

ĐẠI HỌC QUỐC GIA TP. HỒ CHÍ MINH
TRƯỜNG ĐẠI HỌC BÁCH KHOA

TRẦN QUANG THỊNH

**NHẬN DẠNG KHUYẾT TẬT Ổ BI DỰA TRÊN ANFIS VÀ
GIẢI PHÁP XỬ LÝ DÒNG DỮ LIỆU TỪ CẢM BIẾN**

Ngành: Cơ Kỹ thuật

Mã số ngành: 62520101

TÓM TẮT LUẬN ÁN TIẾN SĨ

TP. HỒ CHÍ MINH - NĂM 2023

Công trình được hoàn thành tại **Trường Đại học Bách Khoa – ĐHQG-HCM**

Người hướng dẫn 1: TS. Nguyễn Sỹ Dũng

Người hướng dẫn 2: GS. TS. Ngô Kiều Nhi

Phản biện độc lập 1:

Phản biện độc lập 2:

Phản biện 1:

Phản biện 2:

Phản biện 3:

Luận án sẽ được bảo vệ trước Hội đồng đánh giá luận án họp tại

.....
.....

vào lúc giờ ngày tháng năm

Có thể tìm hiểu luận án tại thư viện:

- Thư viện Trường Đại học Bách Khoa – ĐHQG-HCM
- Thư viện Đại học Quốc gia Tp.HCM
- Thư viện Khoa học Tổng hợp Tp.HCM

CHƯƠNG 1 TỔNG QUAN

1.1 Nhận dạng khuyết tật và giám sát tình trạng máy

Nhận dạng khuyết tật trên ổ bi bao gồm kiểm tra và kết luận về việc có hay không sự hiện diện khuyết tật, xác định vị trí xuất hiện khuyết tật nếu có, và xác định mức độ hư hỏng tại các vị trí xuất hiện khuyết tật này.

Giám sát tình trạng là việc đo các thông số cụ thể của máy móc trong quá trình vận hành, chẳng hạn như dao động, và chú ý đến bất kỳ sự thay đổi đáng kể nào của chúng có thể là dấu hiệu của hỏng hóc hoặc sự cố sắp xảy ra.

1.2 Một số giải pháp nhận dạng khuyết tật

Có hai nhóm giải pháp tiếp cận trong công tác nghiên cứu về giám sát sức khỏe máy móc: nhóm mô hình và nhóm phi cấu trúc hay nhóm các phương pháp dẫn động số [3]. Trong nhóm mô hình, sự phát hiện khuyết tật trong cơ hệ được dựa vào kết quả nghiên cứu trên mô hình tương ứng của cơ hệ. Ở nhóm phi cấu trúc, các thuật toán được xây dựng trên cơ sở đã xác lập được tập dữ liệu đo phản ánh ứng xử động lực học cơ hệ. Khuyết tật xuất hiện sẽ làm thay đổi đặc tính dao động của cơ hệ. Đây là các dấu hiệu để nhận biết khuyết tật [4].

1.3 Các nghiên cứu liên quan

Xu hướng mới trong quản lý và giám sát tình trạng kỹ thuật của hệ thống dựa trên các luồng dữ liệu đo dạng dữ liệu lớn và các mô hình dẫn động số bằng cách sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo (ANN), logic mờ (FL) hoặc hệ thống suy diễn nơ-ron-mờ thích nghi (ANFIS) [4a, 6a, 28-32] đã được triển khai với một tương lai đầy hứa hẹn. Hạn chế của các phương pháp trong [4a, 6a, 28-32] là không có các giải pháp trực tuyến đối với tiền xử lý dữ liệu và trích xuất đặc trưng. Bên cạnh đó, chi phí tính toán cũng chưa được chú ý và tính toán một cách thỏa đáng.

1.4 Nhận xét và kết luận

Trong hai nhóm giải pháp xây dựng hệ thống giám sát tình trạng của ổ bi, nhược điểm của nhóm mô hình là không xây dựng được mô hình khuyết tật của

ổ bi và mô hình ổ bi có khuyết tật sử dụng trong các ứng dụng nhận dạng trực tuyến khuyết tật theo thời gian thực. Ngược lại, nhóm phi cấu trúc được xây dựng dựa trên tập dữ liệu đo phản ánh ứng xử động lực học của cơ hệ. Vì vậy, nhóm này hoàn toàn phù hợp với các ứng dụng nhận dạng trực tuyến khuyết tật của ổ bi. Một số vấn đề cần giải quyết là làm thế nào để lọc nhiễu trực tuyến và trích xuất các thông tin hữu ích từ dữ liệu đo nhằm gia tăng độ chính xác của các mô hình nhận dạng khuyết tật. Đồng thời cần phát triển các công cụ toán nhằm gia tăng độ chính xác và giảm chi phí tính toán.

1.5 Giới thiệu luận án

1.5.1 Tính cấp thiết của đề tài nghiên cứu

Ổ bi là một trong những bộ phận được sử dụng rộng rãi nhất trong các loại máy móc công nghiệp. Là một thành phần quan trọng của máy, ổ bi chịu phần lớn tải trọng trong quá trình máy móc vận hành. Ổ bi bị hư hỏng sẽ phát sinh các vấn đề nghiêm trọng, dẫn đến giảm hiệu quả sản xuất và gây thiệt hại lớn về kinh tế. Do đó, để đảm bảo an toàn trong quá trình khai thác và sử dụng, cần thiết phải xây dựng hệ thống nhận dạng trực tuyến khuyết tật và giám sát tình trạng kỹ thuật cho các bộ phận của máy, trong đó có ổ bi.

1.5.2 Mục đích nghiên cứu

Mục đích của luận án là nghiên cứu và đề xuất các giải thuật để nhận dạng khuyết tật của bi, đồng thời triển khai hệ thống thí nghiệm kiểm chứng hiệu quả của các giải thuật được đề xuất, làm cơ sở để xây dựng bộ giám sát trực tuyến tình trạng kỹ thuật của ổ bi trong các loại máy móc công nghiệp.

1.5.3 Đối tượng và phạm vi nghiên cứu

Đối tượng nghiên cứu của luận án là nhận dạng khuyết tật của các loại ổ bi sử dụng rộng rãi trong các máy công nghiệp. Thực tế có rất nhiều loại hư hỏng khác nhau xuất hiện khi ổ bi quay như nứt vỡ, tróc bề mặt, dính bề mặt, v.v... Các hư hỏng này có thể xuất hiện dưới dạng hư hỏng đơn hoặc nhiều hư hỏng cùng xuất hiện (đa khuyết tật). Đề tài này tập trung vào nhận dạng khuyết tật của ổ bi với các hư hỏng đơn xuất hiện trong quá trình ổ bi làm việc.

1.5.4 Phương pháp nghiên cứu

Luận án được thực hiện dựa trên phương pháp lý thuyết kết hợp với phương pháp thực nghiệm khoa học.

1.5.5 Ý nghĩa khoa học và thực tiễn của đề tài nghiên cứu

- Đề xuất ba giải thuật mới có tính khả thi cao để nhận dạng khuyết tật của ổ bi dựa trên các công cụ trí tuệ nhân tạo và dữ liệu đo từ cảm biến.
- Chủ động nghiên cứu, từng bước xây dựng và làm chủ công nghệ giám sát tình trạng kỹ thuật của ổ bi khi máy móc vận hành nhằm đảm bảo an toàn, nâng cao hiệu suất, giảm thời gian và chi phí bảo trì máy móc.

1.5.6 Đóng góp mới của luận án

Luận án có những đóng góp mới như sau:

- Đề xuất giải thuật ASSBDIM nhận dạng trực tuyến khuyết tật ổ bi dựa trên phân tích phổ đơn, lọc thưa và hệ thống suy diễn nơron - mờ thích nghi (ANFIS).
- Kế thừa và phát triển giải thuật ASSBDIM, đề xuất giải thuật mới có tên BFDM nhận dạng khuyết tật của ổ bi dựa trên phân tích phổ đơn, xây dựng véc tơ đặc trưng và mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) - khung sườn cấu thành ANFIS.
- Tiếp tục mở rộng và phát triển hai giải thuật ở trên để đề xuất giải thuật mới ANFIS-BFDM dựa trên phân tích phổ đơn, giải pháp thích ứng miền, lọc nhiễu xung và ANFIS.
- Xây dựng và triển khai hệ thống thí nghiệm đo dữ liệu dao động của ổ bi để kiểm chứng các giải thuật đề xuất.

1.5.7 Bố cục luận án

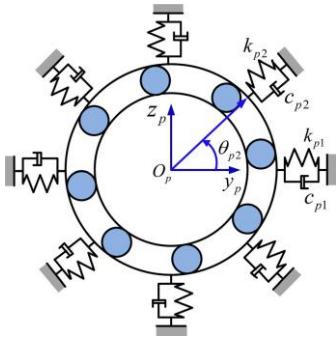
Luận án được tổ chức như sau:

Chương 1 nghiên cứu tổng quan về nhận dạng khuyết tật và giám sát tình trạng máy. **Chương 2** trình bày ngắn gọn cơ sở lý thuyết liên quan đến động lực học ổ bi, các bài toán trong nhận dạng khuyết tật ổ bi và ANFIS với vai trò là một

công cụ trong nhận dạng khuyết tật cơ hệ. **Chương 3** mô tả chi tiết các đóng góp mới của luận án gồm ba giải thuật đề xuất để nhận dạng khuyết tật ổ bi và hệ thống thí nghiệm kiểm chứng. **Chương 4** trình bày các kết quả nhận được của các giải thuật đề xuất dựa trên dữ liệu đo dao động của gối đỡ ổ bi từ cảm biến. **Chương 5** kết luận và hướng phát triển.

CHƯƠNG 2 CƠ SỞ LÝ THUYẾT

2.1 Bài toán thuận trong nhận dạng khuyết tật ổ bi



Hình 2.6 Tương tác giữa vòng ngoài và gối đỡ ổ bi

Mô hình động lực học của hệ thống rôto - ổ bi được xây dựng theo [68]. Tương tác giữa vòng ngoài và gối đỡ ổ bi như Hình 2.6 [68]. Vòng ngoài được liên kết với gối đỡ bằng \$N_p\$ lò xo và \$N_p\$ giảm chấn. Độ cứng của lò xo thứ \$i\$ là \$k_{pi}\$ và hệ số giảm chấn của giảm chấn thứ \$i\$ là \$c_{pi}\$. Khi thu thập dữ liệu đo rung động của ổ bi, cảm biến được đặt vuông góc với trục quay ổ bi. Do đó,

chúng tôi chỉ khảo sát chuyển động của gối đỡ theo phương \$y\$ và phương \$z\$.

Phương trình động lực học của gối đỡ ổ bi:

$$\begin{cases} m_p \ddot{y} + c_{py} \dot{y} + k_{py} y = \sum_{i=1}^{N_p} \left[k_{pi} (y \cos \theta_{pi} + z \sin \theta_{pi} - r_{rp}) + c_{pi} (\dot{y} \cos \theta_{pi} + \dot{z} \sin \theta_{pi}) \right] \cos \theta_{pi} \\ m_p \ddot{z} + c_{pz} \dot{z} + k_{pz} z = \sum_{i=1}^{N_p} \left[k_{pi} (y \cos \theta_{pi} + z \sin \theta_{pi} - r_{rp}) + c_{pi} (\dot{y} \cos \theta_{pi} + \dot{z} \sin \theta_{pi}) \right] \sin \theta_{pi} \end{cases} \quad (2.25)$$

Có hai loại bài toán ứng dụng trong nhận dạng khuyết tật của cơ hệ. Thứ nhất là bài toán giải và phân tích các phương trình vi phân chuyển động của cơ hệ dựa trên mô hình xây dựng với các trường biến chưa biết hay còn gọi là bài toán thuận, nhằm nghiên cứu ứng xử của cơ hệ khi xuất hiện (đã biết) hư hỏng. Thứ

hai là bài toán chẩn đoán khuyết tật, thực chất là một bài toán ngược, nhằm mục đích phát hiện hư hỏng trong cơ hệ dựa trên số liệu đo đạc về ứng xử của nó.

Trong quá trình ổ bi quay, có nhiều loại hư hỏng xuất hiện với các mức độ khác nhau. Do đó, không thể xây dựng được mô hình khuyết tật (loại khuyết tật) của ổ bi cũng như mô hình ổ bi có khuyết tật. Vì vậy, bài toán thuận không phù hợp với các ứng dụng nhận dạng khuyết tật của ổ bi theo thời gian thực.

2.2 Bài toán ngược trong nhận dạng khuyết tật ổ bi

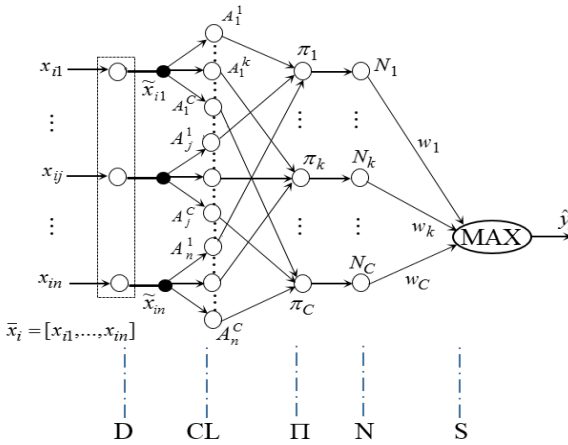
Trong bài toán ngược, các tác động hoặc kết quả đầu ra (chuyển vị, vận tốc, gia tốc, tần số tự nhiên, v.v...) của cơ hệ có thể biết được bằng thực nghiệm, nhưng cần xác định các thông số của tải trọng (đầu vào), cơ tính vật liệu, đặc trưng hình học của kết cấu, điều kiện biên, hoặc sự kết hợp của những thông số này.

Từ phương trình động lực học (2.25) cho thấy mối liên hệ giữa nhóm thông số mô hình (kích thước, hình dạng, cơ tính của vật liệu, v.v...) và nhóm thông số ứng xử (chuyển vị, biến dạng, tần số riêng, dạng dao động, v.v...) của ổ bi. Sự thay đổi các thông số mô hình (xuất hiện khuyết tật) dẫn đến sự thay đổi các thông số ứng xử. Bằng cách đo đạc sẽ thu được dữ liệu đo chứa các thông tin về trạng thái thực tế phản ánh các thông số ứng xử của ổ bi. Nếu khai thác được những thông tin hữu ích từ dữ liệu đo sẽ xác định được trạng thái hư hỏng của ổ bi và những thông tin liên quan đến nhóm thông số mô hình.

2.3 ANFIS: một công cụ trong nhận dạng khuyết tật cơ hệ

Kết cấu ANFIS gồm 5 lớp như Hình 2.9. **Lớp D** (lớp dữ liệu): Có n nút đầu vào tương ứng với n phần tử của véc tơ dữ liệu $\bar{x}_i = [x_{i1}, \dots, x_{in}]^T$, $i = 1 \dots P$. P là số mẫu dữ liệu thu thập từ cảm biến. **Lớp CL** (lớp chia bố): Kết quả của quá trình chia bố là C bố với các tâm bố tương ứng $\bar{x}_1^0, \dots, \bar{x}_C^0$, trong đó C tập mờ A^1, \dots, A^C được thiết lập. **Lớp Π** (lớp tích): Đầu ra của mỗi nút là tích của các giá trị liên thuộc thu được từ các đầu vào của nó. **Lớp N** (lớp chuẩn hóa): Giá trị liên thuộc của một mẫu dữ liệu thuộc về mỗi tập mờ được chuẩn hóa ở lớp này. **Lớp S** (lớp chỉ định): Lớp này dùng để ước lượng đầu ra \hat{y}_j của ANFIS.

Phương pháp nhận dạng khuyết tật cơ hệ dựa trên ANFIS như sau:



Hình 2.9 Kết cấu của ANFIS

Trước tiên, ANFIS được huấn luyện và tối ưu hóa các thông số của nó dựa trên dữ liệu đo thu thập từ cảm biến để nhận dạng phản ứng động của cơ hệ. Sau đó, tại thời điểm kiểm tra, dựa trên ANFIS đã được huấn luyện và tập dữ liệu đo ở thời điểm này, trạng thái hư hỏng của cơ hệ khảo sát được xác định rõ.

CHƯƠNG 3 NHẬN DẠNG KHUYẾT TẬT Ổ BI DỰA TRÊN ANFIS

Chương này trình bày phương pháp tiếp cận của luận án. Tiếp theo, hệ thống thí nghiệm đo dữ liệu dao động ổ bi được thiết lập và triển khai để thu thập dữ liệu huấn luyện ANFIS và nhận dạng khuyết tật ổ bi. Các phương pháp lọc nhiễu, trích xuất đặc trưng từ dữ liệu đo và giải pháp thích ứng miền nhằm giảm thiểu tác động tiêu cực của sự lệch miền trong miền nguồn và miền đích cũng được đề xuất và triển khai. Cuối cùng là đề xuất ba giải thuật có tên ASSBDIM, BFDM và ANFIS-BFDM nhận dạng khuyết tật của ổ bi sử dụng trong các nghiên cứu [1a], [2a] và [3a].

3.1 Phương pháp tiếp cận

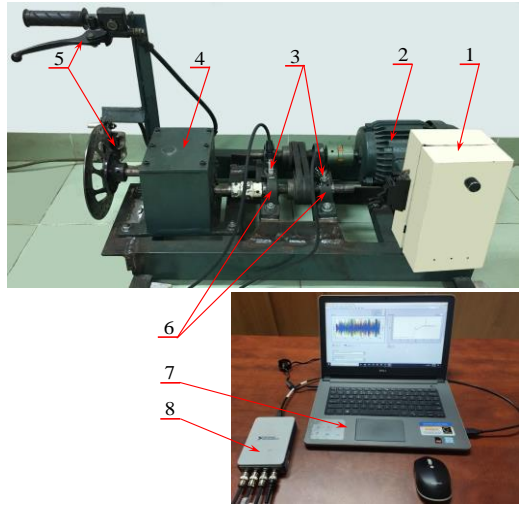
Phương pháp tiếp cận là xây dựng mô hình dẫn động số (Data-Driven Model) dựa trên dữ liệu đo. Nghiên cứu [4a] đã cho thấy một số khía cạnh mang tính định hướng quan trọng như sau: 1) ANFIS hoàn toàn phù hợp với bài toán nhận dạng khuyết tật theo mô hình giải bài toán ngược động lực học cơ hệ. 2) Độ chính xác nhận dạng dựa trên ANFIS phụ thuộc nhiều vào đặc thù của cơ sở dữ liệu. 3) Tín hiệu chuyển vị chỉ phù hợp với một số cơ hệ dao động với

biên độ đủ lớn. 4) Tiền xử lý dữ liệu đo cũng như chuyển dữ liệu thô từ cảm biến về những dạng thức trung gian để phân tích đặc trưng có ý nghĩa lớn đối với hiệu quả của bài toán mục tiêu. Từ những khía cạnh trên, việc kế thừa, phát triển cũng như điều chỉnh trong hướng tiếp cận của luận án đã được thực hiện trong những nghiên cứu tiếp theo.

3.2 Thí nghiệm đo dữ liệu dao động của gối đỡ ổ bi

3.2.1 Mô hình thí nghiệm

Mô hình thí nghiệm được mô tả trên Hình 3.3. Trong đó: 1-Biến tần, 2-Động cơ điện, 3-Cảm biến gia tốc, 4-Hộp số, 5-Phanh, 6-Ổ bi, 7-Máy tính (laptop), 8-Bộ gộp NI DAQ USB 9234. Động cơ điện (2) có công suất 2 HP. Tốc độ quay của các trục thay đổi được nhờ biến tần (1). Phanh (5) dùng để thay đổi tải trọng trong quá trình thí nghiệm. Ổ bi sử dụng trong mô hình thí nghiệm là UCP 204 sử dụng rộng rãi trong các loại máy móc công nghiệp do công ty NSK sản xuất.



Hình 3.3 Mô hình thí nghiệm

3.2.2 Thiết bị đo dao động và cảm biến gia tốc

Thiết bị đo dao động là bộ gộp DAQ USB 9234 gồm NI 9234 kết hợp với khung USB CompactDAQ (cDAQ - 9171). Cảm biến sử dụng trong mô hình thí nghiệm là cảm biến gia tốc và cáp nối do hãng IMI (Hoa Kỳ) sản xuất.

Phương thức thu tập dữ liệu: phần mềm Labview và bộ gộp NI DAQ USB 9234 được triển khai để đo dao động của gối đỡ ổ bi. Tín hiệu dao động được

đo trực tiếp từ các cảm biến qua các dây cáp tới bộ gộp NI USB 9234 (đóng vai trò bộ ADC đa kênh, tích hợp giữa khuếch đại ban đầu và ADC). Từ bộ NI USB 9234, tín hiệu truyền đến CPU của máy tính qua dây cáp kết nối USB.

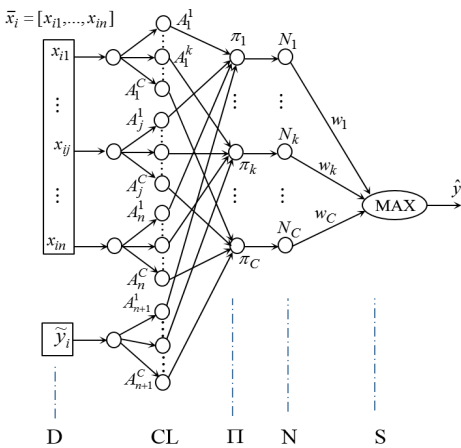
3.2.3 Nhiễu trong dữ liệu đo

Nhiễu luôn tồn tại trong dữ liệu đo và là một vấn đề lớn trong xử lý dữ liệu.

$$\text{Dữ liệu} = \text{tín hiệu thực} + \text{nhiều}$$

Dữ liệu đo chứa nhiễu làm giảm độ chính xác của mô hình nhận dạng khuyết tật dựa trên ANFIS. Do đó cần có các giải pháp lọc nhiễu trong dữ liệu thu thập từ mô hình thí nghiệm.

3.3 Xây dựng ANFIS từ một cơ sở dữ liệu đo chứa nhiễu



Hình 3.8 Kết cấu của ANFIS-JS

ANFIS-JS được xây dựng trong không gian đầu vào - đầu ra kết hợp (JDS) để sử dụng trong hai giải thuật đề xuất ASSBDIM và ANFIS-BFDM của luận án. Phương pháp chia bố của ANFIS-JS là ngăn ngừa quá trình chia bố xuất hiện các mẫu dữ liệu tới hạn (chứa nhiễu xung), cùng với việc tìm kiếm và loại bỏ các mẫu dữ liệu tới hạn trong không gian dữ liệu bó

(CDS) nhằm đảm bảo cho ANFIS hội tụ đến sai số mong muốn trong quá trình huấn luyện, đồng thời khắc phục hiện tượng đa cộng tuyến trong mỗi bó dữ liệu. Kết cấu của ANFIS-JS gồm 5 lớp được mô tả như trên Hình 3.8. Sự vận hành của các lớp trong ANFIS-JS giống như ANFIS đã trình bày trong mục 2.3. Khác biệt là ở **Lớp D** và **Lớp CL**. Cụ thể: **Lớp D**, có $(n+1)$ nút, trong đó n nút đầu tiên được sử dụng đối với $\bar{x}_i = [x_{i1}, \dots, x_{in}] \in \mathcal{R}^n$, nút cuối cùng được sử dụng đối với cột đầu ra đã được chuẩn hóa \tilde{y}_i , tương ứng với đầu vào \bar{x}_i , $i = 1 \dots P$. P là số mẫu dữ liệu trong không gian dữ liệu ban đầu (IDS). **Lớp**

CL: quá trình chia bố được thực hiện trong không gian dữ liệu đầu vào - đầu ra kết hợp JDS (\mathfrak{R}^{n+1}) nhận được từ không gian dữ liệu ban đầu IDS (\mathfrak{R}^n) và đầu ra y_i (đã chuẩn hóa) của mẫu dữ liệu $\bar{x}_i = [x_{i1}, \dots, x_{in}]$, $i = 1, \dots, P$ trong IDS.

3.4 Xử lý dữ liệu đo từ cảm biến

Xử lý dữ liệu đo bao gồm lọc nhiễu và trích xuất các đặc trưng trong dữ liệu đo.

3.4.1 Phương pháp lọc nhiễu xung

Dùng để lọc nhiễu xung trong dữ liệu đo. Thuật toán lọc nhiễu xung [33]:

1. Tìm kiếm các mẫu dữ liệu tới hạn trong CDS để tìm kiếm điểm dữ liệu xấu nhất (WP) mà trạng thái liên tục của ANFIS là xấu nhất:

$$\text{WP} \equiv \left(\bar{x}_i^{(WP)}, y_i^{(WP)} \right) \text{ sao cho } \left| y_i^{(WP)} - \hat{y}_i^{(WP)} \right| = \max_{h=1 \dots P} |y_h - \hat{y}_h| \quad (3.20)$$

2. Chỉ rõ các mẫu dữ liệu thỏa mãn điều kiện (3.21):

$$\left| y_q - \hat{y}_q \right| \geq \frac{1}{\sigma} \left| y_i^{(WP)} - \hat{y}_i^{(WP)} \right|, q = 1 \dots \bar{Q} \quad (3.21)$$

trong đó, $\hat{y}_i^{(WP)}$ là đầu ra dự đoán của ANFIS, $y_i^{(WP)}$ là đầu ra của dữ liệu tương ứng tại WP; \bar{Q} là số điểm dữ liệu tới hạn trong CDS tại vòng lặp thứ r , $\sigma > 1$ là hệ số thích ứng. $\sigma \in [1,05 \div 1,35]$, xu hướng là nếu σ giảm, độ chính xác của ANFIS trở nên tốt hơn nhưng thời gian huấn luyện của ANFIS tăng lên.

3. Dựa vào luật cập nhật (3.22) để lọc các mẫu dữ liệu thỏa mãn điều kiện (3.21):

$${}^{(r+1)}y_q \leftarrow {}^{(r)}y_q + \alpha \left| {}^{(r)}(y_q - \hat{y}_q) \right| \text{sgn} \left({}^{(r)}(y_q - \hat{y}_q) \right), q = 1 \dots \bar{Q} \quad (3.22)$$

$\alpha \in [0,1 \div 0,5]$, giá trị tối ưu của nó phụ thuộc vào đặc trưng của từng cơ sở dữ liệu. Trong các nghiên cứu của luận án, chọn $\sigma = 1,35$ và $\alpha = 0,3$.

3.4.2 Phương pháp phân tích phổ đơn

Dùng để lọc nhiễu tần số cao. Thuật toán phân tích phổ đơn [46] gồm 3 bước:

1. Nhúng dữ liệu: Tập dữ liệu đo ban đầu là một chuỗi thời gian gồm có N_0 điểm dữ liệu $(z_1, z_2, \dots, z_{N_0})$. Trượt một cửa sổ có chiều dài L , $1 < L < N_0$ qua chuỗi thời gian ban đầu thu được K véc tơ $\mathbf{x}_j = (z_j, z_{j+1}, \dots, z_{j+L-1})^T$,

$j = 1, \dots, K, K = N_0 - L + 1$ và một ma trận quỹ đạo \mathbf{X} :

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} z_1 & z_2 & \cdots & \cdots & z_{N_0-L+1} \\ z_2 & z_3 & \cdots & \cdots & z_{N_0-L+2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ z_{L-1} & z_L & \ddots & \ddots & z_{N_0-1} \\ z_L & z_{L+1} & \cdots & \cdots & z_{N_0} \end{pmatrix} \quad (3.23)$$

2. Phân tích trị đơn: phân tích ma trận quỹ đạo \mathbf{X} thành tổng các ma trận:

$$\mathbf{X} = \sum_{i=1}^d \mathbf{E}_i, \text{ trong đó: } \mathbf{E}_i = \sqrt{\lambda_i} \mathbf{U}_i \mathbf{V}_i^T, \mathbf{V}_i = \mathbf{X}^T \mathbf{U}_i / \sqrt{\lambda_i}, i = 1, \dots, d.$$

λ_i là các trị riêng của ma trận $\mathbf{S} = \mathbf{X}\mathbf{X}^T \in \mathfrak{R}^{L \times L}$; $\mathbf{U}_1, \mathbf{U}_2, \dots, \mathbf{U}_d$ là các véc tơ riêng tương ứng với các trị riêng $\lambda_1, \dots, \lambda_d$.

3. Xây dựng lại: Mỗi ma trận $\mathbf{E}_i = \sqrt{\lambda_i} \mathbf{U}_i \mathbf{V}_i^T$ thu được ở bước 2 được biến đổi thành một chuỗi thời gian mới g_1, g_2, \dots, g_{N_0} chứa các thành phần chính.

$$g_k = \begin{cases} \frac{1}{k} \sum_{q=1}^k z_{q, k-q+1}, & 1 \leq k < L^* \\ \frac{1}{L^*} \sum_{q=1}^{L^*} z_{q, k-q+1}, & L^* \leq k \leq K^* \\ \frac{1}{N_0 - k + 1} \sum_{q=k-K^*+1}^{N_0-K^*+1} z_{q, k-q+1}, & K^* < k \leq N_0 \end{cases} \quad (3.24)$$

3.4.3 Phương pháp lọc thưa

Dùng để trích xuất đặc trưng từ dữ liệu đo. Phương pháp lọc thưa [49] được xây dựng dựa trên ba nguyên tắc sau.

- Các đặc trưng thưa thớt cho mỗi mẫu (Population Sparsity): mỗi mẫu được đại diện bởi một vài đặc trưng hoạt động (khác 0).
- Các đặc trưng thưa thớt qua các mẫu (Lifetime Sparsity): mỗi đặc trưng chỉ hoạt động cho một vài mẫu.
- Sự phân bố hoạt động giống nhau (High Dispersal): Tất cả các đặc trưng đều có những đóng góp tương tự nhau.

Kết quả của phương pháp lọc thưa là từ một tập dữ liệu huấn luyện gồm H mẫu dữ liệu $\mathbf{x}_i \in \mathfrak{R}^{L \times N}$, $i=1...H$, thu được ma trận phân bố đặc trưng $\mathbf{F} \in \mathfrak{R}^{H \times L}$.

3.4.4 Xây dựng thuật toán xác định ngưỡng sàng lọc dữ liệu tối ưu

Thuật toán AfODST (Algorithm for determining ODS) trình bày trong [51] sử dụng ANFIS-JS (mục 3.3) và độ phân tán d_k nhận từ (3.32) để dò tìm và xóa nhiễu xung, đồng thời xác định ngưỡng sàng lọc dữ liệu tối ưu ODS (Optimal Data Screening Threshold) của tập dữ liệu đo đã qua phân tích phổ đơn.

$$d_k = R_k \tanh\left(\eta R_k d_{ak}^{-1}\right), k = 1...C, \quad (3.32)$$

trong (3.32), d_{ak} và R_k là độ hội tụ và bán kính phân bố của bó dữ liệu thứ k , η là hệ số.

Thuật toán AfODST được xây dựng để khai thác khả năng phân lớp của thuật toán chia bó mở KFCM-K [89] và khả năng xấp xỉ của ANFIS để xác định để xác định ngưỡng sàng lọc dữ liệu tối ưu ODS của cơ sở dữ liệu khảo sát.

3.5 Thích ứng miền và xây dựng véc tơ đặc trưng

3.5.1 Sự lệch miền

Trong phân tích dự đoán và học máy, sự lệch miền (Drift Domain) có nghĩa là các thuộc tính thống kê của biến mục tiêu mà mô hình đang cố gắng dự đoán thay đổi theo thời gian theo những cách không lường trước được. Điều này gây ra vấn đề lớn vì các mô hình dự đoán trở nên kém chính xác hơn theo thời gian.

3.5.2 Xây dựng miền thích ứng

Nhằm giảm thiểu tác động của sự lệch miền giữa miền nguồn và miền đích. Trong mục này, luận án đề xuất giải pháp xây dựng miền thích ứng \mathbf{X}^f (Domain fusion) dựa trên sự kết hợp dữ liệu miền nguồn ($\mathbf{X}^s, \mathbf{y}^s$) và miền đích $\mathbf{X}^t = {}_u\mathbf{X}^t \cup {}_l\mathbf{X}^t$. Miền thích ứng \mathbf{X}^f được xây dựng như sau:

$$\mathbf{X}^f \equiv [\text{IDS} - \text{ODS}] \equiv \left[\left(\mathbf{X}^s \cup {}_l\mathbf{X}^t \right) - \bar{\mathbf{y}} \right], \bar{\mathbf{y}} = \left[\mathbf{y}^s \cup {}_l\mathbf{y}^t \right]^T \quad (3.35)$$

trong (3.35), IDS và ODS biểu thị không gian dữ liệu đầu vào và đầu ra, ($\mathbf{X}^s, \mathbf{y}^s$) là miền nguồn được dán nhãn, (${}_l\mathbf{X}^t, {}_l\mathbf{y}^t$) là các mẫu dữ liệu đã biết nhãn trong miền đích.

3.5.3 Xây dựng véc tơ đặc trưng

Véc tơ đặc trưng được xây dựng để tăng hiệu quả của các giải thuật nhận dạng khuyết tật của ổ bi. Hai thuộc tính bắt buộc của các đặc trưng là tính ổn định và phân tán [127] được sử dụng để kiểm tra và lựa chọn các đặc trưng đơn lẻ. Véc tơ đặc trưng $\mathbf{MF}(k)$ gồm 6 đặc trưng được xây dựng như sau.

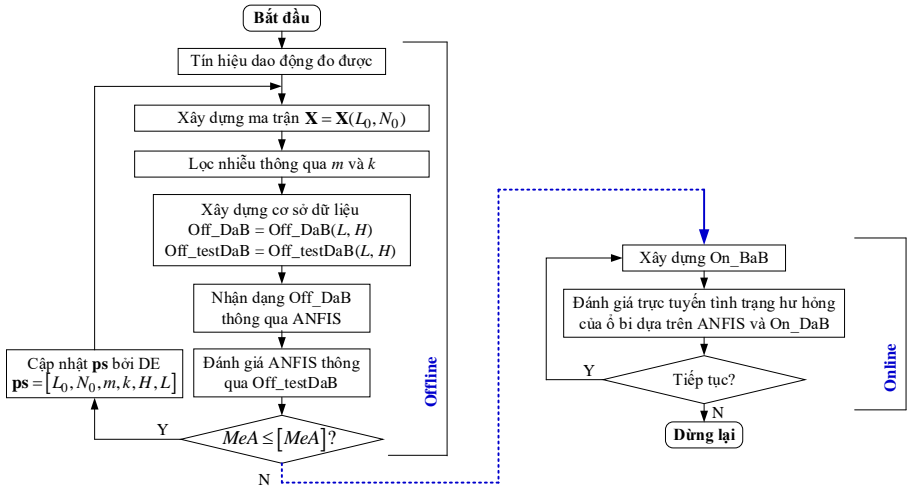
$$\mathbf{MF}(k) = \begin{bmatrix} X_{rmsv} = \left((1/N) \sum_{i=1}^N X^2(t_i) \right)^{0.5} \\ X_{mav} = \max(X(t_i)) \\ X_{smrv} = \left((1/N) \sum_{i=1}^N \sqrt{X(t_i)} \right)^2 \\ X_{kc} = \left(1/X_{rms}^4 \right) \sum_{i=1}^N \left(X(t_i) - (1/N) \sum_{k=1}^N X(t_k) \right)^4 \\ X_{cf} = X_{mav} / X_{rmsv} \\ X_{rmsf} = \left(\sum_{i=2}^N \dot{X}^2(t_i) / 4\pi^2 \sum_{i=1}^N X^2(t_i) \right)^{0.5} \end{bmatrix}, \quad (3.36)$$

trong (3.36), $X(t_i)$ là tín hiệu đo dao động của ổ bi, N là số điểm mẫu dữ liệu, t_i là thời gian lấy mẫu thứ i .

3.6 Giải thuật ASSBDIM

Để xây dựng hệ thống giám sát tình trạng của ổ bi trong quá trình máy móc vận hành, các thuật toán nhận dạng khuyết tật phải được xây dựng theo hướng trực tuyến. Trong mục này, luận án đề xuất giải thuật ASSBDIM nhận dạng trực tuyến khuyết tật của ổ bi được sử dụng trong công bố [2a] của luận án. Giải thuật ASSBDIM được xây dựng dựa trên ANFIS, phân tích phổ đơn và lọc thưa gồm hai giai đoạn, ngoại tuyến (Offline) và trực tuyến (Online). Lưu đồ của giải thuật ASSBDIM được mô tả như Hình 3.16. Ở đây, thuật toán DE [37] được sử dụng để tối ưu hóa các tham số hệ thống. Trong tiền xử lý dữ liệu, sự kết hợp giữa phân tích phổ đơn, làm trắng dữ liệu và lọc thưa được vận hành như một quá trình lọc nhiễu trực tuyến và trích xuất nhanh chóng thông tin hữu ích từ dữ liệu đã lọc. Mặt khác, khả năng ghi nhớ, suy luận và tính xấp xỉ của ASSBDIM cũng được bổ sung bởi khả năng của ANFIS nhằm nâng cao khả

năng đối phó hiệu quả với luồng dữ liệu lớn chứa nhiễu trong việc xây dựng On-DaB trực tuyến. Kết quả khảo sát trong công bố [2a] trình bày ở Chương 4



Hình 3.16 Lưu đồ giải thuật đề xuất ASSBDIM

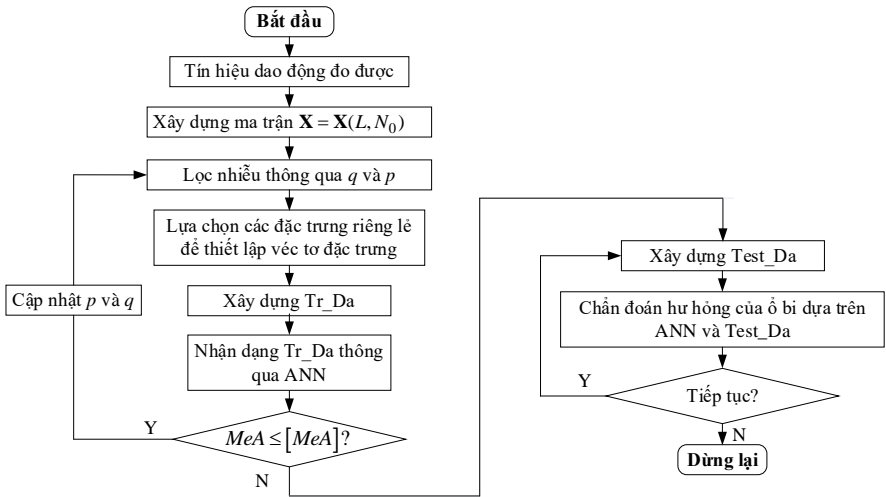
cho thấy tính hiệu quả của giải thuật ASSBDIM so với các phương pháp khác.

3.7 Giải thuật BFDM

Giải thuật BFDM là bước kế thừa và phát triển giải thuật ASSBDIM ở trên. Ở đây, tín hiệu gia tốc dao động cơ học được tiếp tục khai thác cho hệ nhận dạng ANN - khung sườn cấu thành ANFIS. Giải thuật BFDM được xây dựng dựa trên mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) và phương pháp phân tích phổ đơn (SSA) được sử dụng trong công bố [3a] của luận án. Hình 3.18 mô tả lưu đồ thuật toán BFDM.

Có hai đóng góp mới trong giải thuật BFDM. Thứ nhất là định lượng số chuỗi thời gian q tối ưu phản ánh thành phần chính sau khi tái tạo lại qua phân tích phổ đơn. Kết quả khảo sát trong [3a] cho thấy giá trị tối ưu q_{opt} có thể khác nhau với các hệ thống cơ học khác nhau. Đối với ổ bi, để sử dụng giải thuật BFDM, chúng ta phải tìm ra q_{opt} dựa trên tất cả điều kiện hoạt động của nó, sau đó giá trị tối ưu này được sử dụng trong quá trình ổ bi quay. Thứ hai là giải pháp xây dựng véc tơ đặc trưng nhằm trích xuất những thông tin hữu ích từ dữ

liệu đo để thiết lập cơ sở dữ liệu cho huấn luyện ANN và cải thiện độ chính xác của mô hình nhận dạng. Kết quả nhận dạng khuyết tật ổ bi của giải thuật BFDM



Hình 3.18 Lưu đồ thuật toán BFDM

được trình bày trong Chương 4, mục 4.2.

3.8 Giải thuật ANFIS-BFDM

Tiếp tục mở rộng và phát triển hai giải đề xuất ở trên, trong mục này luận án đề xuất giải thuật mới là ANFIS-BFDM để nhận dạng khuyết tật ổ bi được sử dụng trong công bố [1a] của luận án. Ngoài những kế thừa liên quan tới ANFIS, phân tích phổ đơn và xây dựng véc tơ đặc trưng, ANFIS-BFDM đi sâu vào lọc nhiễu trực tuyến, tìm giải pháp cho việc giảm thiểu sự lệch miền giữa miền nguồn và miền đích để xây dựng miền thích ứng. Một ngưỡng sàng lọc dữ liệu tối ưu được ước lượng trong vùng dữ liệu tần số thấp để phát triển bộ lọc nhiễu xung có tên FIN.

Đóng góp mới của giải thuật ANFIS-BFDM là đề xuất thuật toán lọc nhiễu xung FIN (Impulse Noise Filter). Đầu vào của FIN là $(\mathbf{X}^s, \mathbf{y}^s)$ và $({}_l\mathbf{X}^t, {}_l\mathbf{y}^t)$ nhận được từ ổ bi cần giám sát sức khỏe và một ma trận dữ liệu \mathbf{X} chứa nhiều dạng ${}_l\mathbf{X}^t$. Trong đó, $(\mathbf{X}^s, \mathbf{y}^s)$ là miền nguồn, $({}_l\mathbf{X}^t, {}_l\mathbf{y}^t)$ là các mẫu dữ liệu

biết nhãn trong miền đích, \mathbf{X} có dạng ${}_l\mathbf{X}^t$. Thuật toán FIN được xây dựng dựa vào các thuật toán AfODST (mục 3.4.3), thuật toán chia bố KFCM-K [89] và độ phân tán dữ liệu d_k trong phương trình (3.32), mục 3.4.4. Đầu ra của FIN là ma trận dữ liệu đã lọc nhiễu xung được cập nhật của \mathbf{X} . Cách tổ chức dữ liệu trong FIN làm giàu thông tin liên quan đến các mẫu dữ liệu được dán nhãn bao phủ cả hai miền, đồng thời làm suy yếu ảnh hưởng tiêu cực của độ lệch miền giữa miền nguồn và miền đích và tăng sự khác biệt về tương quan dữ liệu giữa $(\mathbf{X}^s \cup \mathbf{X}^t)$ chứa nhiễu xung và $(\mathbf{X}^s \cup \mathbf{X}^t)$ không chứa nhiễu xung. Việc cho phép khai thác ODSST đối với \mathbf{X} nhận được từ bất kỳ miền nào, không chỉ miền nguồn mà còn cả miền đích có ý nghĩa quan trọng để nâng cao hiệu quả lọc.

Sau đó, thuật toán đề xuất FIN và ANFIS-JS (mục 3.3) được sử dụng để lọc nhiễu và nhận dạng tình trạng sức khỏe trực tuyến của ổ bi. Kết quả khảo sát trong công bố [1a] của luận án trình bày ở Chương 4 cho thấy hiệu quả của giải thuật ANFIS-BFDM đề xuất.

CHƯƠNG 4 KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

Chương này trình bày kết quả nhận dạng khuyết tật ổ bi dựa trên các giải thuật đề xuất đã trình bày ở chương 3. Các kết quả này được trình bày trong các nghiên cứu [1a], [2a] và [3a] trong quá trình thực hiện nội dung luận án.

4.1 Kết quả nhận dạng khuyết tật ổ bi của giải thuật ASSBDIM

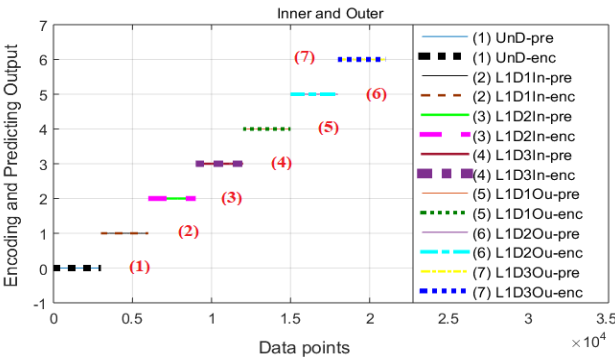
4.1.1 Thu thập dữ liệu

Hệ thống đo dữ liệu dao động của gói đỡ ổ bi trình bày trong mục 3.2 được triển khai để thu thập dữ liệu dao động của gói đỡ ổ bi. Giải thuật ASSBDIM trong nghiên cứu [2a] được kiểm chứng dựa trên 5 trường hợp khảo sát nhận được từ chín loại hư hỏng đơn khác nhau của ổ bi. Các hư hỏng của ổ bi được tạo ra trên máy cắt dây CNC sử dụng tia lửa điện. Trong các Trường hợp 1-2, mỗi trường hợp có 7 dạng hư hỏng khác nhau được mã hóa bằng các số từ 1 đến 7. Các trường hợp 3-5, mỗi trường hợp có 10 dạng hư hỏng khác nhau được mã hóa bằng các số từ 1 đến 10. Vị trí hư hỏng là ở vòng trong (In), hoặc vòng

ngoài (Ou), hoặc viên bi (Ba). Các mức độ hư hỏng là mức 1 (D1), hoặc mức 2 (D2), hoặc mức 3 (D3). Tải trọng tác dụng lên hệ thống tại thời điểm khảo sát là tải 1 (L1), hoặc tải 2 (L2), hoặc tải 3 (L3). Ổ bi không hư ký hiệu là UnD.

4.1.2 Kết quả khảo sát và thảo luận

Kết quả khảo sát của ASSBDIM với bộ tham số tối ưu ($H=303, m=30, k=7$) được so sánh cùng với bốn phương pháp khác nhau được trình bày trong [12],



Hình 4.2 Đầu ra dự đoán \hat{y}_i của ASSBDIM trong Trường hợp 1 và đầu ra mã hóa y_i

Bảng 4.3 Độ chính xác của các phương pháp trong Trường hợp 2

Các trường hợp khảo sát	Ac (%)				
	[32]	[128]	[129]	[12]	ASSBDIM
L ₂ UnD	99,67	93,73	98,68	99,67	100
L ₂ D ₁ In	98,35	95,05	92,74	95,38	100
L ₂ D ₂ In	99,67	98,68	99,34	97,36	100
L ₂ D ₃ In	99,01	93,07	95,38	92,74	100
L ₂ D ₁ Ba	98,68	91,09	96,37	96,70	96,26
L ₂ D ₂ Ba	99,67	92,08	94,72	99,01	98,55
L ₂ D ₃ Ba	97,36	98,68	100	98,68	100
MeA (%)	98,92	94,93	96,75	97,08	99,26

[32], [128], [129] để xác minh hiệu quả nhận dạng khuyết tật của ổ bi. Tiêu chí đánh giá là dựa trên độ chính xác (Ac), độ chính xác trung bình (MeA) và thời gian (chi phí) tính toán t . Trường hợp 1, kết quả khảo sát trên Hình 4.2 cho thấy ASSBDIM nhận dạng chính xác 100% tất cả các mẫu. Trong Trường hợp 2, MeA của phương pháp đề xuất trong Bảng 4.3 khá cao là 99,26%, cao hơn so với các phương pháp trong [32], [128], [129], [12] tương ứng là 98,92%, 94,93%, 96,75%, và

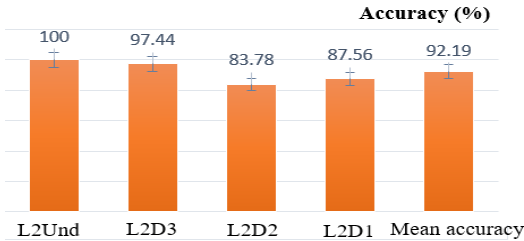
97,08%. Kết quả từ các Trường hợp 3-5 được minh họa trong Hình 4.8, các

Bảng 4.4 và Bảng 4.5 cũng thể hiện khả năng tích cực của phương pháp đề xuất. Trong Trường hợp 3, với 10 dạng hư hỏng được khảo sát, kết quả so sánh trong Bảng 4.4 chỉ rõ phương pháp đề xuất cho kết quả nhận dạng tốt nhất.

Bảng 4.4 Độ chính xác (*Ac*) và (*MeA*) của các phương pháp trong Trường hợp 3

Các trường hợp khảo sát	Ac (%)				
	[32]	[128]	[129]	[12]	ASSBDIM
L ₁ Und	95,05	87,46	85,81	100	100
L ₁ D ₁ In	94,72	90,10	89,77	83,17	99,67
L ₁ D ₂ In	92,08	92,41	88,12	85,48	99,34
L ₁ D ₃ In	93,40	92,74	92,41	94,72	99,34
L ₁ D ₁ Ou	95,33	89,77	84,16	85,15	82,51
L ₁ D ₂ Ou	92,41	92,41	84,82	84,16	94,39
L ₁ D ₃ Ou	95,05	88,78	88,78	99,34	89,11
L ₁ D ₁ Ba	86,47	89,44	90,43	83,17	94,72
L ₁ D ₂ Ba	87,79	90,10	96,04	97,36	92,74
L ₁ D ₃ Ba	88,12	86,14	100	88,45	84,82
MeA (%)	92,04	89,94	90,03	90,10	93,66

Bảng 4.4 cho thấy *MeA* của ASSBDIM là 93,66%, cao hơn so với bốn phương pháp trong [32], [128], [129], [12] tương ứng là 92,04%, 89,94%, 90,03%, 90,10%. Bảng 4.5 phản ánh rằng độ chính xác trung bình của phương pháp đề xuất luôn cao hơn của [32]; ngoài ra, chi phí tính toán *t* của ASSBDIM nhỏ hơn nhiều so với chi phí tính toán của phương pháp gần với nó nhất đến từ [32]. Điều này thực sự cần thiết để xử lý theo thời gian thực của hệ thống nhận dạng khuyết tật trực tuyến.



Hình 4.8 *Ac* và *MeA* của ASSBDIM trong Trường hợp 4

Bảng 4.5 *MeA* (%) và *t*(s) của các phương pháp trong các Trường hợp 3-5

Các trường hợp khảo sát	[32]		ASSBDIM	
	MeA (%)	t (s)	MeA (%)	t (s)
Trường hợp 3 (L1)	92,04	19,34	93,66	12,46
Trường hợp 4 (L2)	90,53	21,79	92,19	11,15
Trường hợp 5 (L3)	94,18	18,14	96,20	12,88

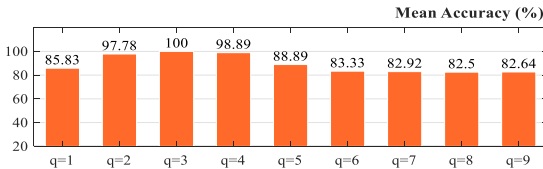
4.2 Kết quả nhận dạng khuyết tật ổ bi của giải thuật BFDM

4.2.1 Thu thập dữ liệu

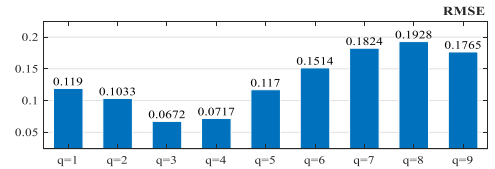
Hai nguồn dữ liệu đo dao động khác nhau của ổ bi được sử dụng để kiểm chứng giải thuật BFDM trong nghiên cứu [3a] của luận án. Nguồn 1: dữ liệu được cung cấp bởi Case Western Reserve University. Nguồn 2: dữ liệu được thu thập từ hệ thống thí nghiệm (mục 3.2). Ba Trường hợp, mỗi Trường hợp gồm có 4 loại hư hỏng khác nhau được khảo sát. Trường hợp 1 (Nguồn 1): NML0, BaD1L0, InD1L0, OuD1L0. Trường hợp 2 (Nguồn 1): NML1, BaD1L1, InD1L1, OuD1L1. Trường hợp 3 (Nguồn 2): MNL0, BaD1L0, InD1L0, OuD1L0. NM là ký hiệu ổ bi không hư. Các ký hiệu khác giống mục 4.1.

4.2.2 Kết quả khảo sát và thảo luận

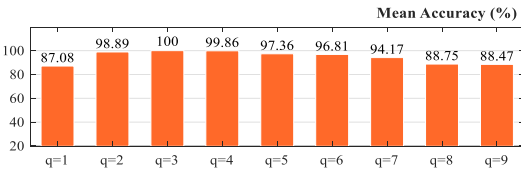
Kết quả khảo sát thể hiện trên các Hình 4.14-4.19 cho thấy giải thuật BFDM



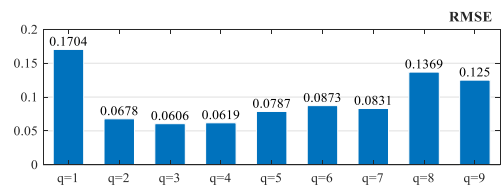
Hình 4.14 MeA của BFDM trong Trường hợp 1 phụ thuộc vào q



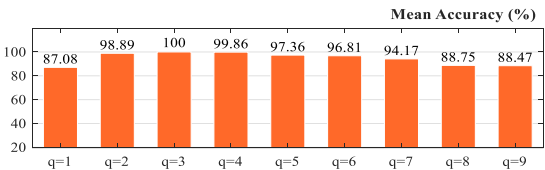
Hình 4.15 $RMSE$ của BFDM trong Trường hợp 1 phụ thuộc vào q



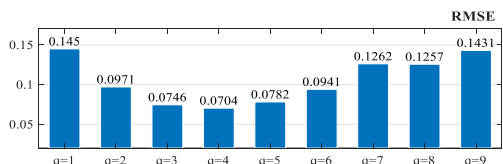
Hình 4.16 MeA của BFDM trong Trường hợp 2 phụ thuộc vào q



Hình 4.17 $RMSE$ của BFDM trong Trường hợp 2 phụ thuộc vào q



Hình 4.18 MeA của BFDM trong Trường hợp 3 phụ thuộc vào q



Hình 4.19 $RMSE$ của BFDM trong Trường hợp 3 phụ thuộc vào q

được đề xuất có thể nhận dạng một cách đáng tin cậy liệu có khuyết tật tồn tại trong ổ bi hay không. Trong tất cả các cơ sở dữ liệu, Ac và MeA luôn ở mức cao và có thể đạt mức cao nhất là 100%. Hiệu quả của phương pháp phụ thuộc đáng kể vào tham số q là số thành phần chính trong phân tích phổ đơn. Giá trị q_{ot} là 3 trong Trường hợp 1-2 (Ac và MeA đều đạt 100% với $RMSE$ nhỏ nhất như trong các Hình 4.14-4.17. Trong Trường hợp 3, giá trị q_{ot} là 3 hoặc 4 như trong các Hình 4.18-4.19. Điều đó có nghĩa là chúng ta có thể chọn $q = 3$ cho mọi trường hợp đối với hai cơ hệ được sử dụng để khảo sát. Tuy nhiên, điều này không đảm bảo cho các hệ thống cơ học khác. Đối với một hệ thống cơ học nhất định, để sử dụng giải thuật này, chúng ta phải tìm ra q_{ot} dựa trên tất cả điều kiện hoạt động của nó, sau đó giá trị tối ưu này được sử dụng trong quá trình hệ thống vận hành. Bên cạnh xác định giá trị q_{ot} , việc xây dựng véc tơ đặc trưng trong phương trình (3.36), mục 3.5.3 có ý nghĩa quan trọng đối với hiệu quả của giải thuật. Các đặc trưng được lựa chọn có thể chất lọc tốt các thông tin hữu ích liên quan đến tình trạng sức khỏe của ổ bi, từ đó cải thiện độ chính xác của mô hình nhận dạng khuyết tật.

4.3 Kết quả nhận dạng khuyết tật ổ bi của giải thuật ANFIS-BFDM

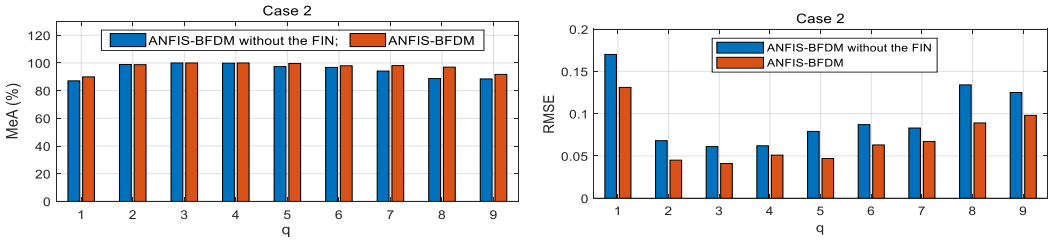
4.3.1 Thu thập dữ liệu

Trong nghiên cứu [1a] của luận án sử dụng 2 nguồn dữ liệu trong mục 4.2.1 để kiểm chứng giải thuật ANFIS-BFDM. Việc triển khai cùng một phương pháp thu thập dữ liệu để kiểm chứng hai giải thuật khác nhau sẽ cho kết luận chính xác nhất về việc so sánh hiệu quả của chúng trong nhận dạng khuyết tật ổ bi.

4.3.2 Kết quả khảo sát và thảo luận

Hiệu quả của giải thuật ANFIS-BFDM được đánh giá dựa vào độ chính xác trung bình (MeA) và căn bậc hai sai số bình phương trung bình ($RMSE$). Kết quả thu được từ các khảo sát được thể hiện trên Hình 4.22 và trong các bảng Bảng 4.11-4.13. Vai trò tích cực của bộ lọc FIN đối với thuật toán đề xuất ANFIS-BFDM được phản ánh rõ ràng qua kết quả khảo sát. Trong tất cả các cơ sở dữ liệu được khảo sát, các giá trị MeA của ANFIS-BFDM có FIN hầu hết

cao hơn so với không có FIN; các giá trị $RMSE$ của phương pháp được đề xuất có FIN cũng hầu hết thấp hơn so với phương pháp không có FIN.



Hình 4.22 ‘Trường hợp 2’ (Case 2): Vai trò tích cực của FIN được thể hiện bởi MeA và $RMSE$ của ANFIS-BFDM thông qua hai trường hợp, có và không có nhiễu xung $r(t)$ khi $q = 1 \dots 9$

Bảng 4.11 MeA (%) của ANFIS-BFDM trong ba trường hợp dữ liệu (Bảng 4.10) phụ thuộc vào q (WF: có FIN; WOF: không có FIN; in đậm là kết quả khi $q = q_{opt} = 3$)

q	Trường hợp 1		Trường hợp 2		Trường hợp 3	
	WOF	WF	WOF	WF	WOF	WF
1	85,83	86,76	87,08	89,96	80,69	87,24
2	97,78	98,68	98,89	98,76	95,97	97,90
3	100	100	100	100	100	100
4	98,89	100	99,86	100	100	99,76
5	88,89	100	97,36	99,67	99,17	100
6	83,33	99,01	96,81	97,98	96,25	97,65
7	82,92	98,45	94,17	98,09	88,47	94,76
8	82,50	96,61	88,75	97,00	88,19	92,19
9	82,64	91,08	88,47	91,75	85,42	90,12

Giá trị q_{opt} phụ thuộc vào nhiều yếu tố như đặc tính cơ học, điều kiện hoạt động của của đối tượng được quản lý sức khỏe, đặc biệt là tình trạng nhiễu đến từ các yếu tố không chắc chắn mà không thể đánh giá đầy đủ để lọc hoàn toàn. Do đó, phải sử dụng một phạm vi đủ rộng của q khi tìm q_{opt} để tránh các kết luận không thỏa đáng. Ví dụ trong Trường hợp 3, với $q = 4$ được trình bày trong Bảng 4.11 và Bảng 4.12, ANFIS-BFDM có FIN cho kết quả thậm chí còn kém hơn ANFIS-BFDM không có FIN.

Bảng 4.12 *RMSE* của ANFIS-BFDM trong ba Trường hợp dữ liệu phụ thuộc vào q (WF: có FIN; WOF: không có FIN; in đậm là kết quả khi $q = q_{opt} = 3$)

q	Trường hợp 1		Trường hợp 2		Trường hợp 3	
	WOF	WF	WOF	WF	WOF	WF
1	0,119	0,109	0,170	0,131	0,145	0,119
2	0,103	0,095	0,068	0,045	0,097	0,089
3	0,067	0,043	0,061	0,041	0,075	0,061
4	0,072	0,052	0,062	0,051	0,070	0,076
5	0,117	0,073	0,079	0,047	0,078	0,078
6	0,151	0,102	0,087	0,063	0,094	0,077
7	0,182	0,017	0,083	0,067	0,126	0,098
8	0,193	0,116	0,134	0,089	0,126	0,110
9	0,176	0,123	0,125	0,098	0,143	0,122

Bảng 4.13 So sánh kết quả liên quan đến ba bộ dữ liệu trong hai trường hợp: có và không có nhiễu $r(t)$

Phương pháp	<i>MeA</i> (%)					
	Trường hợp 1	Trường hợp 2	Trường hợp 3	Trường hợp 1 có $r(t)$	Trường hợp 2 có $r(t)$	Trường hợp 3 có $r(t)$
IFDUFL [32]	100	99,54	95,82	94,34	92,11	90,56
BDIM [2a]	96,98	100	100	93,18	92,87	91,01
CHMM [12]	92,19	94,25	94,76	87,56	89,93	84,65
AfOBSM [127]	96,82	98,36	94,55	90,13	93,11	89,73
ANFIS-BFDM	100	100	100	96,87	96,12	94,99

Kết quả so sánh minh họa trong Bảng 4.13 cho thấy mặc dù bị ảnh hưởng bởi nhiễu, nhưng khả năng nhận dạng khuyết tật ổ bi của phương pháp đề xuất là tốt nhất, trong cả hai nhóm có và không có thêm nhiễu xung $r(t)$.

CHƯƠNG 5 KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

5.1 Kết luận

5.1.1 Những nội dung chính của luận án

- Phát triển các thuật toán mới về lọc nhiễu, trích xuất đặc trưng và tổng hợp hệ thống suy diễn noron - mờ thích nghi (ANFIS).

- Xây dựng cơ sở dữ liệu cho hệ thống suy diễn nơ ron - mờ thích nghi (ANFIS) và mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) để nhận dạng trực tuyến khuyết tật ổ bi.
- Nghiên cứu cơ sở lý thuyết về nhận dạng khuyết tật; phân tích ưu, nhược điểm của bài toán thuận và bài toán ngược. Từ đó, chọn phương pháp chung xây dựng các giải thuật nhận dạng khuyết tật ổ bi là xây dựng mô hình dẫn động số giải bài toán ngược động lực học.
- Xây dựng hệ thống thí nghiệm đo dữ liệu dao động của gối đỡ ổ bi để xây dựng cơ sở dữ liệu cho các mô hình nhận dạng khuyết tật, đồng thời xác minh tính hiệu quả của các giải thuật đề xuất.

5.1.2 Đóng góp khoa học của luận án

5.1.2.1 Lý thuyết

1) Về xử lý dữ liệu:

- Đề xuất giải pháp kết hợp giữa phương pháp phân tích phổ đơn và lọc thưa để xây dựng cơ sở dữ liệu cho hệ thống suy diễn nơ ron-mờ thích nghi (ANFIS). Giải pháp này được triển khai trong nghiên cứu [2a] của luận án.
- Phân tích và lựa chọn các đặc trưng riêng lẻ để xây dựng véc tơ đặc trưng từ dữ liệu đo dao động của gối đỡ ổ bi đã qua phân tích phổ đơn sử dụng trong các nghiên cứu [1a] và [3a].
- Đề xuất thuật toán lọc nhiễu xung FIN để loại bỏ nhiễu xung trong dữ liệu đo dao động của gối đỡ ổ bi để triển khai trong nghiên cứu [1a] của luận án.
- Đề xuất giải pháp xây dựng miền thích ứng để giảm thiểu tác động tiêu cực của sự lệch miền giữa miền nguồn và miền đích. Miền thích ứng X^f được sử dụng xây dựng cơ sở dữ liệu cho ANFIS trong nghiên cứu [1a].

2) Về xây dựng các mô hình nhận dạng khuyết tật ổ bi:

Luận án sử dụng phương pháp xây dựng mô hình dẫn động số dựa trên trí tuệ nhân tạo để xây dựng các mô hình nhận dạng khuyết tật ổ bi được thể hiện trong ba giải thuật đề xuất sau.

- Giải thuật ASSBDIM [2a]:

Giải thuật ASSBDIM được xây dựng dựa trên phân tích phổ đơn, lọc thừa và ANFIS. Các đặc trưng được trích xuất từ luồng dữ liệu lớn và cơ chế hoạt động của ASSBDIM gồm hai giai đoạn ngoại tuyến (Offline) và trực tuyến (Online).

- Ưu điểm: Có thể phân biệt rõ ràng tình trạng hư hỏng và không bị hư hỏng của ổ bi; đối với các hỏng hóc liên quan đến thông tin về vị trí hư hỏng hoặc/và mức độ hư hỏng ASSBDIM cho kết quả nhận dạng khá cao; so sánh với các phương pháp khác được khảo sát, ASSBDIM cho độ chính xác cao nhất với chi phí tính toán thấp nhất, phù hợp trong nhận dạng khuyết tật trực tuyến.

- Nhược điểm: cần xác định giá trị tối ưu của các tham số hệ thống để đảm bảo hiệu quả ổn định của giải thuật; chỉ nhận dạng các các loại hư hỏng đơn.

- Giải thuật BFDM [3a]:

Kế thừa và phát triển giải thuật ASSBDIM ở trên, giải thuật BFDM được đề xuất để nhận dạng khuyết tật ổ bi dựa trên phân tích phổ đơn, xây dựng véc tơ đặc trưng và ANN – khung sườn của ANFIS.

- Ưu điểm của giải thuật: nhận dạng chính xác các hư hỏng của ổ bi; phù hợp với các ứng dụng nhận dạng khuyết tật trực tuyến.

- Nhược điểm của giải thuật: chỉ nhận dạng được các khuyết tật đơn; để triển khai giải thuật vào thực tế, cần xác định giá trị tối ưu q_{opt} dựa trên tất cả điều kiện hoạt động của ổ bi.

- Giải thuật ANFIS-BDFM [1a]:

Tiếp tục mở rộng và phát triển hai giải thuật ở trên, luận án đề xuất giải thuật mới nhận dạng khuyết tật ổ bi dựa trên ANFIS. Ngoài những kế thừa từ hai nghiên cứu trước đây liên quan tới ANFIS, phân tích phổ đơn và xây dựng véc tơ đặc trưng, ANFIS-BDFM đi sâu vào lọc nhiễu trực tuyến, tìm giải pháp cho việc giảm thiểu sự lệch miền giữa miền nguồn và miền đích, và xây dựng miền thích ứng. Các giải pháp trực tuyến để tiền xử lý dữ liệu và khai thác dữ liệu đã lọc để dán nhãn miền đích được thực hiện trong miền thích ứng bắt nguồn từ

miền nguồn và miền đích. Sau đó, thuật toán đề xuất FIN và ANFIS được sử dụng để lọc nhiễu và nhận dạng trực tuyến tình trạng sức khỏe của ổ bi.

- Ưu điểm: sự kết hợp giữa lọc nhiễu tần số cao và lọc nhiễu xung cho phép nâng cao hiệu quả và tốc độ xử lý trong các ứng dụng trực tuyến; cách tổ chức dữ liệu của thuật toán đề xuất đề xuất FIN làm giàu thêm thông tin liên quan đến các mẫu dữ liệu được gắn nhãn trong cả miền nguồn và miền đích. FIN làm suy yếu ảnh hưởng tiêu cực của độ lệch miền giữa nguồn và đích, đồng thời làm tăng sự khác biệt của mối tương quan dữ liệu giữa có và không có nhiễu xung để cải thiện hiệu quả lọc; nhận dạng khuyết tật một cách đáng tin cậy ngay cả khi nhiễu xung biên độ khá lớn với mật độ cao trong cơ sở dữ liệu.

- Nhược điểm: chi phí tính toán cao hơn so với hai thuật toán ở trên, dẫn đến độ trễ tăng lên đáng kể. Điều này là thách thức thực sự khi triển khai vào thực tế.

5.1.2.2 Thực nghiệm

- Viết các chương trình ứng dụng trên phần mềm Matlab dựa vào các thuật toán đề xuất.
- Xây dựng mô hình thí nghiệm đo dao động của ổ bi để thu dữ liệu kiểm chứng các thuật toán đề xuất trong các nghiên cứu [1a], [2a] và [3a].
- Kiểm chứng, đánh giá các giải thuật đề xuất trên các nguồn dữ liệu đo dao động của các loại ổ bi khác nhau.

5.2 Hướng phát triển

Một số hướng phát triển có tính khả thi tiếp theo của luận án như sau:

- Tiếp tục phát triển các giải pháp lọc nhiễu trực tuyến để tăng độ chính xác của các mô hình nhận dạng xây dựng theo phương pháp dẫn động số.
- Phát triển các giải thuật theo hướng nhận dạng đa khuyết tật xuất hiện trên ổ bi trong quá trình máy móc vận hành.
- Phát triển các công cụ toán và tối ưu hóa chiều dài cửa sổ trượt trong xử lý dữ liệu nhằm giảm độ trễ đáp ứng của các ứng dụng nhận dạng khuyết tật.
- Đi sâu vào nghiên cứu các giải pháp công nghệ để triển khai được các ứng dụng nhận dạng khuyết tật của ổ bi vào thực tiễn.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] ASC Sensors, Pfaffenhofen, Bavaria, Germany. ASC Sensors in Railway Applications. (Oct. 10, 2019). Accessed: Feb. 9, 2020. [Online Video]. Available: https://youtu.be/JAjuC4eqMGo?si=oaPHZT2-anFOu_F0.
- [2] SKF Group, Gothenburg, Sweden. SKF Multilog Online System IMx-R for railway condition monitoring. (2010). Accessed: Feb. 12, 2018. [Online]. Available: https://cdn.skfmediahub.skf.com/api/public/0901d196800a81b9/pdf_preview_
- [3] C. Chen, B. Zhang, G. Vachtsevanos, and M. Orchard, "Machine Condition Prediction Based on Adaptive Neuro-Fuzzy and High-Order Particle Filtering," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 58, no. 9, pp. 4353-4364, 2011.
- [4] Hui Li, Jinping Ou, X. Zhao, W. Zhou, H. Li, Zhi Zhou, and Y. Yang "Structural Health Monitoring System for the Shandong Binzhou Yellow River Highway Bridge," *Computer Aided Civil and Infrastructure Engineering*, vol. 21, no. 4, pp. 306-317, 2006.
- [5] K. Ziopaja, Z. Pozorski, and A. Garstecki "Application of Discrete Wavelet Transformation in Damage Detection. Part II: Heat transfer experiments," *Comp. Assisted Mech. Eng. Sciences*, vol. 13, no. 1, pp. 39-51, 2006.
- [6] X. Jiang and Hojjat Adeli, "Pseudospectra, MUSIC, and Dynamic Wavelet Neural Network for Damage Detection of Highrise Buildings," *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, vol. 71, no. 5, pp. 606-629, 2007.
- [7] A. Furukawa, H. Otsuka, and J. Kiyono "Structural Damage Detection Method Using Uncertain Frequency Response Functions," *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, vol. 21, no. 4, pp. 292-305, 2006.
- [8] H. Xu and J. Humar, "Damage Detection in a Gider Bridge by Artificial Neural Networks Technique," *Computer Aided Civil and Infr. Engineering*, vol. 21, no. 6, pp. 450-464, 2006.
- [9] A. Piatkowska, Z. Pozorski, and A. Garstecki "Application of Discrete Wavelet Transformation in Damage Detection. Part I: Static and Dynamic Experiments," *Comp. Assisted Mech. Eng. Sci.*, vol. 13, no. 1, pp. 21-38, 2006.
- [10] W. Glabisz, "The use of Walsh-wavelet Packets in Linear Boundary Value Problems," *Computers and Structures*, vol. 82, no. 2-3, pp. 131-141, 2004.
- [11] Stéphane Mallat, *A Wavelet Tour of Signal Processing*, 1st ed. Academic Press, UK, 1998.

- [12] T. Liu, J. Chen, and G. Dong, "Singular spectrum analysis and continuous hidden Markov model for rolling element bearing fault diagnosis," *Journal of Vibration and Control*, vol.21, no. 8, pp. 1506-1521, 2015.
- [13] M. Samhoury, A. Al-Ghandoor, S. Ali, I. Al-Hinti, and W. Massad, "An Intelligent Machine Condition Monitoring System Using Time-based Analysis: Neuro-Fuzzy Versus Neural Network," *Jordan Journal of Mech. and Indus. Engineering*. vol. 3, no. 4, pp. 294-305, 2009.
- [14] G. Morcouc and Z. Lounis, "Prediction of Onset of Corrosion in Concrete Bridge Decks Using Neural Networks and Case-Based Reasoning," *Computer-Aided Civil and Infr. Engineering*, vol. 20, no. 2, pp. 108-117, 2005.
- [15] C. C. Chang, T. Y. P. Chang, Y. G. Xu, and M. L. Wang, "Structural Damage Detection using an Iterative Neural Network," *Journal of Intelligent Material Systems and Structures*, vol. 11, no. 1, pp. 32-42, 2000.
- [16] A. Boussabaine, "The Use of Artificial Neural Networks in Construction Management: A Review," *Construction Management and Economics*, vol. 14, no. 5, pp. 427-436, 1996.
- [17] B. Moller, W. Graf, and S. H. Nguyen, "Modeling the Life Cycle of a Structure Using Fuzzy Processes," *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, vol. 19, no. 3, pp. 157-169, 2004.
- [18] G. Garg, S. Suri, R. Garg, and V. Singh, "Wavelet Energy based Neural Fuzzy Model for Automatic Motor Imagery Classification," *Inter. Journal of Computer applications*, vol. 28, no. 7, pp. 1-7, 2011.
- [19] S. L. Hung, C. S. Huang, C. M. Wen, and Y. C. Hsu, "Nonparametric Identification of a Building Structure from Experimental Data Using Wavelet Neural Network," *Computer-Aided Civil and Infr. Engineering*, vol. 18, no. 5, pp. 356-368, 2003.
- [20] V. K. Nguyen, O. Olatunbosun, and T. K. Nguyen, "Wavelet Based Method for Remove Monitoring of Structural Health by Analysing the Nonlinearity In Dynamic Response of Damaged Structures Caused by The Crack-Breathing Phenomeno," *Technische Mechanik*, Band 28, Heft 3-4, pp. 289-298, 2008.
- [21] S. D. Nguyen and K. N. Ngo, "An Adaptive Input Data Space Parting Solution to the Synthesis of Neuro-Fuzzy Models," *International Journal of Control, Automation, and Systems*, IJCAS, vol. 6, no. 6, pp. 928-938, 2008.
- [22] S. D. Nguyen and K. N. Ngo, "Building Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)," *Journal of Computer Science and Cybernetics*, vol. 24, no. 2, pp. 126-140, 2008.
- [23] S. D. Nguyen, K. N. Ngo, H. Q. Nguyen, and S. B. Choi, "Diagnosis of Beam-

- Damage Location Using Neural Networks and Wavelet Analysis,” *The International Conf. on Advances in Computational Mechanics*, ACOME, 2012.
- [24] S. D. Nguyen, M. C. Le, and K. N. Ngo, “Identifying structure damage using energy method and neuro-fuzzy,” *Journal of Science & Technology Development*, vol. 11, no. 2, pp. 5-18, 2008.
- [25] S. D. Nguyen, T. T. Le, and K. N. Ngo, “An Algorithm for Bridge Damage Location,” *Journal of Science & Technology Development*, vol. 12, no. 13, pp. 57-68, 2009.
- [26] S. D. Nguyen and K. N. Ngo, “KTKT-WL, A New Algorithm for Bridge Damage Detection based on Wavelet Analysis of Vibration Signal,” *Vietnamese Mechanical Engineering Review*, no. 145, pp. 25-29, 2009.
- [27] S. D. Nguyen and K. N. Ngo, “TSPA, A Time-Series Bridge Damage Prediction Algorithm based on Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System,” *Vietnamese Mechanical Engineering Review*, no. 148, pp 25-28, 2009.
- [28] T. Boukra, "Identifying new prognostic features for remaining useful life prediction using particle filtering and Neuro- Fuzzy System predictor," *2015 IEEE 15th International Conference on Environment and Electrical Engineering (EEEIC)*, pp. 1533-1538, 2015.
- [29] T. Ince, S. Kiranyaz, L. Eren, M. Askar, and M. Gabbouj, “Real-Time Motor Fault Detection by 1-D Convolutional Neural Networks,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 63, no. 11, pp. 7067-7075, 2016.
- [30] X. Dai and Z. Gao, “From model, signal to knowledge: A data-driven perspective of fault detection and diagnosis,” *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 9, no. 4, pp. 2226–2238, 2013.
- [31] S. Simani, S. Farsoni, and P. Castaldi, “Fault Diagnosis of a Wind Turbine Benchmark via Identified Fuzzy Models,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 62, no. 6, pp. 3775-3782, 2015.
- [32] Y. Lei, F. Jia, J. Lin, S. Xing, and S. X. Ding, “An Intelligent Fault Diagnosis Method Using Unsupervised Feature Learning Towards Mechanical Big Data,” *IEEE Transactions on Ind. Elec.*, vol. 63, no. 5, pp. 3137-3147, 2016.
- [33] S. D. Nguyen, S. B. Choi, and T. I. Seo, “Recurrent Mechanism and Impulse Noise Filter for Establishing ANFIS,” *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 26, no. 2, pp. 985-997, 2018.
- [34] C. Chen, Z. Liu, Y. Zhang, C.L.P. Chen, and S. Xie, “Saturated Nussbaum Function based Approach for Robotic Systems with Unknown Actuator Dynamics,” *IEEE Tran. on Cybernetics*, vol. 46, no. 10, pp. 2311-2322, 2016.

- [35] C. Chen, C. Wen, Z. Liu, K. Xie, Y. Zhang, and C.L.P. Chen, "Adaptive Consensus of Nonlinear Multi-Agent Systems with Non-identical Partially Unknown Control Directions and Bounded Modelling Errors," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 62, no. 9, pp. 4654 – 4659, 2017.
- [36] C. Chen, C. Wen, Z. Liu, K. Xie, Y. Zhang, and C.L.P. Chen, "Adaptive Asymptotic Control of Multivariable Systems Based on a One-Parameter Estimation Approach," *Automatica*, vol. 83, pp. 124-132, 2017.
- [37] W. Gong and Z. Cai, "Differential Evolution With Ranking-Based Mutation Operators," *IEEE Trans. on Cybernetics*, vol. 43, no. 6, pp. 2066-2081, 2013.
- [38] S. D. Nguyen, H. Q. Nguyen, and T. I. Seo, "ANFIS Deriving from Jointed Input-Output Data Space and Applying in Smart-Damper Identification," *Applied Soft Computing*, vol. 53, pp. 45–60, 2017.
- [39] S. D. Nguyen and T. I. Seo, "Establishing ANFIS and the Use for Predicting Sliding Control of Active Railway Suspension Systems Subjected to Uncertainties and Disturbances," *International J. of Machine Learning and Cybernetics*, vol. 9, no. 5, pp. 853-865, 2016.
- [40] S. D. Nguyen and S. B. Choi, "Design of a new adaptive neuro-fuzzy inference system based on a solution for clustering in a data potential field," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 279, pp. 64-86, 2015.
- [41] S. D. Nguyen, Q. H. Nguyen, and S. B. Choi, "Hybrid clustering based fuzzy structure for vibration control - Part 1: A novel algorithm for building neuro-fuzzy system," *Mech. Syst. and Signal Pro.*, vol. 50-51, pp. 510-525, 2015.
- [42] W. Q. Wang, M. F. Golnaraghi, and F. Ismail, "Prognosis of machine health condition using neuro-fuzzy systems," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol.18, pp. 813-831, 2004.
- [43] F. Zhao, J. Chen, L. Guo, and X. Lin, "Neuro-fuzzy based condition prediction of bearing health," *Jour. of Vib. and Control*, vol. 15, no. 7, pp. 1079-1091, 2009.
- [44] V. T. Tran, B. Yang, and A. Tan, "Multi-step ahead direct prediction for machine condition prognosis using regression trees and neuro-fuzzy systems," *Expert Syst. Appl.*, vol. 36, no. 5, pp. 9378-9387, 2009.
- [45] Golyandina, V. Nekrutkin, and A. Zhigljavsky, *Analysis of Time Series Structure-SSA and Related Techniques*, Chapman & Hall/CRC, Florida, 2001.
- [46] D. R. Salgado and F. J. Alonso, "Tool wear detection in turning operations using singular spectrum analysis," *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 171, no. 3, pp. 451-458, 2006.
- [47] B. Kilundu, P. Dehombreux, and X. Chimentin, "Tool wear monitoring by

- machine learning techniques and singular spectrum analysis,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 25, no. 1, pp. 400-415, 2011.
- [48] B. Willmore and D. J. Tolhurst, “Characterizing the sparseness of neural codes,” *Network: Computation in Neural System*, vol. 12, no. 3, pp. 255-270, 2001.
- [49] J. Ngiam, Z. Chen, S. A. Bhaskar, P. W. Koh, and A. Y. Ng, “Sparse filtering,” in *Proc. Neural Inf. Process. Syst.*, 2011, pp. 1125–1133.
- [50] E. H. E. Bouchikhi, V. Choqueuse, and M. E. H. Benbouzid, "Current Frequency Spectral Subtraction and Its Contribution to Induction Machines' Bearings Condition Monitoring," *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 28, no. 1, pp. 135-144, 2013.
- [51] S. D. Nguyen, S. B. Choi, and J. H. Kim, “Smart dampers-based vibration control-Part 1: Measurement data processing,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 145, p. 106958, Dec. 2020.
- [52] X. Li, W. Zhang, and Q. Ding, "Cross-Domain Fault Diagnosis of Rolling Element Bearings Using Deep Generative Neural Networks," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 66, no. 7, pp. 5525-5534, 2019.
- [53] K. Weiss, T. M. Khoshgoftaar, and D. Wang, “A survey of transfer learning,” *Journal of Big Data*, vol. 3, no. 1, p. 9, May 2016.
- [54] S. Yin, S. X. Ding, X. Xie, and H. Luo, "A Review on Basic Data-Driven Approaches for Industrial Process Monitoring," *IEEE Trans. on Industrial Elec.*, vol. 61, no. 11, pp. 6418-6428, 2014.
- [55] B. Luo, H. Wang, H. Liu, B. Li, and F. Peng, "Early Fault Detection of Machine Tools Based on Deep Learning and Dynamic Identification," *IEEE Trans. on Industrial Elec.*, vol. 66, no. 1, pp. 509-518, 2019.
- [56] F. Cheng, L. Qu, W. Qiao, and L. Hao, "Enhanced Particle Filtering for Bearing Remaining Useful Life Prediction of Wind Turbine Drivetrain Gearboxes," *IEEE Trans. on Industrial Elec.*, vol. 66, no. 6, pp. 4738-4748, 2019.
- [57] A. Soualhi, H. Razik, G. Clerc, and D. D. Doan, "Prognosis of Bearing Failures Using Hidden Markov Models and the Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System," *IEEE Trans. on Industrial Elec.*, vol. 61, no. 6, pp. 2864-2874, 2014.
- [58] B. Yang, Y. Lei, F. Jia, N. Li, and Z. Du, "A Polynomial Kernel Induced Distance Metric to Improve Deep Transfer Learning for Fault Diagnosis of Machines," *IEEE Trans. on Industrial Elec.*, vol. 67, no. 11, pp. 9747-9757, 2020.
- [59] F. Shen, Y. Hui, R. Yan, C. Sun, and J. Xu, "A New Penalty Domain Selection Machine Enabled Transfer Learning for Gearbox Fault Recognition," *IEEE*

Trans. on Industrial Elec., vol. 67, no. 10, pp. 8743-8754, 2020.

- [60] S. Wu, X. -Y. Jing, Q. Zhang, F. Wu, H. Zhao, and Y. Dong, "Prediction Consistency Guided Convolutional Neural Networks for Cross-Domain Bearing Fault Diagnosis", *IEEE Access*, vol. 8, pp. 120089-120103, 2020.
- [61] S. J. Pan, I. W. Tsang, J. T. Kwok, and Q. Yang, "Domain Adaptation via Transfer Component Analysis," *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 22, no. 2, pp. 199-210, 2011.
- [62] X. Chen, B. Zhang, and D. Gao, "Bearing fault diagnosis base on multi-scale CNN and LSTM model," *Journal of Intelligent Manufacturing*, vol. 32, no. 1, pp. 971-987, 2021.
- [63] S. Shao, S. McAleer, R. Yan, and P. Baldi, "Highly Accurate Machine Fault Diagnosis Using Deep Transfer Learning," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 15, no. 4, pp. 2446-2455, April 2019.
- [64] L. Yuan, D. Lian, X. Kang, Y. Chen, and K. Zhai, "Rolling Bearing Fault Diagnosis Based on Convolutional Neural Network and Support Vector Machine," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 137395-137406, 2020.
- [65] I. -H. Kao, W. -J. Wang, Y. -H. Lai, and J. -W. Perng, "Analysis of Permanent Magnet Synchronous Motor Fault Diagnosis Based on Learning," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 68, no. 2, pp. 310-324, Feb. 2019.
- [66] D. T. Hoang and H. J. Kang, "A Motor Current Signal-Based Bearing Fault Diagnosis Using Deep Learning and Information Fusion," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 69, no. 6, pp. 3325-3333, June 2020.
- [67] S. Zhang et al., "Model-Based Analysis and Quantification of Bearing Faults in Induction Machines," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 56, no. 3, pp. 2158-2170, May-June 2020.
- [68] H. Cao, Y. Li, and X. Chen, "A New Dynamic Model of Ball-Bearing Rotor Systems Based on Rigid Body Element," *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, vol. 138, no. 7, p. 071007, Jan. 2016.
- [69] C. K. Babu, N. Tandon, and R. K. Pandey, "Vibration Modeling of a Rigid Rotor Supported on the Lubricated Angular Contact Ball Bearings Considering Six Degrees of Freedom and Waviness on Balls and Races," *Journal of Vibration and Acoustics*, vol. 134, no. 1, p. 011006, Jan. 2011.
- [70] Y. Li, H. Cao, L. Niu, and X. Jin, "A General Method for the Dynamic Modeling of Ball-bearing Rotor Systems," *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, vol. 137, no. 2, p. 021016, Apr. 2015.

- [71] V. K. Dwivedi and S. K. Gupta, "Finite Difference Method Analysis of Hybrid Bearing," in *Proc. of the 5th International Conference on Advances in Mechanical*, India, June. 2011, pp. 240-244.
- [72] J. Liu, "A Spectral Finite Difference Method for Analysis of a Fluid-Lubricated Herringbone Grooves Journal Bearing under a Special Case at Rectangle Groove," *Applied Mathematics*, vol. 10, no. 12, pp. 1029-1038, 2019.
- [73] C. Vinothraj, N. P. Kumar, and T.B. Isha, "Bearing Fault Analysis in Induction Motor Drives Using Finite Element Method," *International Journal of Engineering and Technology*, vol. 7, no. 3, pp. 30-34, 2018.
- [74] E. Iseli, E. Guenat, R. Tresch, and J. Schiffmann, "Analysis of Spiral-Grooved Gas Journal Bearings by the Narrow-Groove Theory and the Finite Element Method At Large Eccentricities," *Journal of Tribology*, vol. 142, no. 4, p. 041802, 2020.
- [75] V. G. Salunkhe, R. G. Desavale, and S. G. Kumbhar, "Vibration Analysis of Deep Groove Ball Bearing Using Finite Element Analysis and Dimension Analysis," *Journal of Tribology*, vol. 144, no. 8, p. 081202, 2022.
- [76] P. L. Xing, M. H. Huang, and D. Q. Yang, "Boundary Element Method Analysis of Hydrodynamic Characteristics of the Three-Leaf Dislocated Floating-Ring Bearing," *Computational Mechanics*, Springer, Berlin, Heidelberg, 2009, p. 356.
- [77] Z. Ji, M. Stanic, E. A. Hartono, and V. Chernoray. "Numerical simulations of oil flow inside a gearbox by Smoothed Particle Hydrodynamics (SPH) method," *Tribology International*, vol. 127, pp. 47-58, 2018.
- [78] X. Wang, B. An, Q. He, P. Wang, W. Wang, and J. Huang. "Nonlocal thermomechanical coupled modeling method for two-dimensional rolling contact using a peridynamic approach," *Applied Mathematical Modelling*, vol. 124, pp. 86-108, 2023.
- [79] Sahil Garg and Mohit Pant, "Meshfree Methods: A Comprehensive Review of Applications," *International Journal of Computational Methods*, vol. 15, no. 4, p. 1830001, 2017.
- [80] G. R. Liu and X. Han, *Computational Inverse Techniques in Nondestructive Evaluation*, 1st ed. CRC Press, 2003.
- [81] B. Kosko, *Neural Networks and Fuzzy Systems: A Dynamical Systems Approach to Machine Intelligence*, Englewood Cliffs, N.J: Prentice Hall, 1991.
- [82] M. Panella and A.S. Gallo, "An Input - Output Clustering Approach to the Synthesis of ANFIS Networks," *IEEE Transactions on fuzzy systems*, vol. 13, no. 1, pp. 69-81, 2005.

- [83] S. D. Nguyen and S. -B. Choi, "A new Neuro-Fuzzy Training Algorithm for Identifying Dynamic Characteristics of Smart Dampers," *Smart Materials and Structures*, vol 21. no. 8, pp. 1-14, 2012.
- [84] A. Karahoca and D. Karahoca, "GSM churn management by using fuzzy c-means clustering and adaptive neuro fuzzy inference system," *Expert Systems with Applications*, vol. 38, no. 3, pp. 1814-1822, 2011.
- [85] R. Aliev, W. Pedrycz, B. Guirimov, R. R. Aliev, U. Ilhan, M. Babagil and S. Mammadli, "Type-2 fuzzy neural networks with fuzzy clustering and differential evolution optimization," *Inf. Sciences*, vol. 181, no. 9, pp. 1591-1608, 2011.
- [86] A. A. Aldair and W. W. Wang, "A neurofuzzy controller for full vehicle active suspension systems," *Journal of Vibration and Control*, vo. 18, no. 12, pp. 1837-1854, 2011.
- [87] J. H. Aladi, C. Wagner, and J. M. Garibaldi, "Type-1 or interval type-2 fuzzy logic systems on the relationship of the amount of uncertainty and FOU size," in *Proc. of IEEE Inter. Conf. on Fuzzy Systems, Beijing*, 2014, pp. 2360-2367.
- [88] H. Shen, J. Yang, S. Wang, X. Liu, "Attribute weighted mercer kernel based fuzzy clustering algorithm for general nonspherical datasets," *Soft Computing*, vol. 10, pp. no. 11, pp. 1061-1073, 2006.
- [89] M. R. P. Ferreira and F. A. T. de Carvalho, "Kernel fuzzy C-means with automatic variable weighting," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 237, pp. 1-46, 2014.
- [90] M. Filippone, F. Camastra, F. Masulli, S. Rovetta, "A survey of kernel and spectral methods for clustering," *Pattern Recognition*, vol. 41, no. 1, pp. 176-190, 2008.
- [91] F. Camastra, A. Verri, "A novel kernel method for clustering," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 27, no. 5, pp. 801-805, 2005.
- [92] D. Graves, W. Pedrycz, "Kernel-based fuzzy clustering and fuzzy clustering: A comparative experimental study," *Fuzzy Sets Systems*, vol. 161, no 4, pp. 522-543, 2010.
- [93] R. Winkler, F. Klawonn, R. Kruse, "Problems of fuzzy c-means clustering and similar algorithms with high dimensional data sets," In *Challenges at the Interface of Data Analysis, Computer Science, and Optimization*, Springer, 2012, pp. 79-87.
- [94] Rui Xu and D. Wunsch, "Survey of clustering algorithms," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 16, no. 3, pp. 645-678, 2005.
- [95] M. Girolami, "Mercer kernel-based clustering in feature space," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 13, no. 3, pp. 780-784, 2002.

- [96] S. D. Nguyen and S. B. Choi, "A new neuro-fuzzy training algorithm for identifying dynamic characteristics of smart dampers," *Smart Materials and Structures*, vol. 21, no. 8, pp.1-14, 2012.
- [97] S. D. Nguyen and S. B. Choi, "A novel minimum-maximum data-clustering algorithm for vibration control of a semi-active vehicle suspension system," *Part D: Journal of Automobile Engineering*, vol. 227, no. 9, pp. 1242-1254, 2013.
- [98] S. D. Nguyen, S. B. Choi and Q. H. Nguyen, "An optimal design of interval type-2 fuzzy logic system with various experiments including magnetorheological fluid damper," *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Eng. Science*, vol. 228, no. 17, pp. 3090-3106, 2014.
- [99] S. D. Nguyen, "ANFIS: Establishing and Applying to Managing Online Damage", Fuzzy Logic. London, United Kingdom: IntechOpen, 2019 [Online]. <https://www.intechopen.com/chapters/65092>
- [100] B. Kosko, "Fuzzy systems as universal approximators," *IEEE Transactions on Computers*, vol. 43, no.11, pp. 1329-1333, 1994.
- [101] X. Wu and X. Zhu, "Mining with Noise Knowledge: Error-Aware Data Mining," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*, vol. 38, no. 4, pp. 917-932, 2008.
- [102] N. Kock and G. S. Lynn, "Lateral collinearity and misleading results in variance-based SEM: An illustration and recommendations," *Journal of the Association for Information Systems*, vol. 13, no. 7, pp. 546–580, 2012.
- [103] David A. Belsley, *Conditioning Diagnostics: Collinearity and Weak Data in Regression*, 1st ed. New York: Wiley, 1991.
- [104] R. M. O'Brien, "A Caution Regarding Rules of Thumb for Variance Inflation Factors," *Quality & Quantity*, vol. 41, no. 5, pp. 673-690, 2007.
- [105] R. P. Hamernik, K. D. Hsueh, "Impulse noise: some definitions, physical acoustics and other considerations," *The Journal of the Acoustical Society of America*, vol. 90, no. 1, pp. 189-196, 1991.
- [106] S. D. Nguyen and Q. H. Nguyen, "Design of Active Suspension Controller for Train Cars Based on Sliding Mode Control, Uncertainty Observer and Neuro-fuzzy System," *Journal of Vib. and Control*, vol. 23, no. 8, pp. 1334-1353, 2015.
- [107] J. B. Theocharis, "A high-order recurrent neuro-fuzzy system with internal dynamics: Application to the adaptive noise cancellation," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 157, no. 4, pp. 471-500, 2006.
- [108] J. Thevaril and H. K. Kwan, "Speech Enhancement using Adaptive Neuro-Fuzzy Filtering," in Proc. of 2005 International Symposium on Intelligent Signal

Processing and Communication Systems, 2005, pp. 753-756.

- [109] P. Balaiah and Ilavennila, "Comparative Evaluation of Adaptive Filter and Neuro-Fuzzy Filter in Artifacts Removal from Electroencephalogram Signal," *American Journal of Applied Sciences*, vol. 9, no. 10, pp. 1583-1593, 2012.
- [110] Sachin Lakra, T. V. Prasad, G. Ramakrishna, "Selective Noise Filtering of Speech Signals Using an Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System as a Frequency Pre-Classifier," *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, vol. 81, no. 3, pp. 496-501, 2015.
- [111] M. A. Khanesar, O. Kaynak, S. Yin, and H. Gao, "Adaptive indirect fuzzy sliding mode controller for networked control systems subject to time-varying network-induced time delay," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 23, no. 1, pp. 205-214, 2015.
- [112] Q. Shan, S. Bhatti, I. A. Glover, R. Atkinson, I. E. Portugues, P. J. Moore, and R. Rutherford, "Characteristics of Impulsive Noise in Electricity Substations," in *Proc. of 17th European Signal Processing Conf.*, 2009, pp. 2136-2140.
- [113] A. Hyvärinen, E. Oja, "Independent component analysis: algorithms and applications," *Neural Networks*, vol. 13, no. 4, pp. 411-430, 2000.
- [114] G. Widmer, and M. Kubat, "Learning in the presence of concept drift and hidden contexts," *Machine Learning*, vol. 23, pp. 69-101, 1996.
- [115] S. -H. Fang and T. -N. Lin, "Indoor Location System Based on Discriminant-Adaptive Neural Network in IEEE 802.11 Environments," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 19, no. 11, pp. 1973-1978, 2008.
- [116] Q. Yang, S. J. Pan, and V. W. Zheng, "Estimating Location Using Wi-Fi," *IEEE Intelligent Systems*, vol. 23, no. 1, pp. 8-13, 2008.
- [117] J. Ghosn and Y. Bengio, "Bias learning, knowledge sharing," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 14, no. 4, pp. 748-765, 2003.
- [118] S. Ozawa, A. Roy, and D. Roussinov, "A Multitask Learning Model for Online Pattern Recognition," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 20, no. 3, pp. 430-445, 2009.
- [119] S. J. Pan and Q. Yang, "A Survey on Transfer Learning," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 22, no. 10, pp. 1345-1359, 2010.
- [120] S. Ben-David, J. Blitzer, K. Crammer, and F. Pereira, "Analysis of Representations for Domain Adaptation," in *Proc. of the Advances in Neural Information Processing Systems 19*, 2006, pp. 137-144.
- [121] L. Song, A. Smola, K. Borgwardt, and A. Gretton, "Colored maximum variance unfolding," in *Proc. of the Advances in Neural Information Processing Systems*

20, 2007, pp. 1385-1392.

- [122] H. Daumé III, “Frustratingly easy domain adaptation,” in *Proc. of the 45th Ann. Meeting of the Assoc. Computational of Linguistics*, 2007, pp. 256-263, 2007.
- [123] J. Blitzer, R. McDonald, and F. Pereira, “Domain Adaptation with Structural Correspondence Learning,” in *Proc. of the Conf. on Empirical Methods in Natural Language Processing*, 2006, pp. 120-128.
- [124] S. J. Pan, J. T. Kwok, and Q. Yang, “Transfer Learning via Dimensionality Reduction,” *Proc. of the 23rd National Conf. on Artificial Intelligence*, 2008, pp. 677-682.
- [125] R. K. Ando and T. Zhang, “A Framework for Learning Predictive Structures from Multiple Tasks and Unlabeled Data,” *Journal of Machine Learning Research*, vol. 6, pp. 1817-1853, 2005.
- [126] P. von Büнау, F. C. Meinecke, F. C. Király, and K. R. Müller, “Finding Stationary Subspaces in Multivariate Time Series,” *Physical Review Letters*, vol. 103, no. 21, p. 214101, 2009.
- [127] N. T. Truong, T.-I. Seo, and S. D. Nguyen, “Bearing Fault Online Identification Based on ANFIS,” *International Journal of Control, Automation and Systems*, vol. 19, no. 11, pp. 1703–1714, 2021.
- [128] H. L. Ao, J. Cheng, K. Li, T. K. Truong, “A Roller Bearing Fault Diagnosis Method Based on LCD Energy Entropy and ACROA-SVM,” *Shock and Vibration*, vol. 2014, no. 4, Article ID 825825, 2014.
- [129] X. Zhang, Y. Liang, J. Zhou, Yi Zang, “A novel bearing fault diagnosis model integrated permutation entropy, ensemble empirical mode decomposition and optimized SVM,” *Measurement*, vol. 69, pp. 164-179, 2015.

DANH MỤC CÔNG TRÌNH ĐÃ CÔNG BỐ

Tạp chí quốc tế (liên quan trực tiếp đến luận án)

- [1a] Q. T. Tran and S. D. Nguyen, "Bearing Fault Diagnosis Based on Measured Data Online Processing, Domain Fusion, and ANFIS," *Computation*, vol.10, no. 9, p. 157, 2022.
- [2a] Q. T. Tran, S. D. Nguyen, and T. -I. Seo, "Algorithm for Estimating Online Bearing Fault Upon the Ability to Extract Meaningful Information From Big Data of Intelligent Structures," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 66, no. 5, pp. 3804-3813, 2019.

Tạp chí trong nước (liên quan trực tiếp đến luận án)

- [3a] Q. T. Tran, K. N. Ngo, and S. D. Nguyen, "Fault diagnosis of rolling bearings using singular spectrum analysis and artificial neural networks," *Vietnam Journal of Mechanics*, vol. 43, no.2, pp. 183-196, 2021.

Tạp chí quốc tế (liên quan gián tiếp đến luận án)

- [4a] S. D. Nguyen, K. N. Ngo, Q. T. Tran, and S. B. Choi, "A new method for beam-damage-diagnosis using adaptive fuzzy neural structure and wavelet analysis," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 39, no. 1-2, pp. 181-194, 2013.

Kỷ yếu hội nghị quốc tế (liên quan gián tiếp đến luận án)

- [5a] S.D. Nguyen, Q.T. Tran, K.N. Ngo, X.P. Do, S.B. Choi, "A Structure Damage-Locating Method Based on Wavelet Analysis and Type-2 Fuzzy Logic System," in *Proceedings of SPIE*, vol. 9057, p. 905727, USA, 2014.

Kỷ yếu hội nghị trong nước (liên quan gián tiếp đến luận án)

- [6a] S.D. Nguyen, Q. T. Tran, K. N. Ngo, "A Fuzzy Logic System Built based on Fuzzy Data Clustering and Differential Evolution for Fault Diagnosis," in *Proc. of the 16th Asia Pacific Vibration Conference*, 2015, pp. 738-745.

Đề tài nghiên cứu khoa học (liên quan gián tiếp đến luận án)

- [7a] Đề tài Nafosted: “DC-ANFIS và ứng dụng trong điều khiển thông minh hệ thống giảm xóc và theo dõi trực tuyến tình trạng kỹ thuật trên tàu lửa cao tốc”. Đã nghiệm thu năm 2023. (Thành viên).
- [8a] Đề tài Nafosted: “Thiết kế bộ điều khiển thông minh cho hệ thống giảm xóc và thiết lập hệ thống giám sát trực tuyến tình trạng kỹ thuật của tàu lửa cao tốc”. Đã nghiệm thu năm 2019. (Thành viên).