

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

**TS. Lê Đức Hiếu**

*Khoa Công nghệ Ô tô - Đại học Công nghiệp Hà Nội*

*leduchieu77@gmail.com*

**TÓM TẮT**

B à b áo n ày tr ình b ày m ột phương pháp chẩn đoán hư hỏng của bánh răng kết hợp giữa en-trô-pi năng lượng EMD v à mạng nơ ron ANN. Đầu ti ẽn, t ãn hi ệu gốc đ ược ph ãn t ích th ành c ách th ành phãn *IMFs* bởi phương pháp EMD, sau đ ó theo kh á ni ệm của en-trô-pi năng lượng EMD thiết lập đ ược các v ẽc t ơ đ ặc t ính hư hỏng từ m ột số *IMFs* đầu ti ẽn ch ứa c ách th ông tin l ỗi tr ội nh ất. Do đ ó, đ ể nh ận đ ạng các hư hỏng của bánh răng, các v ẽc t ơ đ ặc t ính đ ược ch ọn làm các v ẽc t ơ đ ầu v ào của mạng nơ ron ANN. Các kết quả ph ãn t ích từ c ách t ãn hi ệu rung đ ộng của bánh răng (Bình thường, M ẻ răng, và Gãy răng) bằng phương pháp kết hợp giữa EMD v à ANN chỉ ra rằng phương pháp này có thể nh ận đ ạng ch ình x ác, hi ệu quả các hư hỏng bánh răng và tốt hơn vi ệc kết hợp giữa wavelet packet v ới ANN.

**Từ kh óa:** *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. Firtly, 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 indentify 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 wavlete packet with ANN.

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

**1. TỔNG QUAN NGHIÊN CỨU**

Bánh răng là th ành phãn quan trọng trong các cơ cấu máy chuyển đ ộng quay, ch úng đ ược ứng dụng rộng r ãi trong c ách ngành công nghiệp và trong các phương tiện vận tải. Trong qu á tr ình bánh răng hoạt đ ộng có hư hỏng xảy ra, c ách t ãn hi ệu rung đ ộng của bánh răng sẽ có các đ ặc t ính kh ông ổn đ ịnh, v à l àm thế nào đ ể tr ích xuất th ông tin đ ặc t ính l ỗi từ c ách t ãn hi ệu rung đ ộng kh ông ổn đ ịnh là v ấn đ ề nan giải trong chẩn đoán lỗi bánh răng. V ì vậy, chẩn đoán lỗi của bánh răng đã đ ược nghi ẽn cứu [1, 2]. Hi ện nay, có ba phương pháp chính trong chẩn đoán lỗi bánh răng: phân tích t ãn hi ệu âm, gi áms ách m ảnh v ỡ (mạt) và phân tích rung đ ộng [3]. Trong đ ó, phương pháp phân tích t ãn hi ệu rung đ ộng đ ược sử dụng rộng rãi hơn cả. Trong ph ãn t ích t ãn hi ệu rung đ ộng, hi ện nay hay sử dụng các phương pháp như: phân tích tần số, ph ãn t ích thời gian, v à ph ãn t ích thời gian-tần số. Trong b à b áo n ày sử dụng phương pháp ph ãn t ích thời gian-tần số đ ể ti ẽn xử lý c ách t ãn hi ệu rung đ ộng của bánh răng. Trong mi ền thời gian-tần số đã có nh ững nghi ẽn cứu như: bi ến đ ổi nhanh Fourier, ph ãn b ỏ Wigner-Ville v à ph ãn t ích Wavelet [4, 5]. Nhưng các phương pháp đ ó có nhi ều hạn chế như: chỉ áp dụng cho c ách t ãn hi ệu tuyến t ính, kh ông phải là phương pháp xử lý t ãn hi ệu tự th ích nghi. Hơn nữa, c ách t ãn hi ệu rung đ ộng của bánh răng lại ch ịu ảnh hưởng của nhi ều ảnh hưởng phi tuyến: tải trọng, khe hở, ma sát, đ ộ cứng bề mặt... Tóm lại, trong điều kiện l àm vi ệc tổng qu á c ách t ãn hi ệu rung đ ộng của các bánh răng là kh ông ổn đ ịnh, phi tuyến n ên vi ệc xác đ ịnh các điều kiện l àm vi ệc

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 entropy năng lượng EMD được giới thiệu, nó có thể phản ánh được điều kiện làm việc thực tế và các dạng hư hỏng của bánh răng. Các entropy 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 entropy 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 entropy 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*, giá trị  $h_1$  là tín hiệu gốc  $x(t)$  và lặp lại các bước từ (1) – (3) 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:

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

Ở đ à y,  $D_k$  nhò hơn một gi á trị định trướ c, thông thường  $D_k$  ó gi á trị từ 0.2 đén 0.3.

(5) Cuối c ù ng, t ách  $c_1$  từ  $x(t)$ , chúng ta ó

$$r_1 = x(t) - c_1 \quad (6)$$

$u_1$  đượ c coi là dữ liệ u gố c, v à bằng việ c l à p lại c á c qu á tr ì nh xử lý ở tr ê n, th à nh phần  $IMF$  thứ hai  $c_2$  của  $x(t)$  ó thể đượ c tìm ra. Đề qu á tr ì nh tr ê n l à p lại  $n$  lần, cho đén khi  $n-IMFs$  của t ñ ã hiệ u  $x(t)$  đượ c tìm ra, khi đ ó ta ó:

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

Qu á tr ì nh phân t ích t ñ ã hiệ u  $x(t)$  ó thể đứ ng lại khi thò a m à n điề u kiệ n đứ ng (5) hoặ c khi  $u_n$  trở th à nh một hàm đò n điệ u v à khò ng thể tr ích xuất th à m  $IMF$  từ nó nữa. Từ c á c phương tr ì nh (6) v à (7) chúng ta ó:

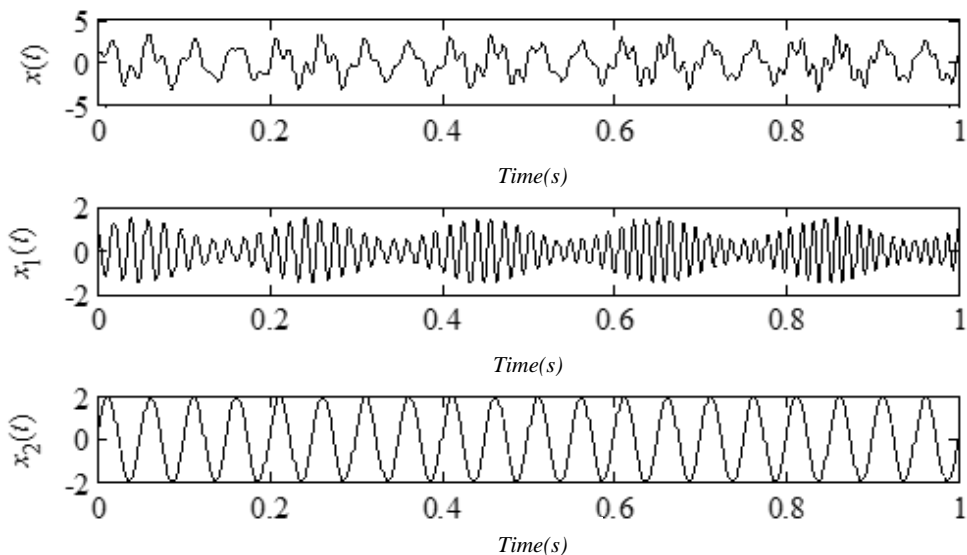
$$x(t) = \sum_{j=1}^n c_j + u_n \quad (8)$$

V ì v à y, việ c phân t ích t ñ ã hiệ u  $x(t)$  th à nh  $n-IMFs$ , v à một phần th à ng dư  $u_n$ . C á c  $IMFs$   $c_1, c_2, \dots, c_n$  đượ c tìm ra ở c á c d à i tần kh á c nhau v à đượ c sắp xếp theo thứ tự từ cao đén th à p. Đề hiệ u rõ hơn về phương pháp EMD, ta xét t ñ ã hiệ u sau:

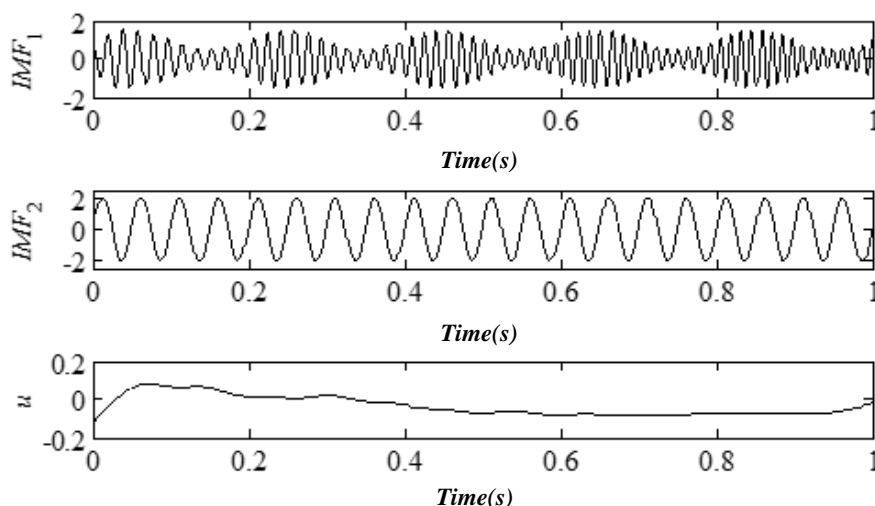
$$x(t) = x_1(t) + x_2(t) \quad (9)$$

Vớ i  $x_1(t) = [1 + 0.5 \sin(10\pi t)] \cos(100\pi t + 30\pi t^2)$ ;  $x_2(t) = 2 \sin(40\pi t)$ .

Dạng t ñ ã hiệ u  $x(t)$  đượ c thể hiệ n trong h ì nh 1, kết quả phân t ích t ñ ã hiệ u  $x(t)$  bởi phương pháp EMD xem h ì nh 2.



H ì nh 1. Dạng t ñ ã hiệ u  $x(t)$



H ãnh 2. K ẽt quả ph ãn t ãch t ãn hi ẽu  $x(t)$  bởi EMD

Theo h ãnh 2 k ẽt quả chỉ ra rằng t ãn hi ẽu  $x(t)$  đ ược ph ãn t ãch th ành c ách  $IMF_1$ ,  $IMF_2$  v à ph ãn dư  $u$ . Dạng t ãn hi ẽu của  $IMF_1$  v à  $IMF_2$  ph ù h ợp v ớì h ãnh dạng của t ãn hi ẽu tương úng  $x_1(t)$  v à  $x_2(t)$ . Từ k ẽt quả minh h ọa ở tr ên b ằng ph ư ơng ph áph EMD, ph ư ơng ph áph này có th ẽ dùng đ ể ph ãn t ãch c ách dạng t ãn hi ẽu rung đ ộng của b ánh r ẽng trong ch ấn đ ạon hư h ồng.

## 2.2 En-tr ơ-pi năng l ư ợng EMD

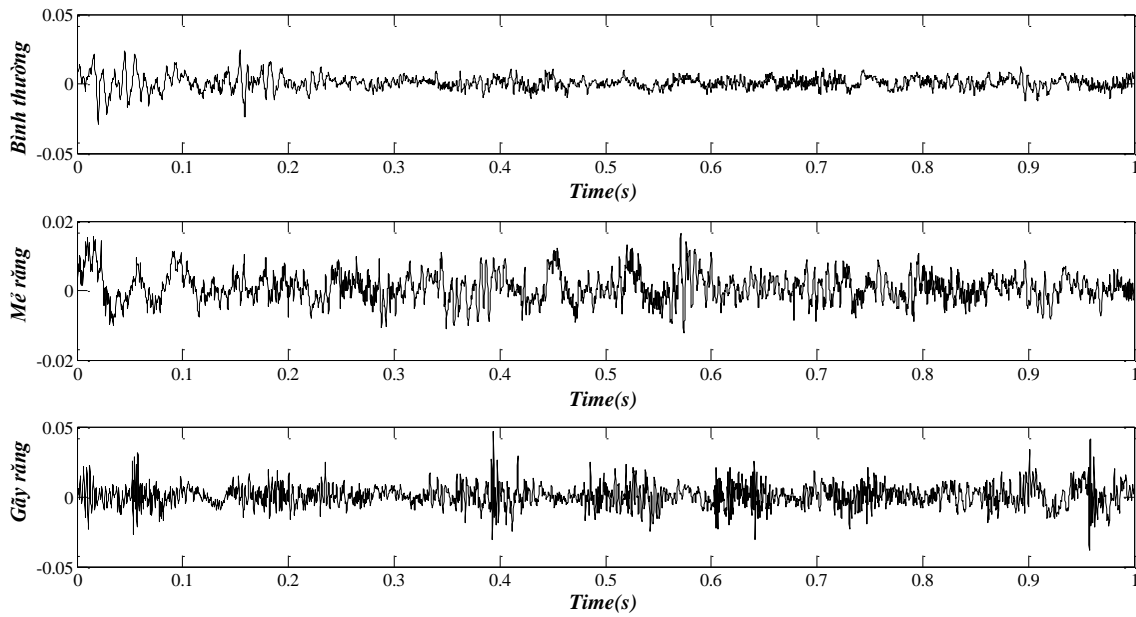
Khi b ánh r ẽng đ ạng ho àt đ ộng v ớì c ách l ỗi kh ách nhau, th ì c ách th ành ph ần t ần số c ộng h ưởng tương úng đ ược tạo ra trong c ách t ãn hi ẽu rung đ ộng, v à ở đ ó năng l ư ợng của t ãn hi ẽu rung đ ộng l ỗi thay đ ổi v ớì sự ph ãn b ố t ần số. Đ ể minh h ọa cho tr ường h ợp thay đ ổi này nh ư đ ề c ập ở tr ên, ph ư ơng ph áph en-tr ơ-pi năng l ư ợng EMD đ ược tr ãnh b ầy trong b ài b ách n ày.

N ếu  $n$   $IMFs$  v à m ột ph ần dư  $u_n$  đ ược t ãm ra bởi ph ư ơng ph áph EMD đ ể ph ãn t ãch t ãn hi ẽu rung đ ộng  $x(t)$  của b ánh r ẽng, ở đ ó năng l ư ợng của  $n$   $IMFs$  theo thứ tự l ần l ượ 1 à  $E_1, E_2, \dots, E_n$ . Sau đ ó, theo t ãnh tr ực gi ạo của sự ph ãn t ãch EMD – đ ã đ ược tr ãnh b ầy trong t ầ li ẽu tham kh ẢO số [6], t ổng năng l ư ợng của  $n$   $IMFs$  b ằng t ổng năng l ư ợng của t ãn hi ẽu g ố ớ  $x(t)$  khi ph ần dư  $u_n$  đ ược b ỏ qua. Khi đ ó c ách  $IMFs$   $c_1, c_2, \dots, c_n$  bao g ồm c ách th ành ph ần t ần số kh ách nhau,  $E = \{E_1, E_2, \dots, E_n\}$ , tạo n ên sự ph ãn b ố năng l ư ợng trong mi ền t ần số của t ãn hi ẽu rung đ ộng b ánh r ẽng, sau đ ó en-tr ơ-pi năng l ư ợng EMD tương úng đ ược đ ãnh ngh ãa nh ư sau:

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

Trong đ ó  $p_i = E_i / E$  l à ph ần tr ăm năng l ư ợng của  $c_i$  trong t ồ ãn b ộ năng l ư ợng ( $E = \sum_{i=1}^n E_i$ ).

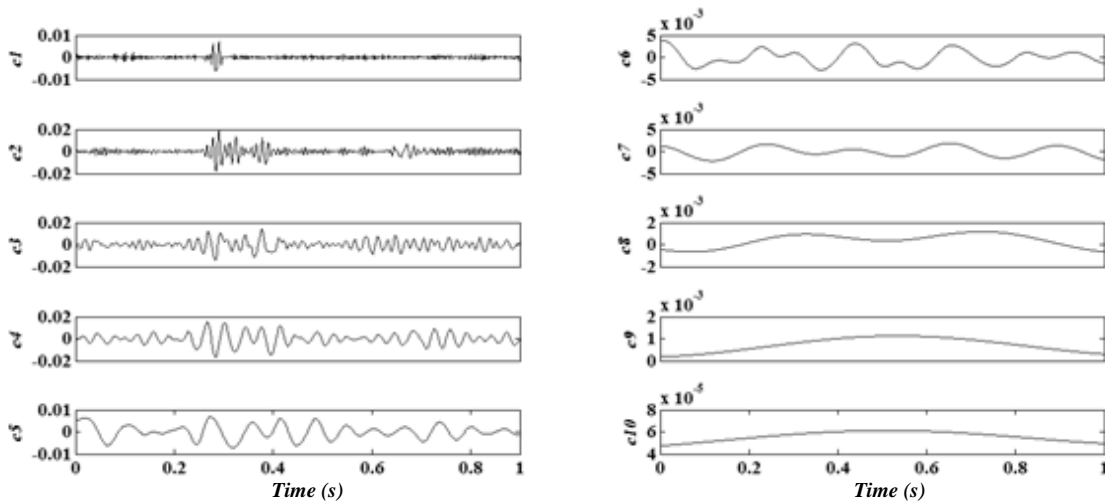
C ách t ãn hi ẽu rung đ ộng của b ánh r ẽng trong c ách tr ường h ợp: b ình th ường, m ẽ r ẽng v à g ấ r ẽng đ ược th ẽ hi ẽn tr ên h ãnh 3. H ãnh 4 l à c ách k ẽt quả ph ãn t ãch t ãn hi ẽu rung đ ộng của b ánh r ẽng b ằng ph ư ơng ph áph EMD cho tr ường h ợp r ẽng bị m ẽ. Khi đ ó c ách en-tr ơ-pi năng l ư ợng EMD cũng đ ược t ãm ra theo b ảng 1.



H ình 3. Các dạng t ùn hi ệ u rung ñ ộng của bánh răng

B à ng 1. Các en-tr ộ-pi năng lượng EMD của các loại t ùn hi ệ u lỗi khác nhau

<i>Bình thường</i>	<i>Mẻ răng</i>	<i>Gãy răng</i>
2.1175	1.8094	1.5553



H ình 4. K ết quả phân t ích t ùn hi ệ u rung ñ ộng của bánh răng bằng EMD khi răng bị mẻ ở tần số 40Hz

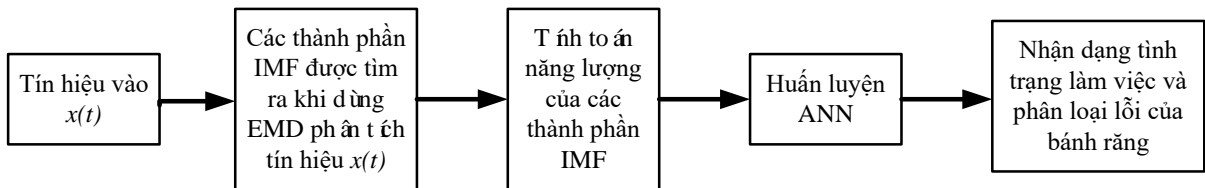
Theo bảng 1, en-tr ộ-pi năng lượng trong trường hợp bánh răng bình thường là lớn nhất so với các trường hợp còn lại vì khi có lỗi xảy ra ở bánh răng, thì các thành phần tần số cộng hưởng tương ứng được tạo ra, do đó, en-tr ộ-pi năng lượng có thể giảm bởi vì năng lượng phân bố chủ yếu trong dải tần cộng 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-tr ộ-pi năng lượng lúc đấy có thể là nhỏ nhất.

Từ việc phân tích trên cơ sở en-tr ộ-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-tr ộ-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  $IMFs$  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 trưng.
- (3) Tính năng lượng tổng  $E_i$  của  $m$   $IMFs$  đầu tiên;

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

- (4) Xây dựng véc tơ năng lượng đặc trưng  $T$

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

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 trưng.

- (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.

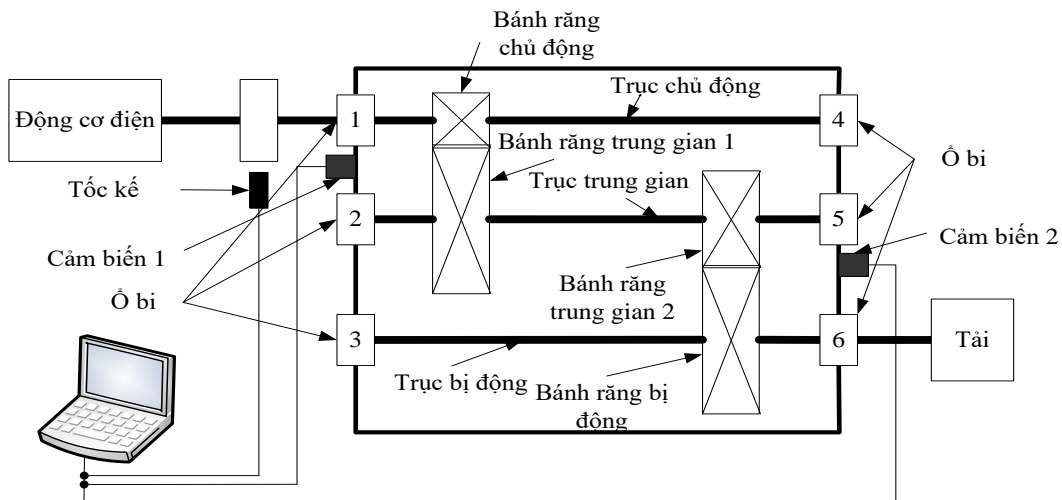
#### 4. ỨNG DỤNG

##### 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 *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  $c_1, c_2, \dots, c_8$ ; tiếp theo từ các công thức (8), (10) và (14) ta tìm được các vectơ đặc tính lỗi  $T'$ ; cuối cùng, các vectơ đặc tính  $T'$  của ba trạng thái của bánh răng được chọn làm đầu vào cho bộ ANN. Lớp ẩn gồm 20 nơ nơ 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 nơ nơ, lớp ẩn có 20 nơ nơ 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 nơ 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

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 vectơ đặc tính để huấn

luyện cho ANN, qu á tr ình hu àn luyện ANN ðược trình bày tương tự tr ên, kết quả xem trong bảng 2.

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

T ãn hiệu	Phương pháp xử lý	$E_1$	$E_2$	$E_3$	$E_4$	$E_5$	$E_6$	$E_7$	$E_8$	ANN output
<b>B ãnh thường</b>	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)
<b>Mẻ răng</b>	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)
<b>Gãy răng</b>	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)

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 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, 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, 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, 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, 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, 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, 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, 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, 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.