,0553	0,0358	0,0335	(0,9724; 0,0211; 0,0189)
	Wavelet	0,6745	0,4537	0,3350	0,2491	0,2301	0,2092	0,2058	0,1592	(0,8956; 0,0190; 0,2712)
Mẻ răng	EMD-BPN	0,9383	0,3398	0,0569	0,0270	0,0090	0,0046	0,0030	0,0024	(0,0695; 0,9606; 0,0010)
	Wavelet	0,7735	0,4255	0,3785	0,2730	0,0559	0,0160	0,0076	0,0066	(0,0563; 0,7693; 0,4265)
Gãy răng	EMD-BPN	0,9538	0,2487	0,1500	0,0715	0,0267	0,0205	0,0091	0,0015	(0,0036; 0,0022; 0,9578)
	Wavelet	0,5838	0,4502	0,4415	0,3568	0,2750	0,2200	0,0692	0,0645	(0,0785; 0,3980; 0,7587)

Bảng 3b. Kết quả chẩn đoán hư hỏng vòng bi theo EMD - BPN hoặc wavelet packet

Tín hiệu	*Phương pháp xử lý*	E_1	E_2	E_3	E_4	E_5	E_6	*BPN output*
Bình thường	EMD - BPN	0,9168	0,3238	0,1735	0,1256	0,0912	0,0560	(0,9724; 0,0211; 0,0187; 0,0128)
	Wavelet	0,6749	0,4567	0,3421	0,2487	0,2313	0,2089	(0,8956; 0,0190; 0,2712; 0,1145)
Hỏng ca trong	EMD - BPN	0,9456	0,3398	0,0569	0,0270	0,0090	0,0046	(0,0795; 0,9606; 0,0010; 0,0187)
	Wavelet	0,7735	0,4255	0,3785	0,2730	0,0559	0,0160	(0,0663; 0,7693; 0,4165; 0,3475)
Hỏng bi	EMD - BPN	0,9376	0,2896	0,1289	0,0275	0,0089	0,0032	(0,0845; 0,0086; 0,9506; 0,0256)
	Wavelet	0,6870	0,3562	0,2098	0,1309	0,0575	0,0098	(0,0583; 0,4005; 0,7583 0,3520)
Hỏng ca ngoài	EMD - BPN	0,9638	0,2587	0,1560	0,0717	0,0268	0,0210	(0,0036; 0,0042; 0,0058; 0,9478)
	Wavelet	0,5938	0,4612	0,4515	0,3668	0,2780	0,2219	(0,0785; 0,3780; 0,3006; 0,7787)

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 hộp giảm tốc. Theo bảng 3a và 3b có thể thấy rằng phương pháp *EMD-BPN* tốt hơn phương

pháp wavelet packet có sự hỗ trợ của *BPN,* độ chính xác trung bình của phương pháp *EMD-BPN* đạt 95,80%. 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 của hộp giảm tốc.

4. KẾT LUẬN

Do đặc tính không ổn định của các tín hiệu hư hỏng bánh răng, một phương pháp chẩn đoán hư hỏng dựa trên phương pháp *EMD* và *BPN* 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, *BPN* được sử dụng để nhận dạng điều kiện làm việc của hộp giảm tốc trên cơ sở dữ liệu đã được xử lý. Khi tình trạng làm việc của hộp giảm tốc 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 hộp giảm tốc 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 bộ phân loại *BPN* để nhân dạng tình trạng làm việc của hộp giảm tốc. 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 *BPN* đã nhận dạng thành công tình trạng làm việc và các dạng hư hỏng của bánh răng và cung cấp một công cụ chẩn đoán thông minh, hữu ích các dạng hư hỏng của hộp giảm tốc (bánh răng và ổ bi).

(3) Mạng nơ ron *BP* đã nhận các véc tơ entropi năng lượng của các thành phần tần số dựa trên phương pháp *EMD* làm các đặc tính đầu vào có khả năng nhận dạng và phân loại hư hỏng của hộp giảm tốc (độ chính xác trung bình 95,80%) cao hơn so với dựa vào phân tích wavelet packet (độ chính xác trung bình 80,04%).

LỜI CẢM ƠN

Nhóm tác giả cảm ơn sự hỗ trợ của Trường Đại học Công nghiệp Hà Nội trong nghiên cứu.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1]. N.G. Nikolaou, I.A. Antoniadis, Rolling element bearing fault diagnosis using wavelet packets, *NDT & E International*, 35 (2002) 197-205.

[2]. S.-D. Wu, P.-H. Wu, C.-W. Wu, J.-J. Ding, C.-C. Wang, Bearing Fault Diagnosis Based on Multiscale Permutation Entropy and Support Vector Machine, *Entropy*, 14 (2012) 1343.

[3]. Y. Li, M. Xu, R. Wang, W. Huang, A fault diagnosis scheme for rolling bearing based on local mean decomposition and improved multiscale fuzzy entropy, *Journal of Sound and Vibration*, 360 (2016) 277-299.

[4]. W.Q. Wang, F. Ismail, M. Farid Golnaraghi, Assessment Of Gear Damage Monitoring Techniques Using Vibration Measurements, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 15 (2001) 905-922.

[5]. W.J. Staszewski, K. Worden, G.R. Tomlinson, Time–Frequency Analysis In Gearbox Fault Detection Using The Wigner–Ville Distribution And Pattern Recognition, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 11 (1997) 673-692.

[6]. W.J. Staszewski, Wavelet Based Compression And Feature Selection For Vibration Analysis, *Journal of Sound and Vibration*, 211 (1998) 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, 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.

[8]. Y. Deng, W. Wang, C. Qian, Z. Wang, D. Dai, Boundary-processing-technique in EMD method and Hilbert transform, *Chinese Science Bulletin*, 46 (2001) 954-960.

[9]. D. Le, J. Cheng, Y. Yang, T. Tran, V. Pham, 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.

[10]. Lê Đức Hiếu, Ứng dụng phương pháp En-trô-pi năng lượng EMD trong chẩn đoán hư hỏng bánh răng có sự hỗ trợ của mạng nơ ron, *Tạp chí Khoa học và Công nghệ - Đại học Công nghiệp Hà Nội*, 43 (2017) 5.