

# ĐẠI HỌC BÁCH KHOA HÀ NỘI



## ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP

### Tự động phân loại hư hỏng hồn hợp hệ Rotor – Bearing bằng các kỹ thuật xử lý tín hiệu tiên tiến và mạng học sâu

ĐỒ DANH THANH BÌNH

binh.ddt184353@sis.hust.edu.vn

Ngành Kỹ thuật Cơ điện tử

Giảng viên hướng dẫn: PGS. TS. Nguyễn Trọng Du

Chữ ký của GVHD

Khoa: Cơ điện tử

Trường: Trường Cơ khí

HÀ NỘI, 1/2026

## NHIỆM VỤ ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP

Họ và tên sinh viên: Đỗ Danh Thanh Bình

MSSV: 20184353

Lớp: Cơ điện tử 07 – K63

Khoa: Cơ điện tử

Trường: Cơ khí

### I/ ĐỀ TÀI ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP

“**Tự động phân loại hư hỏng hồn hợp hệ Rotor – Bearing bằng các kỹ thuật xử lý tín hiệu tiên tiến và mạng học sâu**”

### II/ CÁC NHIỆM VỤ CỦA ĐỒ ÁN

- Nghiên cứu tổng quan về các phương pháp chẩn đoán hư hỏng thiết bị quay, tập trung vào lỗi hồn hợp hệ rotor-bearing.
- Phân tích cơ sở lý thuyết động lực học, rung động và các đặc trưng tín hiệu rung liên quan đến lỗi cơ khí (mất cân bằng, lệch trục, lắp lỏng) và lỗi ô lăn (vòng trong, vòng ngoài, phần tử lăn).
- Đề xuất và triển khai quy trình xử lý tín hiệu.
- Thiết kế kiến trúc mô hình học sâu cho bài toán phân loại lỗi hồn hợp.
- Thực nghiệm và đánh giá mô hình trên bộ dữ liệu công khai về lỗi hồn hợp và phân tích kết quả.
- Đề xuất phương hướng phát triển và ứng dụng thực tế.

### III/ NỘI DUNG THUYẾT MINH

- Chương 1: Tổng quan.
- Chương 2: Cơ sở lý thuyết động học và rung động cho chẩn đoán thiết bị quay.
- Chương 3: Phương pháp đề xuất chẩn đoán lỗi hồn hợp.
- Chương 4: Thực nghiệm.
- Chương 5: Kết luận và hướng phát triển

Hà Nội, ngày tháng năm 2026

Giảng viên hướng dẫn

## NHẬN XÉT ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP

(Dành cho Giáo viên hướng dẫn)

Tên đề tài: “**Tự động phân loại hư hỏng lõi hỗn hợp hệ Rotor – Bearing bằng các kỹ thuật xử lý tín hiệu tiên tiến và mạng học sâu**”

Họ và tên SV: Đỗ Danh Thanh Bình Lớp: Cơ điện tử 07 – K63

Ngành: Cơ điện tử

Giảng viên hướng dẫn: PGS. TS. Nguyễn Trọng Du

## NỘI DUNG NHẬN XÉT CỦA GIÁO VIÊN HƯỚNG DẪN

### I. Tác phong làm việc

Sau khi nhận đề tài sinh viên có thái độ tốt, nghiêm túc trong công việc, chăm chỉ nghiên cứu toàn thời gian trên Lab. Thực hiện đầy đủ các bước mà GVHD đưa ra

### II. Nội dung đồ án

#### Chương 1: Tổng quan

Trình bày bối cảnh cấp thiết của việc bảo trì dự đoán công nghiệp 4.0. Xác định mục tiêu và phạm vi nghiên cứu tập trung vào lõi hỗn hợp hệ rotor-bearing.

#### Chương 2: Cơ sở lý thuyết động học và rung động cho chẩn đoán thiết bị quay.

Phân tích nền tảng lý thuyết về động lực học máy, làm rõ cơ chế phát sinh và dấu hiệu nhận biết của các lõi cơ khí như mất cân bằng, lệch trục, lỏng liên kết cùng các loại lõi ổ lăn điển hình.

#### Chương 3: Phương pháp đề xuất chẩn đoán lõi hỗn hợp.

Đề xuất quy trình phân tích xử lý tín hiệu kết hợp với mô hình học sâu để chẩn đoán bài toán lõi hỗn hợp

#### Chương 4: Thực nghiệm

Thực nghiệm kiểm chứng hiệu quả của quy trình đề xuất trên bộ dữ liệu công khai về lõi hỗn hợp của Đại học Seoul

#### Chương 5: Kết luận

Tổng kết các đóng góp quan trọng, đồng thời đề xuất hướng phát triển để ứng dụng hiệu quả hơn trong thực tế sản xuất.

### III. Kết luận

Người hướng dẫn đồng ý để sinh viên Đỗ Danh Thanh Bình được bảo vệ trước hội đồng chấm tốt nghiệp tại NCM Thiết kế Hệ thống Cơ khí, Khoa Cơ điện tử, Trường Cơ khí, ĐHBKHN

**Đánh giá:** ..... điểm

Hà Nội, ngày tháng năm 2026

Giáo viên hướng dẫn

(Ký và ghi rõ họ tên)

## NHẬN XÉT ĐỀ ÁN TỐT NGHIỆP

(Dành cho Giáo viên phản biện)

Tên đề tài: “*Tự động phân loại hư hỏng lõi hỗn hợp hệ Rotor – Bearing bằng các kỹ thuật xử lý tín hiệu tiên tiến và mạng học sâu*”

Họ và tên SV: Đỗ Danh Thanh Bình Lớp: Cơ điện tử 07 – K63

Ngành: Cơ điện tử

Giảng viên hướng dẫn: PGS. TS. Nguyễn Trọng Du

### NỘI DUNG NHẬN XÉT CỦA GIÁO VIÊN HƯỚNG DẪN

#### I. Những kết quả đạt được

Đề tài tốt nghiệp đã hoàn thành gồm 5 Chương bao gồm cả phần Kết luận và định hướng phát triển; Chương 1 luận văn đã tiến hành tìm hiểu và phân tích được các phương pháp chẩn đoán hiện nay đang được sử dụng như: phân tích rung động, phân tích damped bô tròn, phân tích hiệu suất, ánh nhiệt... đồng thời đã nêu được vai trò của dữ liệu rung động trong chẩn đoán hư hỏng của máy móc; Chương 2, tác giả đã nghiên cứu, tổng hợp các lý thuyết liên quan đến động học và rung động cho chẩn đoán thiết bị quay, cũng như các phương pháp xử lý tín hiệu số và phân tích được nguồn gốc rung động trong các thiết bị quay, như: mât cân bằng, lệch trục, lồng các mối liên kết, lắp ghép cơ khí; Chương 3, trên cơ sở các lý thuyết và phân tích các phương pháp xử lý và nguyên nhân rung động, tác giả tiến hành đề xuất phương pháp chẩn đoán lỗi hỗn hợp; Chương 4, là phần tiến hành thực nghiệm với các dữ liệu được thu thập của các thí nghiệm trước đó để tiến hành phân tích, xử lý tín hiệu và phân loại mô hình và kết quả chẩn đoán lỗi; Cuối cùng là Chương kết luận và định hướng phát triển tiếp theo của đề tài.

*Điểm đạt được của đề tài này ở một số điểm chính sau:*

- Đã tổng hợp và phân tích được một số nghiên cứu liên quan đến nội dung nghiên cứu của đề tài.

- Đã nghiên cứu và nắm bắt được các phương pháp chẩn đoán hư hỏng của thiết bị quay (hệ rotor bearing)

- Đề xuất được phương án xử lý tín hiệu, và thiết kế mô hình học sâu (deep learning) cho bài toán phân loại lỗi hỗn hợp

- Đã tiến hành thực nghiệm để minh chứng cho các đề xuất ở trên và cho kết quả đáng ghi nhận.

#### II. Hạn chế của đồ án

- Nội dung đề tài phần diễn giải cần chuyển ngữ nhiều thuật ngữ chuyên môn bằng tiếng Anh sang tiếng Việt, cả phần hình và phần nội dung (có thể để phần tiếng Anh trong ngoặc đơn để chú thích thêm); Thay một số thuật ngữ mang tính kỹ thuật hơn (ví dụ; Lồng léo cơ khí...)

- Cần bổ sung thêm nội dung về cách đo và thu thập dữ liệu để xác định các lỗi trong các hệ thống thiết bị quay (đối với trường hợp thiết bị quay là đối tượng nghiên cứu trong đề tài này)

- Đề xuất phương án xử lý tín hiệu trong đề tài cần đề cập thêm vấn đề xử lý nhiễu (nếu có thể) để đảm bảo tăng thêm độ chính xác của phương pháp.

- Phương hướng phát triển của đề tài cần bổ sung thêm về phát triển hay trang bị thiết bị thí nghiệm để chủ động trong việc thu thập dữ liệu, xử lý tín hiệu, xử lý nhiễu (nếu có) sẽ khẳng định tính hiệu quả của phương pháp đề xuất.

### **III. Kết luận**

- Đồng ý để sinh viên được bảo vệ đề tài tốt nghiệp trước hội đồng.

**Đánh giá:** 10/10 điểm

*Hà Nội, ngày tháng năm 2026*

*Giáo viên phản biện*

*(Ký và ghi rõ họ tên)*

Đỗ Đức Nam

## **Lời cảm ơn**

Lời đầu tiên em xin bày tỏ lòng biết ơn sâu sắc tới PGS.TS Nguyễn Trọng Du, người định hướng và hướng dẫn em cũng như tạo điều kiện về cơ sở vật chất giúp em có thể nghiên cứu, học tập và hoàn thiện đồ án.

Em cũng xin chân thành cảm ơn đến các thầy cô cố vấn, các anh, các bạn, các em tại phòng thí nghiệm Chẩn đoán kỹ thuật (C7-633M) – Đại học Bách khoa Hà Nội luôn động viên và giúp đỡ em trong thời gian học tập và nghiên cứu.

Thầy, cô, anh chị và các bạn không những cung cấp cho em kiến thức, kinh nghiệm vô cùng quý giá mà còn lan tỏa cho em niềm say mê học tập, đức tính bền bỉ, kiên trì, nghiêm túc trong nghiên cứu khoa học.

Em xin gửi lời cảm ơn đến những thành viên trong gia đình em, những người đã luôn hỗ trợ em trong quá trình phấn đấu, học tập và nghiên cứu. Sự tin tưởng và ủng hộ của mọi người là động lực lớn để em nỗ lực vượt qua khó khăn và hoàn thành tốt nhiệm vụ của mình.

Cuối cùng, em xin cảm ơn chính bản thân, vì đã không từ bỏ ước mơ của chính mình.

## Tóm tắt nội dung đồ án

Trong bối cảnh công nghiệp 4.0, hư hỏng hỗn hợp hệ rotor-bearing thường gây ngừng máy đột ngột, dẫn đến thiệt hại kinh tế lớn và rủi ro an toàn lao động. Đồ án nhằm giải quyết bài toán chẩn đoán và phân loại tự động các lỗi hỗn hợp này từ tín hiệu rung động, với mục tiêu nâng cao độ chính xác và hiệu quả bảo trì dự đoán.

Trên cơ sở phân tích đặc tính rung động của các dạng lỗi cơ khí và lỗi ổ lăn, đồ án xây dựng quy trình xử lý tín hiệu sử dụng FFT, phông bao và theo dõi bậc quay để thu được các biểu diễn đủ và đa dạng thông tin phục vụ chẩn đoán tự động. Các đặc trưng này được đưa vào một kiến trúc mạng học sâu đa nhánh kết hợp cơ chế attention và phân loại đa nhãn, cho phép mô hình đồng thời ước lượng xác suất tồn tại của nhiều dạng hư hỏng trong cùng một mẫu tín hiệu.

Kết quả thực nghiệm cho thấy phương pháp đề xuất có khả năng xử lý tốt hơn hiện tượng chồng lấn đặc trưng giữa lỗi cơ khí và lỗi ổ lăn, đồng thời duy trì khả năng phát hiện cao đối với các lỗi nghiêm trọng. Trên cơ sở đó, đồ án thảo luận tiềm năng ứng dụng của mô hình trong các hệ thống giám sát tình trạng thiết bị quay thực tế, cũng như đề xuất một số hướng phát triển tiếp theo như mở rộng sang dữ liệu đa cảm biến hoặc điều kiện vận hành khác biệt hơn.

Sinh viên thực hiện  
Ký và ghi rõ họ tên

## MỤC LỤC

<b>CHƯƠNG 1. GIỚI THIỆU .....</b>	<b>1</b>
1.1 Bối cảnh và động lực nghiên cứu.....	1
1.2 Các phương pháp chẩn đoán hiện tại .....	2
1.2.1 Phân tích rung động.....	2
1.2.2 Phân tích dầu bôi trơn .....	4
1.2.3 Phân tích hiệu suất.....	5
1.2.4 Phân tích ảnh nhiệt .....	6
1.3 Vai trò của dữ liệu rung động trong chẩn đoán hư hỏng .....	7
1.3.1 Khả năng phát hiện sớm và độ nhạy cao:.....	7
1.3.2 Thông tin toàn diện và khả năng chẩn đoán chính xác .....	8
1.3.3 Tính không xâm lấn và khả năng giám sát liên tục.....	8
1.3.4 Nền tảng lý tưởng cho ứng dụng trí tuệ nhân tạo.....	9
1.3.5 Hiệu quả kinh tế được chứng minh .....	10
1.4 Tổng quan các nghiên cứu liên quan.....	10
1.5 Mục tiêu, phạm vi và định hướng nghiên cứu .....	16
<b>CHƯƠNG 2. CƠ SỞ LÝ THUYẾT ĐỘNG HỌC VÀ RUNG ĐỘNG CHO CHẨN ĐOÁN THIẾT BỊ QUAY .....</b>	<b>19</b>
2.1 Tổng quan về thiết bị quay và bài toán chẩn đoán tình trạng .....	19
2.2 Cơ sở động học của hệ thống quay .....	21
2.3 Cơ sở động lực học và mô hình hóa tín hiệu rung động .....	24
2.4 Đặc điểm tín hiệu rung động và vai trò của phân tích phổ trong chẩn đoán 29	
2.5 Các phương pháp xử lý tín hiệu .....	30
2.5.1 Biến đổi Fourier và phân tích phổ tần số .....	30
2.5.2 Phân tích phổ bao .....	31
2.5.3 Theo dõi bậc quay .....	32
2.6 Nguồn gốc của rung động trong thiết bị quay và đáp ứng tần số .....	33
2.6.1 Mát cân bằng .....	34
2.6.2 Lệch trục .....	35
2.6.3 Lóng liên kết cơ khí.....	36
2.6.4 Lõi ố lăn .....	38

2.7	Kết luận .....	40
<b>CHƯƠNG 3. PHƯƠNG PHÁP ĐỀ XUẤT CHẨN ĐOÁN LỐI HỒN HỢP</b>		<b>42</b>
3.1	Ván đề và định hướng phương pháp .....	42
3.2	Tổng quan quy trình đề xuất .....	43
3.3	Dữ liệu đầu vào và bài toán học máy .....	44
3.4	Kiến trúc mô hình đề xuất.....	46
3.4.1	Cơ chế trích xuất đặc trưng .....	46
3.4.2	Hợp nhất đặc trưng phân loại lối.....	49
3.5	Kết luận .....	53
<b>CHƯƠNG 4. THỰC NGHIỆM .....</b>		<b>55</b>
4.1	Dữ liệu và kịch bản thử nghiệm .....	55
4.2	Cấu hình và huấn luyện mô hình .....	59
4.3	Kết quả thực nghiệm .....	60
4.3.1	Kết quả xử lý tín hiệu .....	60
4.3.2	Kết quả mô hình phân loại .....	63
<b>CHƯƠNG 5. KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN.....</b>		<b>68</b>
5.1	Kết luận .....	68
5.2	Hạn chế và hướng phát triển .....	69
<b>TÀI LIỆU THAM KHẢO .....</b>		<b>71</b>

## DANH MỤC HÌNH VẼ

Hình 1. Thiết bị quay trong công nghiệp .....	1
Hình 2. Tổng quan phân tích dữ liệu rung động .....	3
Hình 3. Phân tích dầu bôi trơn trong giám sát, bảo trì thiết bị.....	4
Hình 4. Chỉ số giám sát hiệu suất quan trọng .....	5
Hình 5. Phát hiện điểm nóng (hotspot) trong tủ điện bằng ảnh nhiệt. ....	6
Hình 6. Tương tác giữa Học máy (Dự đoán Lỗi) và Tối ưu hóa Quyết định (Lịch trình Đề xuất) trong Quản lý Tài sản Công nghiệp.....	9
Hình 7. Các dạng lệch trục .....	20
Hình 8. Mô hình hệ một bậc tự do .....	24
Hình 9. Phân tích phổ đường bao tín hiệu rung động .....	32
Hình 10. (a) Mô hình Jeffcott của rôto, (b) mô hình đơn giản hóa của nó với bộ giảm chấn và lò xo .....	34
Hình 11. Lỗi lệch trục và phổ tần số của lỗi lệch trục [1].....	35
Hình 12. Lỗi lồng liên kết cơ khí .....	36
Hình 13. (a) Hình dạng ống trục và tín hiệu va chạm ; (b) Chữ ký bao diễn hình do khuyết tật ở vòng ngoài, vòng trong và một phần tử lăn .....	39
Hình 14. Khung xử lý đề xuất.....	43
Hình 15. Sơ đồ đơn giản của phép toán tích chập một chiều.....	47
Hình 16. Mô-đun chú ý tích chập (CBAM). Phía trên là mô-đun chú ý kênh, và phía dưới là mô-đun chú ý không gian. .....	48
Hình 17. SoftMax classifier và multilabel classifier.[43] .....	51
Hình 18. Bộ thử nghiệm.....	55
Hình 19. Mô phỏng các lỗi thành phần quay. (a) Tháo vít vỏ ống trục cho lỗi L. (b) Ren điều chỉnh cho lỗi M. (c) Vít gắn vào đĩa rotor cho lỗi U. .....	55
Hình 20. Các ống lăn bị lỗi. (a) Ống trục 6204 (lỗi B, IR và OR). (b) Ống trục N204 (lỗi B và OR) và NJ204 (lỗi IR). (c) Ống trục 30204 (lỗi B, IR và OR).....	56
Hình 21. Cấu trúc thư mục của bộ dữ liệu .....	59
Hình 22. Kết quả phân tích tần số tín hiệu lỗi U2_B_16_30204 .....	60
Hình 23. Kết quả phân tích tần số tín hiệu lỗi M1_IR_16_30204 .....	61
Hình 24. Kết quả phân tích tần số tín hiệu lỗi L_OR_16_30204 .....	61
Hình 25. Giá trị hàm mất mát trong quá trình huấn luyện .....	63
Hình 26. Kết quả phân loại trên tập dữ liệu kiểm tra của Ống lăn cầu rãnh sâu .....	65
Hình 27. Kết quả phân loại trên tập dữ liệu kiểm tra của Ống đũa trụ .....	65
Hình 28. Kết quả phân loại trên tập dữ liệu kiểm tra của Ống đũa côn .....	65
Hình 29. Phân bố không gian đặc trưng t-SNE cho các trạng thái lỗi đơn và lỗi hỗn hợp của hệ rotor-bearing.....	67

## **DANH MỤC BẢNG BIỂU**

Bảng 1. Thông số ô lăn .....	56
Bảng 2. Quy ước đặt tên của từng thuộc tính trong tên tệp dữ liệu .....	57
Bảng 3. Báo cáo phân loại.....	66

# CHƯƠNG 1. GIỚI THIỆU

## 1.1 Bối cảnh và động lực nghiên cứu

Trong kỷ nguyên công nghiệp 4.0, khi các hệ thống sản xuất ngày càng yêu cầu mức độ tự động hóa, tính sẵn sàng cao và chi phí vận hành tối ưu, vấn đề quản lý tài sản và bảo trì thiết bị trở thành một yếu tố chiến lược[1], [2]. Các tổ chức sản xuất lớn có thể thiệt hại hàng chục đến hàng trăm triệu USD mỗi năm do ngừng hoạt động đột xuất không kế hoạch. Một nghiên cứu gần đây trên quy mô toàn cầu cho thấy chi phí trung bình do thời gian “downtime” không dự kiến có thể đạt 172 triệu USD mỗi năm cho một cơ sở sản xuất quy mô lớn[3].



Hình 1. Thiết bị quay trong công nghiệp

Những tổn thất này không chỉ bao gồm thiệt hại vật chất trực tiếp mà còn có hệ quả về mặt vận hành và thương mại. Một giờ ngừng hoạt động trong nhà máy lọc dầu hoặc hóa chất có thể làm mất 50.000 đến 100.000 USD doanh thu. Đồng thời, việc phải triển khai nhân lực khẩn cấp, mua phụ tùng thay thế với giá cao và thực hiện sửa chữa gấp khiến chi phí tăng lên gấp 3–5 lần so với bảo trì có kế hoạch [4]. Ngoài ra, hư hỏng bất ngờ của một chi tiết quay, chẳng hạn ổ trục hoặc bánh răng, có thể gây hư hỏng dây chuyền, phá hủy các bộ phận liên quan, hoặc thậm chí gây mất an toàn lao động.

Từ góc độ quản lý công nghiệp, rủi ro này thúc đẩy nhu cầu chuyển đổi từ bảo trì phản ứng (sửa chữa sau khi hỏng) sang các mô hình tiên tiến hơn như bảo trì định kỳ và đặc biệt là bảo trì dự đoán. Trong ba chiến lược này, bảo trì dự đoán đang chứng minh hiệu quả vượt trội. Theo các báo cáo ngành, doanh nghiệp triển khai hệ thống giám sát tình trạng và dự đoán hư hỏng có thể giảm 18–25% chi phí bảo trì tổng thể, giảm 45% sự cố thiết bị và kéo dài 20–40% tuổi thọ vận hành. Tỷ suất hoàn vốn đạt 10:1 đến 30:1 sau 12–18 tháng triển khai cho thấy tiềm năng kinh tế rất lớn[5].

Yếu tố quyết định thành công của bảo trì dự đoán là khả năng phát hiện sớm các dấu hiệu bất thường. Hầu hết hư hỏng cơ học trong thiết bị quay không phát sinh đột ngột mà thường trải qua ba giai đoạn: khởi phát, lan truyền và hỏng hoàn toàn. Trong giai đoạn khởi phát, tín hiệu biểu hiện rất yếu, hầu như không tác động

đến hiệu suất tổng thể. Tuy nhiên, nếu được phát hiện qua các tín hiệu nhỏ về rung động hoặc nhiệt độ, tổ chức có thể chủ động bảo trì trong thời gian ngừng sản xuất dự kiến, mua phụ tùng với chi phí thấp, và tránh được các sự cố lan truyền.

Trong thực tế sản xuất, việc phát hiện sớm các dấu hiệu bất thường ở thiết bị quay có ý nghĩa quyết định đối với kế hoạch bảo trì chủ động và quản lý rủi ro vận hành. Các tín hiệu ban đầu, dù chỉ là biến đổi nhỏ về rung động hoặc thông số vận hành, vẫn có thể cung cấp đủ thời gian để doanh nghiệp chuẩn bị phương án bảo trì, lên kế hoạch thay thế phụ tùng với chi phí tối ưu, tránh phát sinh các sự cố dây chuyền hoặc gián đoạn sản xuất không mong muốn.

Chính vì vậy, động lực nghiên cứu các giải pháp giám sát và chẩn đoán hư hỏng thiết bị quay xuất phát từ nhu cầu nâng cao độ tin cậy vận hành, giảm thiểu thiệt hại kinh tế, đồng thời ứng dụng thành tựu công nghệ mới trong lĩnh vực đo lường và phân tích dữ liệu. Những giải pháp hiện đại không chỉ giúp phát hiện hư hỏng ở giai đoạn sớm mà còn mở ra cơ hội tối ưu hóa bảo trì, kéo dài tuổi thọ thiết bị và tăng năng suất cho các doanh nghiệp sản xuất công nghiệp.

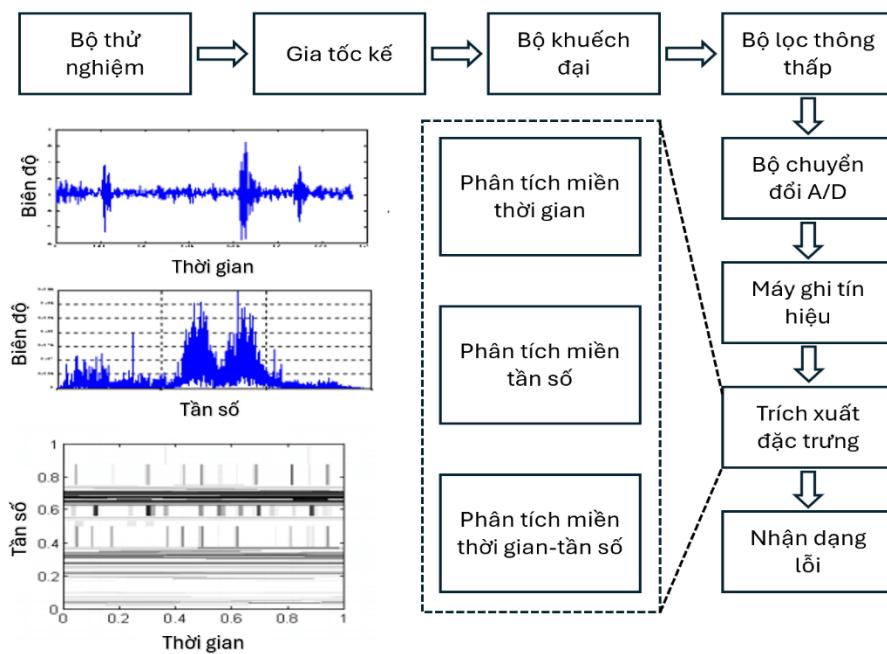
## 1.2 Các phương pháp chẩn đoán hiện tại

Việc chẩn đoán tình trạng thiết bị dựa trên ba nhóm kỹ thuật chính: phân tích trạng thái, phân tích nguyên nhân và dự báo tuổi thọ [2], [6]. Trong lĩnh vực bảo trì theo tình trạng, việc phát hiện và chẩn đoán hư hỏng của thiết bị quay phụ thuộc vào phối hợp nhiều phương pháp giám sát và phân tích có hệ thống. Mỗi kỹ thuật vừa có phạm vi ứng dụng riêng, vừa bổ sung cho nhau để mang lại hiệu quả tổng thể trong quản lý tài sản công nghiệp.

### 1.2.1 Phân tích rung động

Phân tích rung động là phương pháp chủ lực và tiên tiến nhất trong chẩn đoán thiết bị quay công nghiệp[2], [7]. Mỗi máy quay đều tạo ra một phổ rung động đặc trưng phản ánh trạng thái vận hành cũng như các biểu hiện bất thường bên trong thiết bị. Dữ liệu rung động này thường được thu thập qua các cảm biến gắn trực tiếp lên thiết bị, như gia tốc kế, cảm biến vận tốc hoặc cảm biến dịch chuyển.

Quá trình phân tích bắt đầu từ việc thu nhận tín hiệu rung động theo dải tần số rộng, sau đó xử lý và phân tích bằng các công nghệ toán học hiện đại. Phổ FFT (Fast Fourier Transform) được sử dụng phổ biến giúp biến đổi tín hiệu từ miền thời gian sang miền tần số, qua đó nhận diện đỉnh tần số bất thường gắn với loại lỗi cụ thể: đỉnh tần số chính là dấu hiệu mất cân bằng trực, các hài số cao cảnh báo hư hỏng bánh răng hoặc ổ bi. Đối với các lỗi như nứt, rạn, hoặc ăn mòn trên chi tiết quay, kỹ thuật phân tích bao biên và phân tích xung lực sẽ phát hiện các xung lặp đặc trưng mà mắt thường không nhận thấy. Những công nghệ phân tích sâu hơn như phân tích order (phổ thay đổi theo tốc độ quay), cộng hưởng, shock pulse áp dụng cho các môi trường tải/cấu hình đặc biệt với biến động tần số liên tục [2], [7].



Hình 2. Tổng quan phân tích dữ liệu rung động

Ngày nay, các hệ thống giám sát rung động đã được số hóa, có thể lưu trữ, truyền tải và phân tích dữ liệu hàng loạt từ hàng trăm máy móc khác nhau trong nhà máy. Giá trị lớn nhất của phương pháp này là khả năng chẩn đoán sớm – giúp dự báo hư hỏng trước khi máy gặp sự cố thật sự nhiều tuần hoặc thậm chí vài tháng, nhờ đó cho phép doanh nghiệp lên kế hoạch bảo trì, thay thế phụ tùng hợp lý, kiểm soát tồn kho và giảm lãng phí sản xuất.

Tuy nhiên, để khai thác kỹ thuật rung động chuẩn xác, kỹ sư cần hiểu chi tiết về đặc điểm các dạng rung động cơ bản (mất cân bằng, lệch đồng tâm, lỏng liên kết, xâm thực, cong trực...) và quy luật hình thành khi vận hành thực tế. Việc lựa chọn vị trí gắn cảm biến, chuẩn hóa dữ liệu đầu vào, đồng thời tích hợp với các nhật ký vận hành, bản vẽ kỹ thuật cũng góp phần tăng độ chính xác khi phân tích.

### Ưu điểm:

- Cảnh báo sớm nhất các hư hỏng cơ học
- Độ chính xác cao, có thể nhận biết loại, vị trí và mức độ nghiêm trọng của hư hỏng.
- Có thể triển khai giám sát liên tục (online) hoặc theo định kỳ.
- Hỗ trợ giảm thiểu chi phí, nâng cao hiệu quả bảo trì, và tăng tuổi thọ thiết bị.
- Đã có giải pháp cảm biến MEMS, IoT, cloud cho phép theo dõi nhiều máy cùng lúc.

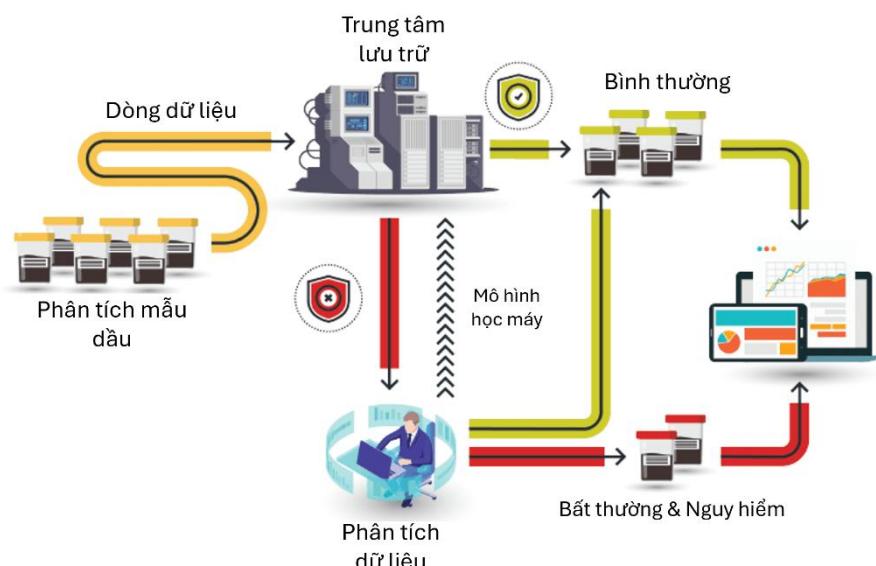
### Hạn chế:

- Yêu cầu người vận hành có kiến thức xử lý tín hiệu và kỹ năng phân tích dữ liệu chuyên sâu.
- Phải xây dựng dữ liệu chuẩn (baseline) để so sánh khi phát sinh bất thường.

- Khó phân tích với máy có cấu trúc phức tạp, nhiều nguồn rung động đồng thời.
- Đầu tư ban đầu cho cảm biến và thiết bị đo rung tương đối cao.

### 1.2.2 Phân tích dầu bôi trơn

Bên cạnh rung động, kiểm tra dầu bôi trơn là giải pháp hữu hiệu giúp nhận diện các hư hỏng nội tại liên quan đến quá trình tiếp xúc, mài mòn và ăn mòn các bộ phận chuyển động bên trong hệ thống quay. Khi các bộ phận như ổ trục, mặt lăn, bánh răng bị bào mòn hoặc phá hủy, các hạt kim loại li ti sẽ xuất hiện trong mẫu dầu bôi trơn; phân tích thành phần này cho phép định lượng mức độ mòn, nhận diện quá trình suy giảm chất lượng bôi trơn, và phát hiện các tạp chất ngoài ý muốn như bụi, nước hoặc vật liệu hữu cơ.



Hình 3. Phân tích dầu bôi trơn trong giám sát, bảo trì thiết bị

Phân tích dầu thường được áp dụng định kỳ, với lịch lấy mẫu phù hợp từng môi trường vận hành. Kỹ thuật này thuận lợi ở chi phí thấp, dễ triển khai diện rộng và không đòi hỏi ngừng thiết bị trong khi phân tích. Nó cung cấp bức tranh toàn cảnh về quá trình lão hóa vật liệu máy và nguy cơ phát sinh lỗi; tuy nhiên, hạn chế là không chỉ rõ vị trí lỗi, không thể nhận biết các hư hỏng dạng rung động thuần túy như lệch trục hoặc lỏng liên kết khung máy [1], [6], [7].

Trong những trường hợp máy vận hành trong môi trường nhiễu rung động cao, hoặc những máy phân phối dầu tự động mà rung động khó khai thác tối ưu, phân tích dầu sẽ là chỉ báo bổ sung quan trọng cho hệ thống giám sát trạng thái thiết bị tổng thể.

#### **Ưu điểm:**

- Khó phân tích với máy có cấu trúc phức tạp, nhiều nguồn rung động đồng thời.
- Chi phí phân tích thấp, dễ triển khai định kỳ.

- Phù hợp cho máy vận hành trong điều kiện rung mạnh hoặc nơi môi trường nhiều nhiễu.

### **Hạn chế:**

- Không xác định được vị trí lỗi cụ thể trên máy.
- Hiệu quả phân tích giảm đối với các thiết bị không dùng dầu hoặc sử dụng hệ bôi trơn mờ.
- Phát hiện thường chậm hơn so với rung động, nhiều trường hợp chỉ phát hiện được khi quá trình mài mòn đã tiến triển đáng kể.

#### **1.2.3 Phân tích hiệu suất**

Phân tích hiệu suất là phương pháp đơn giản hơn, dựa vào việc theo dõi trực tiếp các thông số như nhiệt độ, áp suất, lưu lượng, công suất tiêu thụ trên thiết bị quay và dây chuyền sản xuất. Những thông số này thường được ghi nhận liên tục trên hệ thống SCADA/DCS của nhà máy, tạo ra dữ liệu lịch sử thuận tiện cho giám sát.



*Hình 4. Chỉ số giám sát hiệu suất quan trọng*

Khi các lỗi cơ khí tiến triển nặng, các thông số vận hành sẽ bắt đầu lệch khỏi giá trị định chuẩn: nhiệt độ tăng cao khi ổ bi hoặc bánh răng ma sát quá lớn, áp suất giảm khi xảy ra rò rỉ, công suất tiêu thụ tăng đột biến do thiết bị bị kẹt, cản trở chuyển động quay. Phương pháp này cho phép phát hiện lỗi lớn hoặc sự cố tức thời, ngăn chặn nguy cơ hư hỏng hàng loạt, hoặc hỗ trợ quyết định ngừng máy/tắt hệ thống khẩn cấp[2], [6], [8].

Hạn chế rõ ràng ở phương pháp này là độ nhạy rất thấp với các hư hỏng nhỏ, giai đoạn đầu, hoặc các lỗi không tác động rõ trực tiếp tới hiệu năng chung. Việc phân biệt nguyên nhân từ hư hỏng với ảnh hưởng ngoài (biến động tải, môi trường) cũng đôi khi gây ra cảnh báo giả.

### **Ưu điểm:**

- Dễ triển khai vì đa số hệ thống tự động hóa đã có sẵn cảm biến đo lưu lượng, áp suất và nhiệt độ.

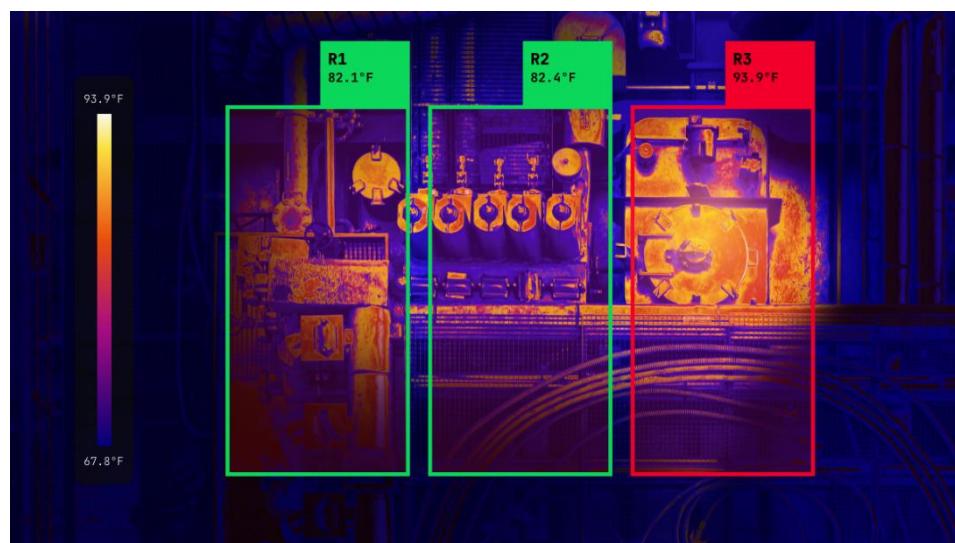
- Phù hợp cho giám sát tổng quan, phát hiện nhanh các vấn đề nghiêm trọng.

#### **Hạn chế:**

- Độ nhạy thấp với các hư hỏng giai đoạn sớm, chỉ phát hiện khi thiết bị gần mất chức năng.
- Không chuyên dụng cho phân tích nguyên nhân, thường không chỉ rõ loại hoặc vị trí lỗi.
- Có thể sinh tín hiệu dương tính giả khi thông số bị ảnh hưởng bởi điều kiện vận hành (tải, đầu vào, môi trường).

#### **1.2.4 Phân tích ảnh nhiệt**

Nhiệt ảnh sử dụng camera hồng ngoại để xác định sự phân bố nhiệt độ bất thường trên bề mặt thiết bị quay. Đây là phương pháp hiệu quả khi kiểm tra các điểm nóng phát sinh do ma sát, cách điện kém, hoặc lỗi chịu tải quá mức. Đặc biệt, các sự cố như quá nhiệt ở ổ bi, lỏng liên kết hệ thống, hoặc ăn mòn mặt lăn đều tạo ra nhiệt độ cục bộ cao mà mắt thường không nhận biết được.



Hình 5. Phát hiện điểm nóng (hotspot) trong tủ điện bằng ảnh nhiệt.

Nhờ tính không xâm lấn, tốc độ kiểm tra nhanh và khả năng khảo sát đồng thời nhiều vị trí, nhiệt ảnh thường được sử dụng trong các chiến dịch bảo trì định kỳ hoặc kiểm tra đầu vào/nghiệm thu thiết bị mới lắp đặt. Khi kết hợp với rung động và các phương pháp giám sát khác, nó phát huy vai trò giúp xác nhận trạng thái thực tế của thiết bị dưới các điều kiện tải và môi trường thay đổi[1], [6], [7].

Tuy vậy, nhược điểm của phương pháp này là chỉ phát hiện các lỗi phát nhiệt rõ rệt. Những dạng hư hỏng rung động, mất cân bằng, hoặc lệch đồng tâm nhẹ thường không sinh đủ nhiệt để tạo báo động trên thiết bị hồng ngoại, và kết quả cũng phụ thuộc lớn vào kinh nghiệm người vận hành.

#### **Ưu điểm:**

- Không cần tiếp xúc trực tiếp với thiết bị, an toàn cho người thao tác.
- Dễ phát hiện các điểm nóng, lỗi phát nhiệt nhanh từ vật liệu.

- Có thể quét đồng thời nhiều vùng máy, phù hợp kiểm tra nhanh trong bảo trì định kỳ.

### **Hạn chế:**

- Không phát hiện được các lỗi không phát nhiệt, như mất cân bằng nhẹ hoặc rung động cục bộ.
- Cần tầm nhìn trực tiếp đến vị trí kiểm tra, dễ bị giới hạn bởi kết cấu vỏ hoặc màn chắn.
- Độ nhạy phụ thuộc kỹ năng người sử dụng và điều kiện môi trường đo.

## **1.3 Vai trò của dữ liệu rung động trong chẩn đoán hư hỏng**

Qua phân tích các phương pháp chẩn đoán hiện tại, có thể nhận thấy mỗi kỹ thuật đều mang lại những giá trị ứng dụng nhất định tùy theo cấu trúc máy, loại lỗi và môi trường vận hành. Tuy nhiên, trong số các phương pháp này, phân tích rung động nổi bật là phương pháp chủ lực và có vai trò tiên quyết đối với chẩn đoán hư hỏng thiết bị quay. Để hiểu rõ tại sao cần tập trung vào phương pháp dựa trên dữ liệu rung động, cần xem xét các yếu tố then chốt làm nên ưu thế vượt trội của phương pháp này.

### **1.3.1 Khả năng phát hiện sớm và độ nhạy cao:**

Một trong những yếu tố quan trọng nhất quyết định hiệu quả của bất kỳ phương pháp chẩn đoán nào là khả năng phát hiện sớm các dấu hiệu bất thường. Như đã phân tích ở phần trước, hầu hết hư hỏng cơ học trong thiết bị quay không phát sinh đột ngột mà thường trải qua ba giai đoạn: khởi phát, lan truyền và hỏng hoàn toàn. Việc phát hiện hư hỏng ở giai đoạn khởi phát là chìa khóa để doanh nghiệp có đủ thời gian lên kế hoạch bảo trì, chuẩn bị phụ tùng và tránh các sự cố dừng máy đột ngột [9].

Trong khía cạnh này, phân tích rung động vượt trội hơn hẳn các phương pháp khác. Nghiên cứu và thực tiễn công nghiệp cho thấy phân tích rung động có thể cảnh báo hư hỏng cơ khí từ 4 đến 12 tuần trước khi thiết bị thực sự hỏng hoàn toàn, trong khi phân tích dầu bôi trơn thường chỉ cảnh báo được 1 - 3 tuần trước, và đo nhiệt độ thường chỉ phát hiện khi vấn đề đã khá nghiêm trọng [1].

Nguyên nhân của khả năng phát hiện sớm này nằm ở độ nhạy đặc biệt cao của tín hiệu rung động với những biến đổi vi mô trong cấu trúc cơ khí. Ngay cả khi khuyết tật mới chỉ ở giai đoạn manh nha - vết nứt nhỏ trên vòng bi, mòn ban đầu trên răng bánh răng, hay mất cân bằng nhẹ - những thay đổi vi mô này đã tạo ra các xung lực và đập hoặc biến đổi lực kích động, phản ánh ngay lập tức trong phổ tần số rung động. Điều này xảy ra lâu trước khi hư hỏng đủ lớn để tạo ra lượng hạt mòn đáng kể trong dầu bôi trơn hoặc sinh nhiệt rõ rệt trên bề mặt thiết bị [7].

Thời gian cảnh báo sớm 4 - 12 tuần là cực kỳ quý giá trong môi trường công nghiệp, đặc biệt khi biết rằng một giờ ngừng hoạt động không kế hoạch có thể gây thiệt hại nghiêm trọng cho một cơ sở sản xuất quy mô lớn. Thời gian này cho phép doanh nghiệp lập kế hoạch bảo trì hợp lý, đặt hàng phụ tùng thay thế với chi phí

tối ưu, sắp xếp lịch ngừng máy trong thời gian ít ảnh hưởng đến sản xuất nhất, và quan trọng nhất là tránh được các sự cố dừng máy đột ngột với chi phí rất cao.

### 1.3.2 Thông tin toàn diện và khả năng chẩn đoán chính xác

Khác với các phương pháp khác chỉ cung cấp tín hiệu cảnh báo tổng quát hoặc nhị phân (tốt/xấu), dữ liệu rung động cung cấp thông tin đa chiều phong phú cho phép không chỉ phát hiện mà còn chẩn đoán chính xác loại hư hỏng, vị trí cụ thể, và mức độ nghiêm trọng. Mỗi máy quay đều tạo ra một phổ rung động đặc trưng phản ánh trạng thái vận hành cũng như các biểu hiện bất thường bên trong thiết bị. Khi một bộ phận xuất hiện hư hỏng, nó tạo ra một "chữ ký rung động" (vibration signature) đặc trưng riêng biệt có thể nhận diện được thông qua phân tích phổ tần số [1], [7], [10]:

- **Mất cân bằng:** Thể hiện qua đỉnh mạnh tại tần số quay cơ bản  $1\times$ . Đây là dạng lỗi phổ biến nhất, thường do phân bố khối lượng không đều trên rotor, tích tụ vật liệu, hoặc mòn không đồng đều.
- **Lệch trục:** Phân biệt hai dạng chính - lệch trục song song tạo đỉnh cao tại  $2\times$  và  $3\times$ , trong khi lệch trục góc tạo đỉnh trội tại  $1\times$  với thành phần dọc trục cao. Sự khác biệt này giúp kỹ sư bảo trì xác định chính xác loại lệch trục để điều chỉnh đúng cách.
- **Hư hỏng ổ bi:** Tạo ra các tần số đặc trưng phụ thuộc vào vị trí khuyết tật. Các tần số này được tính toán dựa trên thông số hình học của ổ bi và tốc độ quay, cho phép chẩn đoán chính xác vị trí hư hỏng.
- **Mòn hoặc nứt bánh răng:** Xuất hiện tại tần số ăn khớp (tích của số răng và tần số quay) cùng với các dải biên xung quanh nó. Cấu trúc dải biên phản ánh hiện tượng điều biến biên độ do khuyết tật, giúp phân biệt giữa mòn đồng đều, mòn cục bộ, nứt răng, hay lệch tâm hộp số.

Khả năng phân biệt rõ ràng này cho phép kỹ sư bảo trì không chỉ biết "có vấn đề" mà còn biết chính xác vấn đề là gì, ở đâu, nghiêm trọng đến mức nào, từ đó đưa ra quyết định bảo trì tối ưu và chuẩn bị đúng phụ tùng thay thế. Điều này hoàn toàn khác biệt so với phân tích dầu - chỉ cho biết có hạt mòn nhưng không xác định được vị trí cụ thể, hay đo nhiệt độ - chỉ phát hiện điểm nóng mà không chỉ rõ nguyên nhân. Hơn nữa, mức độ nghiêm trọng của hư hỏng được đánh giá thông qua biên độ rung động tại các tần số đặc trưng và so sánh với các tiêu chuẩn quốc tế như ISO 10816, ISO 20816. Việc phân cấp mức độ dựa trên xu hướng và biên độ giúp xác định mức độ khẩn cấp của can thiệp bảo trì, hỗ trợ ra quyết định dựa trên dữ liệu khách quan thay vì kinh nghiệm chủ quan.

### 1.3.3 Tính không xâm lấn và khả năng giám sát liên tục

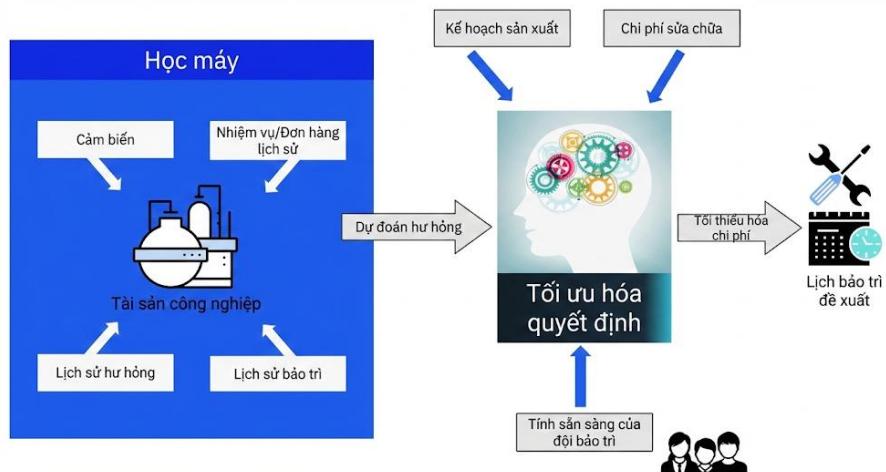
Một ưu điểm quan trọng khác của phương pháp dựa trên dữ liệu rung động là tính không xâm lấn cao. Như đã trình bày ở phần trước, dữ liệu rung động thường được thu thập qua các cảm biến gắn trực tiếp lên thiết bị, như gia tốc kế, cảm biến vận tốc hoặc cảm biến dịch chuyển. Các cảm biến này được gắn bên ngoài vỏ máy hoặc trên gối đỡ, không cần can thiệp vào cấu trúc bên trong hay làm gián đoạn

hoạt động thiết bị [1], [7]. Điều này cho phép thu thập dữ liệu trong khi máy vận hành bình thường, đảm bảo tính liên tục sản xuất và an toàn cho người vận hành. So với phân tích dầu bôi trơn - yêu cầu lấy mẫu định kỳ và gửi phân tích phòng thí nghiệm hay nhiệt ảnh - cần tiếp cận trực tiếp và điều kiện tầm nhìn phù hợp - phương pháp rung động có thể thực hiện liên tục 24/7 mà không ảnh hưởng đến quy trình sản xuất.

Hơn nữa, các hệ thống giám sát rung động hiện đại cho phép theo dõi liên tục hoặc theo chu kỳ, xây dựng cơ sở dữ liệu xu hướng (trend database) dài hạn. Ngày nay, các hệ thống giám sát rung động đã được số hóa, có thể lưu trữ, truyền tải và phân tích dữ liệu hàng loạt từ hàng trăm máy móc khác nhau trong nhà máy. Việc thiết lập đường cơ sở (baseline) từ trạng thái vận hành tốt ban đầu, sau đó liên tục so sánh với các phép đo mới, giúp phát hiện bất kỳ sự lệch lạc nào dù nhỏ trong hành vi động học của máy. Khả năng theo dõi xu hướng này không chỉ phục vụ chẩn đoán mà còn hỗ trợ dự báo tuổi thọ còn lại của thiết bị. Bằng cách phân tích tốc độ gia tăng biên độ rung động theo thời gian, có thể ước lượng thời điểm thiết bị sẽ đạt đến ngưỡng không an toàn, cho phép lập kế hoạch bảo trì dài hạn tối ưu và quản lý tồn kho phụ tùng hiệu quả [1], [6].

#### 1.3.4 Nền tảng lý tưởng cho ứng dụng trí tuệ nhân tạo

Trong bối cảnh Công nghiệp 4.0 và sự bùng nổ của trí tuệ nhân tạo (AI) cùng học máy (Machine Learning), dữ liệu rung động trở thành nguồn dữ liệu lý tưởng nhất cho các mô hình tự động chẩn đoán hư hỏng [9].



Hình 6. Tương tác giữa Học máy (Dự đoán Lỗi) và Tối ưu hóa Quyết định (Lịch trình Đề xuất) trong Quản lý Tài sản Công nghiệp..

Cấu trúc thông tin phong phú của tín hiệu rung động—với các đặc trưng từ miền thời gian (RMS, peak, crest factor, kurtosis, skewness), miền tần số (phổ FFT, tần số đặc trưng, biên độ hài số), và miền thời-tần (wavelet transform, STFT)—tạo thành không gian đặc trưng đa chiều rất phù hợp cho việc huấn luyện các mô hình phân loại và nhận dạng mẫu. Các kiến trúc học sâu như CNN (Convolutional Neural Network), LSTM (Long Short-Term Memory), và các biến thể của chúng đã được chứng minh đạt độ chính xác rất cao (thường đạt 95-98%

trong điều kiện kiểm soát) trong việc tự động phân loại các dạng hư hỏng từ dữ liệu rung động. Khả năng chuyển đổi tín hiệu rung động thành biểu diễn hình ảnh như spectrogram (phổ thời gian-tần số), scalogram (kết quả phân tích wavelet), hay CWT (Continuous Wavelet Transform) càng mở rộng tiềm năng ứng dụng các kỹ thuật thị giác máy tính tiên tiến [2].

So với dữ liệu từ nhiệt độ (đơn giản, một chiều, ít thông tin) hay phân tích dầu (rời rạc, khó số hóa liên tục, không có cấu trúc thời gian rõ ràng), dữ liệu rung động có cấu trúc phong phú và tính chất phù hợp nhất cho xử lý tín hiệu số và học máy. Điều này giải thích tại sao hầu hết các hệ thống chẩn đoán thông minh hiện đại đều ưu tiên sử dụng dữ liệu rung động làm đầu vào chính. Trong bối cảnh đồ án này, việc áp dụng các phương pháp học máy và học sâu vào phân tích dữ liệu rung động không chỉ giúp tự động hóa quá trình chẩn đoán mà còn nâng cao độ chính xác, giảm thiểu sai sót do yếu tố con người, và mở ra khả năng triển khai hệ thống giám sát quy mô lớn với chi phí vận hành thấp.

### 1.3.5 Hiệu quả kinh tế được chứng minh

Mặc dù đầu tư ban đầu cho hệ thống giám sát rung động—bao gồm thiết bị đo, cảm biến, phần mềm phân tích—có thể tương đối cao, lợi ích kinh tế lâu dài là rất lớn và đã được chứng minh qua nhiều nghiên cứu thực tế [1]:

- Giảm 18-25% chi phí bảo trì tổng thể nhờ chuyển từ bảo trì phản ứng sang bảo trì dự đoán
- Giảm 45% số lượng sự cố thiết bị không dự kiến nhờ phát hiện và xử lý sớm
- Kéo dài 20-40% tuổi thọ vận hành của thiết bị do giảm mòn thứ cấp và tránh hư hỏng dây chuyền
- Tỷ suất hoàn vốn (ROI) đạt từ 10:1 đến 30:1 sau 12-18 tháng triển khai

Con số này cực kỳ ánh tượng khi so sánh với chi phí ngừng hoạt động không kế hoạch. Chi phí trung bình do thời gian "downtime" không dự kiến gây thiệt hại rất lớn cho một cơ sở sản xuất quy mô lớn chưa kể các hệ quả về mặt vận hành, thương mại và uy tín.

Khả năng phát hiện sớm và lập kế hoạch bảo trì chủ động của phương pháp dựa trên dữ liệu rung động giúp giảm đáng kể các chi phí này. Hơn nữa, việc triển khai nhân lực khẩn cấp, mua phụ tùng thay thế với giá cao và thực hiện sửa chữa gấp thường khiến chi phí tăng lên gấp 3-5 lần so với bảo trì có kế hoạch - điều mà phương pháp giám sát rung động giúp tránh được. Công nghệ cảm biến rung động và thiết bị phân tích cũng đã phát triển đáng kể với chi phí giảm dần trong khi hiệu năng tăng cao, đặc biệt với sự ra đời của các giải pháp cảm biến MEMS, IoT, và điện toán đám mây. Điều này khiến phương pháp giám sát rung động ngày càng khả thi hơn ngay cả với các doanh nghiệp vừa và nhỏ.

## 1.4 Tổng quan các nghiên cứu liên quan

Trong hơn hai thập kỷ qua, chẩn đoán lỗi thiết bị quay dựa trên tín hiệu rung động đã phát triển qua nhiều giai đoạn, từ các phương pháp truyền thống dựa trên phân tích phổ đến việc ứng dụng học máy và học sâu trong những năm gần đây.

Để đặt bài toán nghiên cứu của vào đúng bối cảnh khoa học hiện tại, cần nhìn lại quá trình phát triển của các phương pháp chẩn đoán, làm rõ điểm mạnh và hạn chế của từng giai đoạn, đồng thời chỉ ra khoảng trống nghiên cứu mà đồ án hướng tới giải quyết.

Các nghiên cứu đầu tiên về chẩn đoán lỗi rotor-bearing tập trung chủ yếu vào phát hiện các lỗi đơn, trong đó mỗi lỗi có nguồn gốc cơ học riêng biệt và có thể được nhận diện thông qua đặc trưng tần số đặc trưng. Đối với lỗi mất cân bằng và lệch trục, tín hiệu rung động chứa các thành phần điều hòa trội tại tần số quay của trục và các bội số của nó, có thể nhận dạng rõ ràng bằng phân tích phổ Fourier. Randall và Antoni đã xuất bản một tài liệu hướng dẫn có ảnh hưởng lớn về chẩn đoán ô lăn, trong đó hệ thống hóa các phương pháp phân tích tín hiệu gia tốc từ ô lăn, đặc biệt trong điều kiện có tín hiệu che chấn mạnh từ các thành phần khác của máy, và làm rõ cách thức xử lý tín hiệu theo từng bước từ tách tín hiệu rời rạc, chọn băng tần giải điều chế, đến phân tích phổ bao [11]. Đối với lỗi ô lăn, khi phần tử lăn va chạm vào khuyết tật cục bộ trên vòng ngoài hoặc vòng trong, các cộng hưởng tần số cao giữa ô lăn và đầu đo được kích thích, tạo nên tín hiệu xung đặc trưng. Phương pháp phân tích phổ bao kết hợp với spectral kurtosis đã được Antoni phát triển như công cụ mạnh để xác định băng tần tối ưu chứa các thành phần cộng hưởng, từ đó giúp phát hiện các tần số đặc trưng BPFO, BPFI, FTF và BSF ngay cả khi tín hiệu bị che lấp bởi nhiễu [12]. Sawalhi và Randall đã ứng dụng spectral kurtosis vào chẩn đoán ô lăn thực tế, chứng minh rằng kỹ thuật này có thể tìm ra vùng tần số quan trọng mà không cần dữ liệu lịch sử để so sánh, giúp cải thiện đáng kể khả năng phát hiện lỗi [13]. Chen và cộng sự gần đây đã phát triển thêm các khái niệm đường bao tổng quát (generalized envelopes) và phổ đường bao tổng quát (generalized envelope spectra), được xem là mở rộng từ phân tích phổ đường bao truyền thống. Nhóm cũng giới thiệu phổ đường bao tích (product envelope spectrum) và PESO-gram nhằm tăng cường độ chính xác và robustness trong chẩn đoán lỗi ô lăn khi có nhiễu phức tạp, và đã xác thực hiệu quả qua dữ liệu thực nghiệm từ hai hệ thống thử nghiệm vòng bi trực bánh xe lửa [14].

Các phương pháp truyền thống này đạt độ chính xác cao khi chỉ có một loại lỗi chi phối trong hệ thống. Điều này được giải thích bởi mối quan hệ tương đối rõ ràng giữa cơ chế sinh lực, đáp ứng động lực học và cấu trúc phổ tần số. Khi một rotor chỉ bị mất cân bằng, lực ly tâm điều hòa sinh ra nghiệm dao động với tần số băng tốc độ quay; khi ô lăn chỉ có lỗi vòng ngoài, chuỗi xung va đập lặp lại theo chu kỳ xác định tạo nên các đỉnh tại BPFO và bội số của nó. Trong những điều kiện này, phân tích phổ Fourier, phân tích phổ bao hoặc các kỹ thuật phân tích wavelet đều có khả năng trích xuất đặc trưng tần số đáng tin cậy. Lou và Loparo đã đề xuất phương pháp chẩn đoán lỗi ô lăn dựa trên biến đổi wavelet kết hợp với hệ thống suy luận Neuro-Fuzzy thích nghi (ANFIS), chứng minh rằng biến đổi wavelet rời rạc có thể xử lý hiệu quả tín hiệu gia tốc đã được chuẩn hóa và tạo ra các vector đặc trưng phân biệt được các điều kiện lỗi khác nhau ngay cả khi có biến đổi tải [15]. Sun và cộng sự đã áp dụng biến đổi wavelet liên tục để phát hiện các thay đổi đột ngột trong tín hiệu rung động từ ô lăn đang vận hành, sử dụng phân tích điểm kỳ dị để nhận diện các điểm bất thường trong tín hiệu [16]. Lei và

cộng sự đã kết hợp multiple ANFIS với thuật toán di truyền(genetic algorithms) để chẩn đoán lỗi trong máy quay, đạt độ chính xác cao hơn so với sử dụng một ANFIS đơn lẻ [17].

Bên cạnh biến đổi wavelet, empirical mode decomposition cũng là một công cụ quan trọng cho phân tích tín hiệu không dừng (non-stationary). Lei và cộng sự đã thực hiện review toàn diện về EMD trong chẩn đoán lỗi thiết bị quay, chỉ ra rằng EMD có thể phân tách tín hiệu phức tạp thành các hàm chế độ (intrinsic mode functions) với tần số đặc trưng rõ ràng, phù hợp cho việc phát hiện lỗi ổ lăn và bánh răng [18]. Do và Nguyen đã đề xuất adaptive EMD để khắc phục điểm yếu của EMD truyền thống trong việc năng lượng của tín hiệu lỗi bị phân tán qua nhiều IMFs, làm cho việc phát hiện lỗi ở từng IMF trở nên yếu, và chứng minh rằng AEMD có thể tập trung phần lớn năng lượng của fault signal vào một IMF, giúp chẩn đoán tốt hơn [19]. Kwon và cộng sự đã sử dụng EMD kết hợp phép biến đổi Hilbert (HHT) để phân loại các lỗi lệch tâm và khứ từ trong động cơ đồng bộ nam châm vĩnh cửu, cho thấy HHT có khả năng phân tích hiệu quả các tín hiệu quá độ [20].

Tuy nhiên, khi mở rộng các phương pháp này sang điều kiện nhiều lỗi tồn tại đồng thời, một loạt khó khăn bắt đầu xuất hiện. Nguyên nhân cơ bản đầu tiên là sự chồng chập phỏ: khi mất cân bằng và lệch trực cùng tồn tại, cả hai cơ chế đều sinh ra thành phần dao động điều hòa với tần số liên quan đến tốc độ quay, dẫn đến các thành phần 1X, 2X, 3X xuất hiện đồng thời và có thể che lấp lẫn nhau. Nếu thêm vào đó lỗi ổ lăn, các thành phần xung va đập và các sóng mang tần số cao được điều chế bởi tần số quay cũng xuất hiện, làm phỗ trở nên rất phức tạp. Hu và cộng sự đã nghiên cứu phân loại nhiều lỗi trong hệ rotor bằng cách trích xuất đặc trưng pha từ quỹ đạo trực, kết hợp với VMD và LightGBM, xử lý được 12 trạng thái rotor bao gồm cả các kết hợp lỗi như mất cân bằng, lệch trực, nhưng vẫn gặp khó khăn khi đặc trưng từ các lỗi khác nhau tương tác phi tuyến [21]. Ren và cộng sự đã phân tích đặc trưng lỗi hỗn hợp trong bộ truyền động bánh răng hành tinh, chỉ ra rằng khi sai số lệch tâm của sóng mang và các vết nứt bánh răng xảy ra đồng thời, đáp ứng động lực học trở nên cực kỳ phức tạp do sự tương tác giữa các lỗi, và các đặc trưng lỗi thường bị coupling với nhau, khiến việc trích xuất đặc trưng từ tín hiệu thô trở nên khó khăn [22].

Hệ quả trực tiếp của những khó khăn này là các đặc trưng thủ công được thiết kế cho lỗi đơn – như biên độ đỉnh 1X cho mất cân bằng, tỷ lệ 2X/1X cho lệch trực, hay năng lượng băng tần BPFO cho lỗi vòng ngoài – không còn đủ để phân biệt các lớp lỗi khi nhiều lỗi đồng thời xuất hiện. Trong trường hợp lỗi hỗn hợp, không gian đặc trưng thủ công trở nên chồng chéo và các đường biên quyết định tuyến tính không còn tách được các lớp. Điều này dẫn đến sự suy giảm đáng kể trong độ chính xác của các phương pháp truyền thống khi áp dụng vào điều kiện lỗi hỗn hợp, như đã được ghi nhận trong nhiều nghiên cứu thực nghiệm.

Để vượt qua hạn chế trên, xu hướng ứng dụng học máy và học sâu trong chẩn đoán lỗi thiết bị quay đã phát triển nhanh chóng trong thập kỷ qua. Lei và cộng sự đã xuất bản một bài đánh giá toàn diện và lộ trình về ứng dụng học máy vào chẩn

đoán lỗi máy, hệ thống hóa sự phát triển của chẩn đoán lỗi thông minh theo tiến trình của các lý thuyết học máy từ ANN, SVM đến deep learning, và chỉ ra rằng mặc dù deep learning đã đạt được những thành công đáng kể, các thành công này đều dựa trên giả định rằng có đủ dữ liệu có nhãn để huấn luyện mô hình, điều này không thực tế trong các tình huống kỹ thuật do máy thường làm việc ở trạng thái khỏe mạnh và lỗi hiếm khi xảy ra [23]. Các phương pháp học máy cho phép xây dựng ranh giới quyết định phi tuyến trong không gian đặc trưng, do đó có khả năng xử lý tốt hơn các mối quan hệ phức tạp giữa tín hiệu và lỗi. Hơn nữa, các mô hình học sâu, đặc biệt là mạng nơ-ron tích chập và mạng bộ nhớ dài ngắn hạn, có khả năng tự động trích xuất đặc trưng từ tín hiệu rung động thô mà không cần thiết kế thủ công.

Das và cộng sự đã đánh giá toàn diện về học máy cho phân tích lỗi trong máy quay trong bối cảnh Industry 4.0, phân tích các thách thức chính bao gồm đánh giá mô hình, ứng dụng thực tế, lỗi hỗn hợp, khả năng thích ứng miền, nguồn dữ liệu và lựa chọn thuật toán, đặc biệt nhấn mạnh rằng vấn đề lỗi hỗn hợp vẫn còn thiếu nghiên cứu và đây là một trong những hướng cần được khám phá thêm [24]. Matania và cộng sự đã thực hiện một đánh giá về học sâu cho chẩn đoán lỗi rung động trong máy quay, tập trung vào các trường hợp thực tế, và kết luận rằng hầu hết nghiên cứu hiện nay tập trung vào lỗi đơn trên các bộ dữ liệu chuẩn như CWRU, Paderborn và XJTU-SY, và không phù hợp cho máy quay quan trọng trong điều kiện thực tế [25].

Trong lĩnh vực học sâu, các kiến trúc kết hợp CNN và LSTM đã chứng tỏ hiệu quả đặc biệt. Zhang và cộng sự đã đề xuất phương pháp end-to-end kết hợp mạng nơ-ron tích chập 1D (1DCNN) với LSTM để chẩn đoán lỗi ổ lăn, trong đó 1DCNN tự động trích xuất robust features từ tín hiệu gia tốc gốc và LSTM học biểu diễn phụ thuộc theo thời gian giữa các đặc trưng, đạt độ chính xác trung bình 99.95% trên dữ liệu CWRU ở các điều kiện tái khác nhau [26]. Khorram và Jeong đã phát triển CNN+LSTM cho chẩn đoán lỗi ổ lăn, nhấn mạnh việc sử dụng dữ liệu thô trực tiếp mà không cần trích xuất đặc trưng, và xác thực trên cả dữ liệu IMS và dữ liệu CWRU cho thấy độ chính xác vượt trội so với các phương pháp tiên tiến [27]. Wang và cộng sự đã đề xuất khung học sâu kết hợp sử dụng LSTM cho chẩn đoán lỗi trong hệ thống phức tạp, cho thấy rằng việc kết hợp dữ liệu từ nhiều nguồn có thể cải thiện độ chính xác chẩn đoán, nhưng khung đề xuất này vẫn chưa giải quyết được bài toán lỗi hỗn hợp [28].

Các kiến trúc học sâu khác cũng đã được nghiên cứu rộng rãi. Lin đã kết hợp VMD với ResNet101 để chẩn đoán lỗi motor, trong đó VMD được sử dụng để xử lý tín hiệu rung động dưới điều kiện biến đổi và ResNet101 thực hiện phân loại từ ảnh thời gian-tần số, đạt độ chính xác 94% trong việc nhận diện sáu loại lỗi motor phổ biến bao gồm mất cân bằng và lệch trục [29]. Yu và cộng sự đã phát triển phương pháp tái tạo tín hiệu dựa trên mạng học sâu kết nối dữ với trường thu cảm xếp chồng đa quy mô (multi-scale stacked receptive field), trong đó tín hiệu rung động 1D được tái tạo thành 2D ảnh time-series bằng Gramian Angular Summation Field, và ResNet-152-MSRF được sử dụng để trích xuất đặc trưng sâu, cho thấy

ResNet-50 và ResNet-152 cải thiện lần lượt 24.99% và 37.69% so với VGG-16 và VGG-19 [30].

Gần đây, cơ chế chú ý (attention mechanism) đã trở thành một hướng nghiên cứu quan trọng trong intelligent fault diagnosis. Lv và cộng sự đã thực hiện review về cơ chế chú ý trong chẩn đoán lỗi thông minh cho thiết bị quay, chỉ ra rằng cơ chế chú ý có thể giúp mô hình tập trung vào các phần quan trọng của tín hiệu và bỏ qua các phần không liên quan, từ đó cải thiện đáng kể độ chính xác chẩn đoán [31]. Wang và cộng sự đã phát triển YOLO v8-C-OD model tích hợp Convolutional Block Attention Module (CBAM) để chẩn đoán lỗi trong thiết bị quay, đạt độ chính xác 100% trên bộ dữ liệu CWRU và 99.75% trên bộ dữ liệu Paderborn, vượt trội so với các mô hình hiện đại hiện có [32]. Li và cộng sự đã đề xuất thuật toán chẩn đoán lỗi dựa trên kết hợp dữ liệu nhiều cảm biến sử dụng chỉnh sửa Graph Attention Network-GATv2, chứng minh rằng việc kết hợp thông tin từ nhiều cảm biến với cơ chế chú ý có thể cải thiện khả năng chẩn đoán [33].

Một hướng nghiên cứu quan trọng khác là học chuyển giao (transfer learning) và thích ứng miền (domain adaptation), nhằm giải quyết vấn đề thay đổi phân phối miền (domain shift) khi dữ liệu huấn luyện và dữ liệu thực tế có phân phối khác nhau. Li và cộng sự đã thực hiện đánh giá có hệ thống về học chuyển giao sâu cho chẩn đoán lỗi thiết bị quay, chỉ ra rằng học chuyển giao có thể giúp mô hình khai quát hóa tốt hơn khi áp dụng trên các máy khác nhau và điều kiện vận hành khác nhau, giảm sự phụ thuộc vào lượng lớn dữ liệu có nhãn [34]. Xiang và cộng sự đã đề xuất mạng đối kháng tái cấu trúc tách biệt miền (domain separation reconstruction adversarial networks) cho học chuyển giao chẩn đoán lỗi giữa các máy khác nhau, sử dụng học đối kháng (adversarial learning) để căn chỉnh phân phối đặc trưng giữa miền nguồn và miền đích, đạt độ chính xác trung bình 89.68% trên sáu thí nghiệm chuyển giao khác nhau [35]. Asutkar và cộng sự đã đề xuất chiến lược học chuyển giao sâu cho tổng khai quát hóa miền hiệu quả trong chẩn đoán lỗi, trong đó tinh chỉnh các tham số của các lớp tích chập theo miền nguồn và chuyển đổi các tham số của lớp ẩn từ miền nguồn, đạt kết quả gần hoàn hảo ngay cả khi sử dụng cảm biến độ chính xác thấp và số lượng mẫu huấn luyện hạn chế [36].

Tuy nhiên, phần lớn các nghiên cứu áp dụng học máy và học sâu cho chẩn đoán lỗi thiết bị quay vẫn tập trung vào bài toán lỗi đơn hoặc trong điều kiện vận hành lý tưởng. Các mô hình được huấn luyện trên các bộ dữ liệu chuẩn trong đó mỗi mẫu thường chỉ chứa một loại lỗi duy nhất ở một mức độ nghiêm trọng xác định. Qiao và cộng sự đã thực hiện so sánh về các mô hình deep learning (CNN, LSTM, CNN-LSTM, ResNet, Transformer) cho chẩn đoán lỗi ô lăn trên IEEE PHM và XJTU-SY datasets, kết luận rằng CNN-LSTM và các biến thể của nó đạt độ chính xác cao nhất, nhưng tất cả các thí nghiệm đều chỉ xét các lỗi đơn lẻ [37]. Sự thiếu hụt nghiên cứu về lỗi hỗn hợp dẫn đến một khoảng trống nghiêm trọng giữa những gì đã được nghiên cứu trong phòng thí nghiệm và điều kiện thực tế của thiết bị công nghiệp.

Tình hình nghiên cứu về lỗi hỗn hợp trong hệ thống rotor-bearing, đặc biệt là kết hợp lỗi cơ khí và lỗi ổ lăn, vẫn còn rất hạn chế. AlShorman và cộng sự trong bài đánh giá về các phương pháp dựa trên trí tuệ nhân tạo cho bảo trì điều kiện đã chỉ ra rằng lỗi hỗn hợp và đánh giá mức độ lỗi và phương pháp chẩn đoán lỗi cần được khám phá thêm, và đây là một trong những hướng nghiên cứu quan trọng trong tương lai [38]. Nguyên nhân chính dẫn đến sự hạn chế trong nghiên cứu lỗi hỗn hợp có thể được quy về ba yếu tố. Thứ nhất, sự khác biệt bản chất vật lý giữa lỗi cơ khí và lỗi ổ lăn khiến việc thiết kế một khung phân tích thống nhất trở nên khó khăn: lỗi cơ khí sinh ra dao động điều hòa liên tục ở tần số thấp, trong khi lỗi ổ lăn phát sinh xung va đập ngắn kích thích các mode tần số cao. Hai nhóm lỗi này cần các công cụ phân tích khác nhau – FFT cho lỗi cơ khí và phân tích phổ bao cho lỗi ổ lăn – do đó việc tích hợp chúng vào một quy trình duy nhất là thách thức lớn. Thứ hai, độ phức tạp của tín hiệu rung động tăng lên đáng kể khi nhiều cơ chế kích thích đồng thời tồn tại: không chỉ đơn giản là tổng tuyển tính của các đáp ứng riêng lẻ, mà còn có các hiệu ứng tương tác phi tuyến, điều chế chéo và kích thích cộng hưởng phức tạp. Thứ ba, thiếu dữ liệu thực nghiệm cho các trường hợp lỗi hỗn hợp: hầu hết các bộ dữ liệu công khai chỉ chứa lỗi đơn, và việc xây dựng bộ dữ liệu lỗi hỗn hợp đòi hỏi thiết bị thí nghiệm phức tạp, thời gian dài và khả năng kiểm soát chính xác các điều kiện lỗi đồng thời.

Một số nghiên cứu gần đây đã cố gắng lắp khoẳng trống này bằng cách áp dụng học sâu cho chẩn đoán lỗi đa thành phần. Mishra và cộng sự đã đề xuất phương pháp tổng quát cho chẩn đoán nhiều lỗi đồng thời sử dụng Stepping Frame Synchrosqueezed Fourier Transform kết hợp với Radial Basis Function Neural Network, đánh giá hiệu quả trên cả dữ liệu cân bằng và dữ liệu mất cân bằng từ ba loại tín hiệu khác nhau: âm thanh, rung động và dòng điện, cho thấy tiềm năng của việc kết hợp kỹ thuật xử lý tín hiệu tiên tiến và học máy cho bài toán lỗi hỗn hợp [39]. Wang và cộng sự đã phát triển phương pháp chẩn đoán lỗi hỗn hợp cho ổ lăn dựa trên mạng đối kháng tạo sinh tự chú ý và mạng ResNet cải tiến, tích hợp phân tích tín hiệu rung động với biểu diễn nhúng hình ảnh để cải thiện khả năng chẩn đoán, nhưng vẫn chưa giải quyết triệt để vấn đề khi lỗi cơ khí và lỗi ổ lăn đồng thời xuất hiện [40]. Tuy nhiên, các nghiên cứu này vẫn chưa đủ phổ biến và chưa đưa ra một phương pháp tổng quát có thể áp dụng rộng rãi cho nhiều loại thiết bị khác nhau. Hơn nữa, phần lớn các nghiên cứu hiện tại vẫn giới hạn ở phạm vi phòng thí nghiệm và chưa được kiểm chứng trong điều kiện công nghiệp thực tế, nơi tín hiệu bị ảnh hưởng mạnh bởi nhiều môi trường, biến động tải và các yếu tố không kiểm soát khác.

Từ phân tích trên có thể thấy rằng, mặc dù đã có nhiều tiến bộ trong chẩn đoán lỗi đơn dựa trên học máy, bài toán chẩn đoán lỗi hỗn hợp – đặc biệt là kết hợp lỗi cơ khí và lỗi ổ lăn – vẫn là một thách thức nghiên cứu mở. Khoảng trống này không chỉ nằm ở việc thiếu dữ liệu và phương pháp thích hợp, mà còn ở sự cần thiết phải xây dựng khung phân tích có khả năng tích hợp nhiều nguồn thông tin từ các miền tín hiệu khác nhau, đồng thời khai thác hiệu quả năng lực biểu diễn của học sâu để nắm bắt mối quan hệ phi tuyến phức tạp giữa tín hiệu rung động và các trạng thái lỗi đồng thời xuất hiện. Chính khoảng trống này tạo nên động lực và

bối cảnh nghiên cứu cho đồ án này, hướng tới mục tiêu xây dựng phương pháp chẩn đoán lỗi hỗn hợp có độ tin cậy cao và khả năng ứng dụng thực tiễn trong hệ thống rotor-bearing.

### 1.5 Mục tiêu, phạm vi và định hướng nghiên cứu

Từ những phân tích được trình bày trong phần tổng quan nghiên cứu, có thể nhận thấy rằng mặc dù các phương pháp chẩn đoán lỗi đơn dựa trên tín hiệu rung động đã đạt được độ tin cậy cao, bài toán chẩn đoán lỗi hỗn hợp trong hệ thống rotor-bearing vẫn chưa được giải quyết một cách thỏa đáng. Khoảng cách giữa điều kiện lý tưởng được giả định trong phòng thí nghiệm, nơi từng lỗi xuất hiện riêng lẻ và có thể quan sát rõ ràng, với điều kiện vận hành thực tế của thiết bị công nghiệp - nơi nhiều cơ chế hư hỏng thường tồn tại đồng thời và tương tác với nhau là một trong những thách thức cần được giải quyết nhằm nâng cao khả năng ứng dụng của các hệ thống giám sát tình trạng thiết bị. Xuất phát từ nhận định này, đồ án này được thực hiện với mục tiêu nghiên cứu và đề xuất phương pháp chẩn đoán lỗi hỗn hợp trong hệ rotor-bearing, trong đó các lỗi cơ khí và lỗi ổ lăn có thể xuất hiện đồng thời và ảnh hưởng lẫn nhau thông qua tín hiệu rung động.

Mục tiêu của đồ án không chỉ dừng lại ở việc xây dựng một bộ phân loại có độ chính xác cao trên tập dữ liệu chuẩn, mà còn hướng tới việc làm rõ khả năng khai thác thông tin rung động trong điều kiện nhiều cơ chế kích thích đồng thời tác động lên cùng một hệ cơ học. Khi mất cân bằng, lệch trục và lỗi ổ lăn cùng xuất hiện, tín hiệu rung động đo được không còn là tổng tuyển tính đơn giản của các thành phần riêng lẻ, mà chứa đựng cả những hiện tượng tương tác phi tuyến, điều chế chéo và chồng chập phổ phức tạp. Việc xác định được các đặc trưng nào trong tín hiệu này vẫn giữ được tính phân biệt, cũng như cách thức các phương pháp học máy xử lý không gian đặc trưng có cấu trúc phổ phức tạp như vậy, là những câu hỏi nghiên cứu quan trọng mà đồ án hướng tới làm rõ. Hơn nữa, nghiên cứu này cũng nhằm đánh giá mức độ mà các mô hình học máy có thể học được ranh giới quyết định phi tuyến giữa các lớp lỗi hỗn hợp, từ đó góp phần thu hẹp khoảng cách giữa bài toán nghiên cứu trong phòng thí nghiệm với yêu cầu giám sát tình trạng thiết bị trong điều kiện công nghiệp thực tế.

Để đảm bảo tính khả thi và yêu cầu về khối lượng công việc, đồ án giới hạn phạm vi nghiên cứu trong hệ thống rotor-bearing, một trong những hệ cơ học phổ biến nhất trong các thiết bị quay công nghiệp. Trong hệ này, các dạng lỗi được xem xét bao gồm mất cân bằng, lệch trục và các loại lỗi ổ lăn điển hình là khuyết tật vòng trong, vòng ngoài và phần tử lăn. Những lỗi này không chỉ thường xuyên xuất hiện trong thực tế vận hành mà còn có cơ chế sinh lực rõ ràng và có thể mô hình hóa được trên cơ sở động lực học. Mất cân bằng và lệch trục là hai nguyên nhân chính gây ra rung động cơ khí trong hệ rotor, trong khi lỗi ổ lăn là nguồn gốc của các xung va đập và dao động tần số cao. Việc kết hợp cả hai nhóm lỗi này trong cùng một nghiên cứu cho phép đánh giá toàn diện hơn về khả năng chẩn đoán trong điều kiện phức tạp. Đồ án không hướng tới việc bao phủ toàn bộ các dạng hư hỏng có thể xảy ra trong thiết bị quay, mà tập trung vào những lỗi có ý nghĩa thực tiễn cao, thường gặp trong vận hành và có khả năng xuất hiện đồng

thời. Nguồn dữ liệu chính cho chẩn đoán là tín hiệu rung động thu được từ cảm biến gắn tại các vị trí đặc trưng trên hệ thống, phản ánh trực tiếp đáp ứng động lực học của kết cấu dưới tác dụng của các lực kích thích từ các cơ chế hư hỏng.

Dựa trên những hạn chế của các phương pháp truyền thống đã được chỉ ra trong tổng quan nghiên cứu, cũng như xu hướng phát triển mạnh mẽ của học máy trong lĩnh vực chẩn đoán thiết bị quay, đồ án lựa chọn cách tiếp cận dựa trên học máy để giải quyết bài toán lỗi hỗn hợp. Sự lựa chọn này xuất phát từ nhận định rằng trong điều kiện nhiều lỗi đồng thời, không gian đặc trưng trở nên có tính phi tuyến cao và các ranh giới quyết định tuyến tính không còn phù hợp. Các mô hình học máy, đặc biệt là những mô hình có khả năng đưa ra quyết định với dữ liệu đầu vào phức tạp, có tiềm năng trong việc khai thác mối quan hệ ẩn giữa các thành phần phổ do nhiều lỗi đồng thời sinh ra. Tuy nhiên, để các mô hình này có thể hoạt động hiệu quả, vai trò của xử lý tín hiệu rung động nhằm trích xuất các đặc trưng có ý nghĩa vật lý vẫn là yếu tố then chốt. Thay vì đơn thuần đưa tín hiệu thô vào mô hình học sâu và tin tưởng hoàn toàn vào khả năng tự học đặc trưng, đồ án hướng tới kết hợp các kỹ thuật phân tích tín hiệu – bao gồm phân tích phổ tần số, phân tích phổ bao và các phương pháp thống kê – với khả năng học của mô hình máy học, nhằm tạo ra một quy trình chẩn đoán vừa có nền tảng lý thuyết vững chắc vừa có tính linh hoạt cao trong việc xử lý các trường hợp phức tạp.

Định hướng phương pháp nghiên cứu của đồ án do đó được xây dựng trên hai trụ cột chính. Trụ cột thứ nhất là phân tích và xử lý tín hiệu rung động dựa trên hiểu biết về động lực học máy và bản chất vật lý của từng cơ chế hư hỏng, nhằm trích xuất các đặc trưng có khả năng phản ánh đồng thời sự tồn tại của nhiều lỗi trong tín hiệu. Điều này đòi hỏi phải xây dựng được một tập đặc trưng kết hợp thông tin từ cả miền thời gian và miền tần số, phản ánh không chỉ các thành phần dao động điều hòa liên tục mà còn cả các xung va đập ngắn và các mode dao động ở vùng tần số cao. Trụ cột thứ hai là ứng dụng các mô hình học máy có khả năng học ranh giới quyết định phi tuyến trong không gian đặc trưng đa chiều, từ đó phân loại các trạng thái lỗi hỗn hợp một cách chính xác. Việc lựa chọn mô hình phù hợp, cũng như cách thức huấn luyện và đánh giá mô hình trong bối cảnh lỗi hỗn hợp, là những nội dung sẽ được triển khai chi tiết trong các chương tiếp theo, dựa trên định hướng đã được thiết lập ở đây.

Như vậy, đóng góp chính của đồ án nằm ở việc cung cấp một cách tiếp cận có hệ thống cho bài toán chẩn đoán lỗi hỗn hợp trong hệ rotor-bearing, từ phân tích nguồn gốc vật lý của tín hiệu rung động dưới tác động đồng thời của nhiều cơ chế, qua xử lý và trích xuất đặc trưng, cho đến ứng dụng học máy để nhận dạng và phân loại. Nghiên cứu không chỉ đơn thuần đạt được độ chính xác phân loại cao trên tập dữ liệu cụ thể, mà còn hướng tới làm rõ những yếu tố ảnh hưởng đến khả năng chẩn đoán trong điều kiện lỗi hỗn hợp, đồng thời đánh giá tính khả thi của phương pháp được đề xuất khi áp dụng vào thực tế giám sát tình trạng thiết bị quay. Với định hướng này, các chương tiếp theo sẽ lần lượt trình bày nền tảng lý thuyết về động lực học và rung động thiết bị quay, phương pháp xử lý tín hiệu và

trích xuất đặc trưng, kiến trúc và huấn luyện mô hình học máy, cũng như kết quả thực nghiệm và thảo luận về hiệu quả của phương pháp được đề xuất.

## CHƯƠNG 2. CƠ SỞ LÝ THUYẾT ĐỘNG HỌC VÀ RUNG ĐỘNG CHO CHẨN ĐOÁN THIẾT BỊ QUAY

### 2.1 Tổng quan về thiết bị quay và bài toán chẩn đoán tình trạng

Thiết bị quay là nhóm máy móc công nghiệp trong đó năng lượng được truyền tải và biến đổi thông qua chuyển động quay của một hoặc nhiều phần tử cơ học quanh trục cố định hoặc trục tương đối ổn định trong không gian. Các đối tượng điển hình thuộc nhóm này bao gồm động cơ điện, máy phát điện, máy bơm, máy nén, quạt công nghiệp, tuốc bin hơi và tuốc bin khí, hộp giảm tốc và các cơ cấu truyền động bánh răng, cũng như các máy công cụ và máy chế biến có trang bị trực quay. Mặc dù đa dạng về kích thước, công suất và chức năng, các thiết bị quay đều tuân theo những quy luật chung của động học và động lực học, đồng thời chia sẻ các dạng hư hỏng cơ học thường gặp có thể được nhận diện thông qua phân tích rung động.

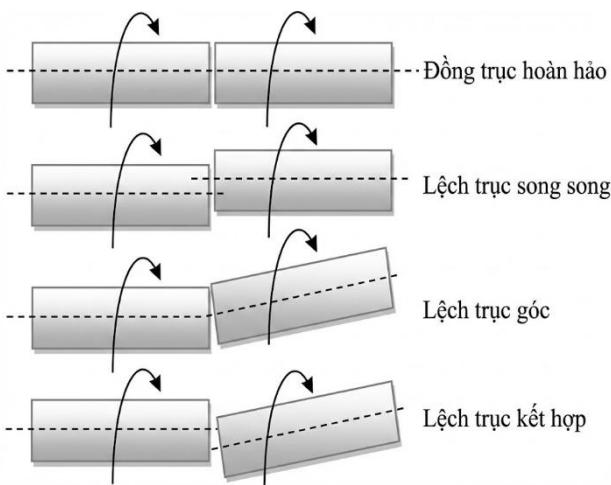
Về mặt cấu trúc, một thiết bị quay bất kỳ có thể được nhìn nhận như tổ hợp của ba khối chính: phần quay (rotor và các phần tử gắn trên rotor), phần tĩnh (stator, vỏ máy, bệ đỡ), và hệ thống ổ trục cùng các phần tử liên kết [41]. Rotor là phần tử trực tiếp thực hiện chuyển động quay, mang khối lượng phân bố dọc theo trục, chịu tác dụng của mô men quay và các loại tải trọng phát sinh trong quá trình vận hành. Stator là miền tham chiếu gần như bất động trong không gian, đóng vai trò vừa là phần tử chức năng (như tạo từ trường trong động cơ điện) vừa là khung kết cấu nâng đỡ. Hệ thống ổ trục và khớp nối đảm bảo điều kiện quay tương đối giữa rotor và stator, đồng thời truyền và phân bố tải trọng xuống bệ máy và nền móng. Mỗi khối này đều đóng góp vào hành vi động lực học tổng thể của hệ và ảnh hưởng trực tiếp đến bản chất của tín hiệu rung động thu được trên vỏ máy hoặc tại gối đỡ.

Trong thực tế vận hành, thiết bị quay thường phải làm việc trong điều kiện khắc nghiệt với tải trọng biến đổi, tốc độ quay cao, nhiệt độ và môi trường làm việc đa dạng, dẫn đến sự xuất hiện và phát triển của nhiều dạng hư hỏng cơ học. Một trong những dạng hư hỏng phổ biến nhất là mất cân bằng khối lượng của rotor. Về bản chất, mất cân bằng xảy ra khi trục quán tính chính của rotor không trùng với trục quay hình học, hay nói cách khác là khói tâm của hệ thống quay không nằm trên đường trục quay. Khi rotor quay với tốc độ góc  $\Omega$ , xuất hiện một lực ly tâm tương đương có độ lớn [1], [41]:

$$F_u = m_0 e \Omega^2 \quad (2.1)$$

trong đó  $m_0$  là phần khối lượng lệch tâm và  $e$  là khoảng lệch tâm. Lực này quay cùng rotor, do đó trong hệ tọa độ cố định gắn với stator, nó biểu diễn như một lực điều hòa theo thời gian với tần số đúng bằng tốc độ quay. Hệ cơ học vì vậy bị kích thích bởi một lực tuần hoàn ở tần số cơ bản, tạo ra đáp ứng rung động có thành phần trội tại tần số một lần tốc độ quay.

Một dạng hư hỏng quan trọng khác là lệch trục hoặc sai lệch khớp nối. Lệch trục có thể xuất hiện dưới dạng lệch song song, lệch góc hoặc tổ hợp giữa chúng, khi trục của hai máy được nối với nhau không đồng trục một cách lý tưởng. Ngoài ra, trục có thể bị uốn cong vĩnh viễn do chế tạo, lắp đặt hoặc do biến dạng nhiệt, dẫn đến đường tâm thực tế không trùng với đường tâm thiết kế. Các sai lệch này gây ra mô men uốn và lực dọc trục biến thiên theo vị trí góc quay, thường có tính đối xứng và do đó sinh ra các thành phần lực có tần số bằng hai lần, ba lần hoặc các bội số khác của tốc độ quay. Kết quả là trong tín hiệu rung động, ngoài thành phần một lần tốc độ quay còn xuất hiện rõ nét các thành phần điều hòa bậc cao, đặc biệt là hai lần tốc độ quay, với phân bố biên độ theo các hướng đo khác nhau mang đặc điểm riêng[1], [10].



Hình 7. Các dạng lệch trục

Hư hỏng ổ lăn là dạng hỏng hóc có tính chất mồi diễn hình trong các hệ thống quay, xuất phát từ ứng suất tiếp xúc lặp đi lặp lại giữa phần tử lăn và bề mặt rãnh lăn. Theo thời gian, dưới tác dụng của tải trọng động lực học, bề mặt tiếp xúc có thể xuất hiện các khuyết tật cục bộ như vết nứt nhỏ, rỗ hoặc bong tróc vật liệu. Những khuyết tật này có thể nằm trên vòng trong, vòng ngoài, phần tử lăn hoặc lòng giũ. Khi máy vận hành, mỗi lần một phần tử lăn đi qua vùng có khuyết tật, xảy ra một va đập rất nhanh với thời gian tác dụng ngắn nhưng biên độ lực lớn. Chuỗi va đập này có khoảng thời gian lặp lại được xác định bởi hình học ổ lăn và tốc độ quay của trục, dẫn tới sự xuất hiện trong tín hiệu rung động của các xung lực định kỳ và các thành phần tần số đặc trưng như BPFO, BPFI, BSF và FTF, là các hàm tuyến tính của tần số quay trục [2], [6].

Đối với các cơ cấu truyền động bánh răng, các dạng hư hỏng cơ học thường gặp bao gồm mòn bề mặt ăn khớp, rỗ pitting, nứt răng và gãy răng. Hư hỏng làm thay đổi điều kiện tiếp xúc giữa các răng, dẫn tới biến thiên bất thường của lực ăn khớp theo thời gian. Ngay cả trong trường hợp bánh răng không hỏng, do đặc tính hình học và chế độ ăn khớp, lực ăn khớp vốn đã có tính chất tuần hoàn với tần số bằng tần số ăn khớp, được xác định bởi số răng và tốc độ quay của bánh răng. Khi xuất hiện khuyết tật, biên độ và pha của lực ăn khớp bị điều biến, tạo ra các thành phần tần số lân cận xung quanh tần số ăn khớp trong phổ rung động. Những thay

đó này là đặc trưng cho trạng thái của bộ truyền bánh răng và có thể được sử dụng như chỉ thị tin cậy để chẩn đoán [6].

Từ các ví dụ trên có thể thấy rằng rung động cơ học không phải là hiện tượng ngẫu nhiên mà là biểu hiện trực tiếp của tương tác động lực học giữa các phần tử cơ học trong thiết bị quay. Mỗi dạng hư hỏng cơ học tương ứng với một cơ chế sinh lực kích thích riêng, dẫn đến một cấu trúc đặc trưng trong tín hiệu rung động. Mọi liên hệ giữa trạng thái cơ học bên trong và tín hiệu rung động bên ngoài được thiết lập qua chuỗi nhân quả: khuyết tật cơ học sinh lực kích thích, lực kích thích tác động lên hệ kết cấu có đặc tính khối lượng, độ cứng và cản xá định, hệ kết cấu phản ứng bằng dao động cơ học, dao động được truyền tới vị trí gắn cảm biến, cảm biến biến đổi dao động thành tín hiệu điện, và tín hiệu điện sau đó được số hóa để phân tích. Chẩn đoán dựa trên rung động về bản chất là bài toán suy luận ngược từ tín hiệu đã đo trả về trạng thái cơ học ban đầu, dựa trên hiểu biết về động lực học của hệ và mối quan hệ giữa các tham số động lực học với đặc trưng tín hiệu.

Vai trò trung tâm của rung động trong giám sát và chẩn đoán thiết bị quay xuất phát từ tính nhạy cảm cao của nó đối với sự thay đổi trạng thái cơ học và khả năng đo lường thuận tiện trong điều kiện vận hành bình thường. Rung động thường bắt đầu thay đổi ngay từ giai đoạn sớm của quá trình suy giảm độ bền, trước khi xuất hiện các biểu hiện rõ rệt về nhiệt độ, tiếng ồn hoặc suy giảm hiệu suất. Bằng cách theo dõi sự thay đổi theo thời gian của các đặc trưng rung động như biên độ, phổ tần số, và các chỉ số thống kê, có thể phát hiện sớm hư hỏng và dự báo xu hướng phát triển của nó. Điều này tạo tiền đề cho các chiến lược bảo trì dự báo, giảm thiểu thời gian dừng máy không kế hoạch và tối ưu hóa chi phí vận hành. Để khai thác hiệu quả thông tin chứa trong tín hiệu rung động, cần có một cơ sở lý thuyết vững chắc về động học và động lực học của hệ quay, là nội dung của các mục tiếp theo.

## 2.2 Cơ sở động học của hệ thống quay

Chuyển động quay của một vật rắn quanh một trục cố định có thể được mô tả bằng các đại lượng động học cơ bản là góc quay, vận tốc góc và gia tốc góc [1]. Giả sử một điểm vật thuộc rotor chuyển động trên một quỹ đạo tròn bán kính  $R$  quanh trục quay, vị trí của điểm này tại thời điểm  $t$  có thể được mô tả bởi góc quay  $\theta(t)$ , đo bằng radian so với một hướng tham chiếu cố định. Tốc độ thay đổi của góc quay theo thời gian là vận tốc góc, được định nghĩa bởi đạo hàm bậc nhất của  $\theta(t)$  theo thời gian:

$$\omega(t) = \frac{d\theta(t)}{dt} [\text{rad/s}] \quad (2.2)$$

Đạo hàm bậc hai của góc quay theo thời gian là gia tốc góc:

$$\alpha(t) = \frac{d\omega(t)}{dt} = \frac{d^2\theta(t)}{dt^2} [\text{rad/s}^2] \quad (2.3)$$

biểu thị mức độ thay đổi của vận tốc quay theo thời gian. Trong thực hành kỹ thuật, người ta thường sử dụng tần số quay  $f$  đo bằng Hertz, liên hệ với vận tốc góc qua công thức  $f = \omega/(2\pi)$ , và tốc độ quay  $N$  đo bằng vòng trên phút (RPM), liên hệ với tần số qua  $N = 60f = 60\omega/(2\pi)$ . Các biểu thức này thiết lập mối quan hệ tuyến tính giữa các đại lượng động học khác nhau dùng để đặc trưng cho chuyển động quay.

Trong phần lớn các bài toán rung động của thiết bị quay, điều kiện vận hành được giả thiết là ổn định, nghĩa là vận tốc góc gần như không đổi theo thời gian. Khi đó, ta có thể đặt  $\omega(t) = \Omega$  với  $\Omega$  là hằng số, và gia tốc góc  $\alpha(t) = 0$ . Góc quay khi đó là hàm tuyến tính của thời gian:

$$\theta(t) = \theta_0 + \Omega t \quad (2.4)$$

trong đó  $\theta_0$  là góc tại thời điểm  $t = 0$ . Điều này có nghĩa là sau mỗi khoảng thời gian  $T = 2\pi/\Omega$ , rotor hoàn thành một vòng quay, do đó chuyển động quay có tính chất tuần hoàn với chu kỳ  $T$  và tần số quay  $f = 1/T = \Omega/(2\pi)$ . Tính chất tuần hoàn này là nền tảng quan trọng để phân tích rung động trong miền thời gian và miền tần số.

Chuyển động quay đều tạo ra các lực quán tính có tính chất điều hòa theo thời gian. Xét một phần tử khối lượng  $m$  trên rotor có vị trí cách trực quay một khoảng  $e$ . Khi rotor quay với vận tốc góc không đổi  $\Omega$ , phần tử này chịu gia tốc hướng tâm  $a_c = e\Omega^2$  và do đó phát sinh lực quán tính hướng tâm  $F_c = me\Omega^2$ . Trong hệ tọa độ cố định, lực này có các thành phần theo hai trực vuông góc  $x$  và  $y$  được viết dưới dạng[41]:

$$\begin{aligned} F_x(t) &= me\Omega^2 \cos(\Omega t + \varphi_0) \\ F_y(t) &= me\Omega^2 \sin(\Omega t + \varphi_0) \end{aligned} \quad (2.5)$$

trong đó  $(\varphi_0)$  là góc pha ban đầu. Các biểu thức này cho thấy lực do mất cân bằng là một hàm điều hòa theo thời gian với tần số  $(\Omega)$ . Đây là nguồn gốc của thành phần điều hòa bậc một trong tín hiệu rung động, thường được gọi là thành phần một lần tốc độ quay hay 1X. Khi thiết bị có nhiều nguồn lực quán tính, chẳng hạn như nhiều khối lượng lệch tâm hoặc các cơ cấu quay phức tạp, tổng lực kích thích sẽ là tổng các thành phần điều hòa với tần số cơ bản và các bội số của nó.

Không chỉ mất cân bằng mà nhiều cơ chế khác trong thiết bị quay cũng sinh ra các lực tuần hoàn với tần số là bội số hoặc phân số của tốc độ quay. Như đã đề cập, lệch trực dẫn đến mô men uốn biến thiên hai lần mỗi vòng quay, sinh ra thành phần lực có tần số gần  $2\Omega$ . Trong hệ thống bánh răng, tần số ăn khớp được xác định bởi số răng và tần số quay trực, ví dụ đối với bánh răng có  $Z$  răng quay với

tần số  $f_s$  thì tần số ăn khớp là  $f_{mesh} = Zf_s$ . Trong ống lăn, các tần số đặc trưng được xác định bởi các công thức động học đã nêu. Những tần số này đều là các bội hoặc tổ hợp tuyến tính của tần số quay cơ bản. Do đó, phổ tần số của tín hiệu rung động đo được trên thiết bị quay thường có cấu trúc các đỉnh điều hòa, được sắp xếp theo bội số của tần số quay.

Để thuận tiện trong phân tích, khái niệm bậc trực (order) thường được sử dụng. Bậc trực được định nghĩa là tỷ số giữa tần số của một thành phần tín hiệu với tần số quay cơ bản của trục. Nếu một đỉnh trong phổ xuất hiện tại tần số  $f_p$ , còn tần số quay là  $f_s$ , thì bậc trực tương ứng là  $n = f_p/f_s$ . Thành phần 1X tương ứng với bậc 1, thành phần 2X với bậc 2, v.v [6]. Khi đánh giá tín hiệu rung động ở nhiều chế độ tốc độ khác nhau, biểu diễn phổ theo bậc trực thay vì theo Hertz giúp duy trì vị trí tương đối của các đỉnh liên quan đến các cơ chế vật lý, bất kể tốc độ quay tuyệt đối thay đổi. Điều này đặc biệt hữu ích khi phân tích tín hiệu đo trong quá trình tăng tốc hoặc giảm tốc, nơi tốc độ quay không cố định.

Bản chất tuần hoàn của chuyển động quay thể hiện trực tiếp trong dạng sóng rung động theo thời gian. Nếu hệ thống chịu tác động của một nguồn lực điều hòa duy nhất, chẳng hạn như lực do mất cân bằng thuần nhất, tín hiệu rung động đo được tại một điểm cố định trên kết cấu sẽ gần như là một hàm sin hoặc cos với tần số bằng tần số quay. Trường hợp này có thể được mô tả bởi biểu thức:

$$x(t) = X \cos(\Omega t - \varphi) \quad (2.6)$$

trong đó  $X$  là biên độ rung động và  $\varphi$  là pha. Tuy nhiên, trong các hệ thống thực tế, thường tồn tại nhiều nguồn kích thích đồng thời như mất cân bằng, lệch trực, lực ăn khớp bánh răng, va đập ống lăn và các tác động phụ khác. Khi đó, tín hiệu rung động là tổng tuyến tính của nhiều thành phần điều hòa [2], [8]:

$$x(t) = \sum_{k=1}^N X_k \cos(\omega_k t - \varphi_k) + n(t) \quad (2.7)$$

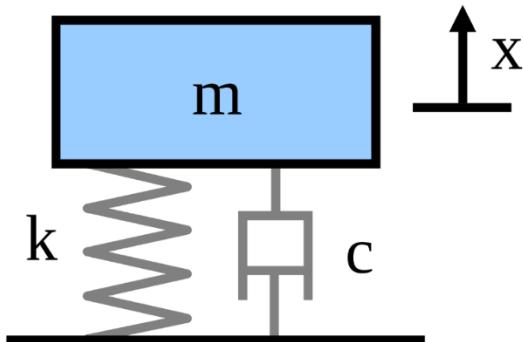
trong đó  $X_k$ ,  $\omega_k$  và  $\varphi_k$  là biên độ, tần số và pha của thành phần thứ  $k$ , còn  $n(t)$  là thành phần nhiễu ngẫu nhiên. Nếu các tần số  $\omega_k$  đều là bội số của một tần số cơ bản  $\Omega$ , hàm  $x(t)$  là một hàm tuần hoàn với chu kỳ  $T_0 = 2\pi/\Omega$ . Kết quả này phù hợp với định lý Fourier, theo đó mọi hàm tuần hoàn thỏa mãn các điều kiện nhất định đều có thể được biểu diễn như tổng của các hàm sin và cos với tần số là bội số nguyên của tần số cơ bản.

Tính chất tuần hoàn và khả năng biểu diễn tín hiệu rung động dưới dạng tổng các thành phần điều hòa là cơ sở để áp dụng phân tích trong miền tần số. Biến đổi Fourier liên tục, và trong thực hành là biến đổi Fourier rời rạc (DFT) được hiện thực hóa bằng thuật toán FFT, cho phép chuyển đổi từ miền thời gian sang miền tần số, từ hàm  $x(t)$  sang phổ  $X(f)$ . Trong miền tần số, mỗi thành phần điều hòa trong tín hiệu thời gian biểu hiện dưới dạng một đỉnh phổ tại tần số tương ứng, với

độ cao định tỷ lệ với biên độ của thành phần đó. Điều này cho phép tách các cơ chế khác nhau dựa trên tần số đặc trưng của chúng và là lý do tại sao phân tích phổ tần số đóng vai trò trung tâm trong chẩn đoán rung động thiết bị quay.

### 2.3 Cơ sở động lực học và mô hình hóa tín hiệu rung động

Để hiểu sâu sắc mối quan hệ giữa các lực kích thích sinh ra từ các huy động cơ học và tín hiệu rung động đo được, cần xây dựng các mô hình động lực học mô tả đáp ứng dao động của hệ thống. Mặc dù kết cấu thực tế của thiết bị quay rất phức tạp, gồm rotor đòn hồi, ống trực có đặc tính phi tuyến và bệ máy có độ cứng phân bố, nhiều bài toán thực tế có thể được mô hình hóa hiệu quả bằng các hệ dao động có số bậc tự do hữu hạn. Mô hình cơ bản nhất là hệ một bậc tự do với phần tử khối lượng, lò xo và giảm chấn, từ đó có thể mở rộng về mặt khái niệm cho các hệ nhiều bậc tự do.



Hình 8. Mô hình hệ một bậc tự do

Xét một hệ một bậc tự do gồm một khối lượng tập trung  $m$  gắn với một kết cấu đỡ thông qua một phần tử đòn hồi có độ cứng  $k$  và một phần tử cản nhót có hệ số cản  $c$ . Gọi  $x(t)$  là chuyển vị của khối lượng theo phương xét so với vị trí cân bằng tĩnh tại thời điểm  $t$ . Khi khối lượng chuyển động, lực quán tính tác dụng lên nó bằng  $m\ddot{x}(t)$ , lực cản nhót bằng  $c\dot{x}(t)$ , và lực đòn hồi bằng  $kx(t)$ . Nếu hệ chịu tác động của lực kích thích bên ngoài  $F(t)$ , phương trình cân bằng lực theo định luật II Newton có dạng:

$$m\ddot{x}(t) + c\dot{x}(t) + kx(t) = F(t) \quad (2.8)$$

Đây là phương trình vi phân tuyến tính bậc hai với hệ số hằng, mô tả động lực học của hệ một bậc tự do có cản. Thành phần  $m\ddot{x}$  đại diện cho tác động của quán tính, phản ánh xu hướng của khối lượng chống lại gia tốc. Thành phần  $c\dot{x}$  biểu diễn lực cản tỉ lệ với vận tốc, mô tả cơ chế tiêu tán năng lượng, chẳng hạn ma sát nhót trong dầu bôi trơn hay tổn hao nội ma sát trong vật liệu. Thành phần  $kx$  là lực đòn hồi, mô tả khả năng của hệ trong việc khôi phục vị trí cân bằng khi bị lệch khỏi vị trí ban đầu.

Để thuận tiện, phương trình chuyển động thường được viết dưới dạng chuẩn hóa bằng cách chia cả hai vế cho  $m$ :

$$\ddot{x}(t) + 2\zeta\omega_n\dot{x}(t) + \omega_n^2x(t) = \frac{F(t)}{m} \quad (2.9)$$

trong đó đã giới thiệu hai tham số quan trọng là tần số riêng  $\omega_n$  và hệ số tắt dần không thứ nguyên  $\zeta$ , được định nghĩa lần lượt bởi:

$$\omega_n = \sqrt{\frac{k}{m}}, \quad \zeta = \frac{c}{2\sqrt{km}} = \frac{c}{2m\omega_n} \quad (2.10)$$

Tần số riêng  $\omega_n$  biểu diễn tần số góc mà tại đó hệ dao động tự do khi không có cản, còn hệ số tắt dần  $\zeta$  đặc trưng cho mức độ cản tương đối so với cản tối hạn. Trong trường hợp không có cản và không có lực kích thích, tức  $c = 0$  và  $F(t) = 0$ , phương trình chuyển động trở thành:

$$m\ddot{x}(t) + kx(t) = 0 \quad (2.11)$$

hay dưới dạng chuẩn hóa:

$$\ddot{x}(t) + \omega_n^2x(t) = 0 \quad (2.12)$$

Nghiệm tổng quát của phương trình này là:

$$x(t) = A \cos(\omega_n t) + B \sin(\omega_n t) \quad (2.13)$$

trong đó  $A$  và  $B$  là các hằng số được xác định từ điều kiện ban đầu. Nghiệm cho thấy hệ dao động điều hòa đơn với tần số góc  $\omega_n$  và biên độ không đổi, thể hiện sự trao đổi năng lượng liên tục giữa năng lượng động và năng lượng đàn hồi. Tần số riêng ( $\omega_n$ ) hoàn toàn phụ thuộc vào tỷ số  $k/m$ , nghĩa là phụ thuộc vào độ cứng và khối lượng của hệ, không phụ thuộc vào biên độ dao động hoặc lực kích thích ban đầu. Đối với một thiết bị quay thực tế, hệ thống rotor-bearing có thể có nhiều tần số riêng khác nhau tương ứng với các dạng dao động riêng biệt, nhưng mô hình một bậc tự do vẫn cung cấp cái nhìn trực quan về bản chất của dao động tự do.

Khi xét đến cản, tức  $c > 0$  nhưng vẫn không có lực kích thích bên ngoài, phương trình chuyển động:

$$m\ddot{x} + cx + kx = 0 \quad (2.14)$$

hay dưới dạng chuẩn hóa:

$$\ddot{x} + 2\zeta\omega_n\dot{x} + \omega_n^2x = 0 \quad (2.15)$$

có nghiệm phụ thuộc vào giá trị của  $\zeta$ . Trường hợp tiêu biểu trong rung động máy là ( $0 < \zeta < 1$ ), tức hệ có cản dưới tối hạn. Khi đó, nghiệm có dạng:

$$x(t) = X_0 e^{-\zeta \omega_n t} \cos(\omega_d t - \varphi_0) \quad (2.16)$$

trong đó  $X_0$  và  $\varphi_0$  được xác định từ điều kiện ban đầu, còn  $\omega_d$  là tần số dao động tắt dần được xác định bởi:

$$\omega_d = \omega_n \sqrt{1 - \zeta^2} \quad (2.17)$$

Biểu thức này cho thấy dao động là điều hòa với tần số xấp xỉ  $\omega_n$  nhưng biên độ giảm dần theo hàm mũ với tốc độ tắt dần phụ thuộc vào  $\zeta$ . Trong các thí nghiệm rung động, đáp ứng tự do sau một xung kích thích có thể được sử dụng để xác định tần số riêng và hệ số tắt dần thông qua phân tích độ giảm biên độ theo thời gian.

Trong vận hành thực tế, thiết bị quay luôn chịu tác động của các lực kích thích tuần hoàn, điển hình là lực do mất cân bằng, lực do lệch trục, lực ăn khớp bánh răng hoặc lực do áp suất chất lỏng biến thiên. Các lực này thường có thể được mô tả dưới dạng điều hòa hoặc gần điều hòa. Xét trường hợp hệ một bậc tự do chịu tác động của lực kích thích điều hòa có biên độ  $F_0$  và tần số  $\omega$ :

$$F(t) = F_0 \cos(\omega t) \quad (2.18)$$

Phương trình chuyển động trở thành:

$$m\ddot{x} + c\dot{x} + kx = F_0 \cos(\omega t) \quad (2.19)$$

hay dưới dạng chuẩn hóa:

$$\ddot{x} + 2\zeta\omega_n\dot{x} + \omega_n^2 x = \frac{F_0}{m} \cos(\omega t) \quad (2.20)$$

Nghiệm của phương trình này gồm hai phần: nghiệm tổng quát của phương trình thuần nhất tương ứng với dao động tự do, và nghiệm riêng của phương trình không thuần nhất tương ứng với dao động cưỡng bức. Sau một khoảng thời gian đủ dài, thành phần tự do tắt dần do cản, và hệ đạt trạng thái ổn định với dao động cưỡng bức có dạng:

$$x_{ss}(t) = X \cos(\omega t - \varphi) \quad (2.21)$$

trong đó  $X$  là biên độ ổn định và  $\varphi$  là góc lệch pha giữa đáp ứng và lực kích thích. Thay biểu thức này vào phương trình và giải cho  $X$  và  $\varphi$  thu được:

$$X = \frac{F_0/k}{\sqrt{(1-r^2)^2 + (2\zeta r)^2}} \quad (2.22)$$

$$\varphi = \arctan \left( \frac{2\zeta r}{1-r^2} \right) \quad (2.23)$$

trong đó  $r = \omega/\omega_n$  là tỷ số tần số. Biểu thức của  $X$  thường được viết dưới dạng:

$$H(r) = \frac{X}{F_0/k} = \frac{1}{\sqrt{(1-r^2)^2 + (2\zeta r)^2}} \quad (2.24)$$

và gọi là hàm đáp ứng tần số hay hệ số khuếch đại động lực học. Hàm này mô tả cách mà hệ cơ học khuếch đại hoặc suy giảm biên độ lực kích thích tại các tần số khác nhau.

Phân tích hàm đáp ứng tần số cho thấy ba miền hoạt động đặc trưng. Khi  $r \ll 1$ , tức tần số kích thích nhỏ hơn nhiều so với tần số riêng, ta có  $H(r) \approx 1$ , nên  $X \approx F_0/k$ . Hệ phản ứng gần như tĩnh, biên độ rung động xấp xỉ độ võng tĩnh do lực  $F_0$  gây ra, và ảnh hưởng của quán tính và cản là không đáng kể. Khi ( $r \gg 1$ ), tức tần số kích thích lớn hơn nhiều so với tần số riêng, ta có  $H(r) \approx 1/r^2$ , dẫn đến  $X \approx F_0/(m\omega^2)$ . Trong miền này, hệ có xu hướng không thể theo kịp lực kích thích nhanh, và quán tính đóng vai trò chính trong việc hạn chế biên độ dao động. Đặc biệt quan trọng là trường hợp  $r \approx 1$ , khi tần số kích thích gần bằng tần số riêng, khi đó hàm đáp ứng đạt cực đại và hiện tượng cộng hưởng xảy ra.

Tại điểm cộng hưởng, tức khi  $r = 1$ , biên độ đáp ứng đạt giá trị:

$$X_{\max} = \frac{F_0/k}{2\zeta} = \frac{F_0}{2\zeta k} \quad (2.25)$$

Biểu thức này cho thấy biên độ cộng hưởng tỷ lệ nghịch với hệ số tắt dần. Nếu hệ có cản nhỏ, tức  $\zeta$  nhỏ, biên độ dao động tại cộng hưởng có thể lớn gấp hàng chục hoặc hàng trăm lần biên độ tĩnh, dẫn đến ứng suất cơ học và biến dạng vượt quá khả năng chịu đựng của vật liệu, gây hư hỏng nghiêm trọng cho thiết bị. Trong bối cảnh thiết bị quay, lực kích thích do mất cân bằng thường có tần số đúng bằng tần số quay, do đó nếu tần số quay trùng với một tần số riêng của hệ rotor-bearing thì tốc độ quay đó được gọi là tốc độ tới hạn. Khi máy vận hành gần tốc độ tới hạn, rung động tăng mạnh do cộng hưởng, và điều này được thể hiện rõ trong tín hiệu rung động dưới dạng đỉnh biên độ lớn tại bậc trực tương ứng.

Góc lệch pha  $\varphi$  cũng mang ý nghĩa quan trọng trong phân tích. Khi  $r \ll 1$ ,  $\varphi \approx 0$ , nghĩa là đáp ứng cùng pha với lực kích thích. Khi  $r = 1$ ,  $\varphi = 90^\circ$ , và khi  $r \gg 1$ ,  $\varphi \approx 180^\circ$ , tức đáp ứng gần như ngược pha với lực. Sự thay đổi pha khi đi qua vùng cộng hưởng là một chỉ thị quan trọng để nhận biết tần số riêng trong các thí nghiệm thực nghiệm, chẳng hạn như khi dựng đường cong Bode biên độ–pha theo tần số.

Hệ số tăt dàn  $\zeta$ , như đã định nghĩa, phản ánh tổng hợp các cơ chế tiêu tán năng lượng trong hệ. Trong thiết bị quay, cản đến từ ma sát trong ổ trượt, lực nhót trong chất bôi trơn, ma sát nội trong vật liệu, và các tiếp xúc lỏng lẻo giữa các chi tiết. Giá trị  $\zeta$  ảnh hưởng trực tiếp đến biên độ cộng hưởng, độ rộng của đỉnh cộng hưởng và tốc độ tăt dàn của dao động tự do. Một đại lượng liên quan chặt chẽ là hệ số phẩm chất  $Q$ , được định nghĩa là:

$$Q = \frac{1}{2\zeta} \quad (2.26)$$

Hệ số này biểu diễn tỷ lệ giữa năng lượng tích trữ trong hệ và năng lượng mất đi trong mỗi chu kỳ dao động. Hệ có  $Q$  lớn (tức  $\zeta$  nhỏ) có đỉnh cộng hưởng cao và hẹp, phản ứng mạnh tại tần số riêng nhưng yếu ở tần số khác. Ngược lại, hệ có  $Q$  nhỏ (tức cản lớn) có đỉnh cộng hưởng thấp và rộng, ít nhạy cảm với tần số kích thích cụ thể nhưng tiêu tán năng lượng mạnh.

Mặc dù mô hình một bậc tự do cung cấp hiểu biết sâu sắc về bản chất của dao động và cộng hưởng, các thiết bị quay thực tế thường có nhiều mode dao động với các tần số riêng khác nhau. Để mô tả chính xác hơn, cần sử dụng mô hình nhiều bậc tự do, trong đó hệ được biểu diễn bằng tập hợp các khối lượng, lò xo và giảm chấn liên kết với nhau. Phương trình chuyển động khi đó được viết dưới dạng ma trận:

$$[M]\{\ddot{x}(t)\} + [C]\{\dot{x}(t)\} + [K]\{x(t)\} = \{F(t)\} \quad (2.27)$$

trong đó  $[M]$ ,  $[C]$ ,  $[K]$  là các ma trận khối lượng, cản và độ cứng;  $\{x(t)\}$  là vectơ dịch chuyển;  $\{F(t)\}$  là vectơ lực kích thích. Bằng cách giải bài toán giá trị riêng cho hệ không cản, có thể xác định được các tần số riêng và dạng dao động riêng (mode shape). Mỗi mode dao động có thể được xem như một hệ một bậc tự do độc lập trong không gian tọa độ modal. Khi lực kích thích có thành phần chiếu lên một mode cụ thể, mode đó sẽ được kích hoạt và đóng góp vào tổng đáp ứng. Điều này giải thích vì sao trong phổ rung động của thiết bị quay thường quan sát được nhiều đỉnh tại những tần số khác nhau, mỗi đỉnh tương ứng với một mode dao động và một cơ chế kích thích cụ thể.

Trong bối cảnh chẩn đoán rung động, các khái niệm tần số riêng, hệ số tăt dàn và cộng hưởng có ý nghĩa thực tiễn sâu sắc. Sự thay đổi của tần số riêng có thể phản ánh sự thay đổi độ cứng hoặc khối lượng của hệ, chẳng hạn như nứt trực, lỏng gógi đỡ hoặc thay đổi điều kiện tiếp xúc. Sự thay đổi của hệ số tăt dàn có thể chỉ ra suy giảm chất lượng bôi trơn, thay đổi độ nhót dầu hoặc xuất hiện các tiếp xúc bất thường. Hiện tượng cộng hưởng xuất hiện khi tần số kích thích, thường là bội số của tốc độ quay, trùng với tần số riêng, dẫn đến đỉnh biên độ lớn trong tín hiệu rung động. Khi phân tích tín hiệu rung động trong miền tần số, việc nhận diện các đỉnh cộng hưởng và so sánh vị trí của chúng với các tần số kích thích dự kiến là bước quan trọng để đánh giá trạng thái động lực học của thiết bị quay và đưa ra kết luận chẩn đoán phù hợp.

## 2.4 Đặc điểm tín hiệu rung động và vai trò của phân tích phổ trong chẩn đoán

Khi xem xét tín hiệu rung động, có thể coi tín hiệu đo được tại một điểm trên vỏ máy hoặc gối đỡ là một hàm theo thời gian  $x(t)$ , phản ánh đáp ứng của hệ dưới tác động của toàn bộ các lực kích thích xuất hiện trong quá trình vận hành. Dưới góc nhìn cấu trúc, nghiệm ổn định của phương trình chuyển động tuyến tính có thể được biểu diễn như tổng của nhiều thành phần điều hòa, mỗi thành phần gắn liền với một tần số kích thích đặc trưng và biên độ do hệ số khuếch đại động lực học quyết định. Nếu  $f_k$  là các tần số của những lực kích thích có ý nghĩa vật lý, chẳng hạn tần số quay, bội số của tần số quay, tần số ăn khớp bánh răng, các tần số đặc trưng của ổ lăn, nghiệm ổn định trong miền thời gian có thể được viết dưới dạng

$$x(t) = \sum_{k=1}^N X_k \cos(2\pi f_k t - \varphi_k) + x_{imp}(t) + x_{noise}(t) \quad (2.28)$$

Trong biểu thức này, mỗi hạng  $X_k \cos(2\pi f_k t - \varphi_k)$  là đáp ứng điều hòa tại tần số  $f_k$  sinh ra bởi một nguồn kích thích tương ứng trong phương trình chuyển động. Thành phần  $x_{imp}(t)$  biểu diễn đáp ứng do các xung lực lặp lại, như xung va đập trong ổ lăn hoặc va đập bánh răng với khuyết tật; còn  $x_{noise}(t)$  là thành phần nhiễu ngẫu nhiên, phản ánh những tác động không được mô hình hóa chi tiết.

Như vậy, ngay trong biểu diễn thời gian, có thể nhận thấy rằng cấu trúc tần số của tín hiệu đã được "mã hóa" trong các nghiệm điều hòa và các chuỗi xung lặp lại. Khi chuyển sang miền tần số bằng biến đổi Fourier, nhiệm vụ của phép biến đổi này là tách riêng và lượng hóa các thành phần điều hòa đã tồn tại sẵn trong nghiệm. Nếu xét riêng phần tổng điều hòa

$$x_h(t) = \sum_{k=1}^N X_k \cos(2\pi f_k t - \varphi_k) \quad (2.29)$$

biến đổi Fourier của  $x_h(t)$  sẽ cho phổ có các đỉnh tại  $f = f_k$ , với biên độ tỷ lệ với  $X_k$ . Như vậy, mỗi nghiệm dao động điều hòa trong miền thời gian tương ứng với một đỉnh phổ trong miền tần số. Từ góc nhìn chẩn đoán, điều này cho phép đảo chiều lập luận: nếu lý thuyết động lực học cho biết tồn tại một lực kích thích với tần số  $f_k$ , suy ra nghiệm sẽ có thành phần điều hòa tại  $f_k$ , do đó phổ đo được phải chứa đỉnh tại đúng tần số đó. Nếu đỉnh này không xuất hiện trong phổ, có thể suy luận rằng cơ chế kích thích tương ứng không tồn tại hoặc ảnh hưởng của nó quá nhỏ so với ngưỡng nhiễu.

Đối với thành phần xung lực  $x_{imp}(t)$ , có thể hình dung mỗi xung như một kích thích biên độ lớn, thời gian rất ngắn, kích hoạt các mode dao động đòn hồi của hệ. Nếu ký hiệu  $h(t)$  là đáp ứng tự do của hệ đối với một xung kích, còn  $i(t)$  là chuỗi xung đại diện cho lực kích thích, thì có thể biểu diễn  $x_{imp}(t)$  dưới dạng chập

$$x_{imp}(t) = (h * i)(t) \quad (2.30)$$

Trong miền tần số, phép chập trong miền thời gian tương đương với phép nhân trong miền tần số, nên phô của  $x_{imp}(t)$  là tích giữa phô của đáp ứng tự do và phô của chuỗi xung. Phô của chuỗi xung là một lưới các đỉnh tại tần số bằng bội số của tần số lặp lại xung. Khi nhân với phô của  $h(t)$ , các vạch này được khuếch đại mạnh tại những tần số trùng hoặc gần trùng với tần số riêng của hệ. Do đó, góc nhìn này giải thích vì sao trong phô của tín hiệu có lỗi ổ lăn, các đỉnh tại tần số hú hỏng đặc trưng thường đi kèm với các băng năng lượng rộng ở vùng tần số cao, tương ứng với các mode dao động đàn hồi được kích hoạt.

Với cách hiểu đó, biến đổi Fourier có vai trò sắp xếp và biểu diễn lại cấu trúc tần số đã tiềm ẩn trong nghiệm dao động. Điều này có ý nghĩa quan trọng trong chẩn đoán: phô tần số phải được đọc và giải thích trên nền tảng một "bản đồ tần số" đã được xây dựng sẵn bằng lý thuyết. Bản đồ này bao gồm tần số quay, các bội số, các tần số ăn khớp bánh răng, các tần số đặc trưng của ổ lăn và các tần số riêng của kết cấu máy. Khi nhìn vào phô, người phân tích không tìm kiếm các đỉnh một cách tùy tiện, mà so sánh phô đo được với bản đồ tần số dự đoán. Sự trùng khớp giữa các đỉnh phô và tần số dự đoán chính là bằng chứng động lực học cho sự tồn tại của một cơ chế hỏng hóc cụ thể.

Từ góc nhìn này, vai trò của phân tích phô trong chẩn đoán thiết bị quay không phải là vai trò tự thân, mà là vai trò trung gian: phô là phương tiện để biểu diễn nghiệm dao động trong miền tần số, còn nghiệm dao động là kết quả của phương trình động lực học dưới tác dụng của những lực kích thích gắn liền với trạng thái cơ học bên trong thiết bị. Do đó, mọi nhận định chẩn đoán dựa trên phô đều phải được kiểm chứng ngược lại bằng khả năng giải thích trên cơ sở mô hình động lực học.

## 2.5 Các phương pháp xử lý tín hiệu

Từ phân tích các phân tích ở trên, chúng ta nhận thấy rằng mỗi loại lỗi để lại một cấu trúc tín hiệu khác nhau trong dữ liệu rung động đo được. Tuy nhiên, để từ tín hiệu thô trong miền thời gian có thể trích xuất những thông tin chẩn đoán ẩn giấu, cần phải sử dụng các công cụ xử lý tín hiệu phù hợp để làm lộ một khía cạnh khác nhau của tín hiệu, phản ánh một khía cạnh khác nhau của cơ chế vật lý ẩn dưới lớp tín hiệu thô.

### 2.5.1 Biến đổi Fourier và phân tích phô tần số

Từ các nội dung ở trên, chúng ta đã chỉ ra rằng các cơ chế lỗi cơ khí như mất cân bằng và lệch trục sinh ra các lực kích thích có bản chất điều hòa, hoặc ít nhất là tuần hoàn. Tín hiệu rung động được gây ra bởi các lực này cũng mang theo cấu trúc tần số tương ứng: mất cân bằng để lại đỉnh tại tần số quay  $1X$ , lệch trục để lại đỉnh tại  $2X$ , và các cơ chế phi tuyến như lồng liên kết tạo ra nhiều bội số điều hòa đồng thời. Để làm lộ cấu trúc tần số này từ dữ liệu thô trong miền thời gian, ta sử dụng biến đổi Fourier.

Biến đổi Fourier rời rạc của một chuỗi tín hiệu thời gian  $y[n]$  có độ dài  $N$  được định nghĩa là:

$$Y[k] = \sum_{n=0}^{N-1} y[n]e^{-j2\pi kn/N}, \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (2.31)$$

Kết quả  $Y[k]$  là một số phức tại mỗi chỉ số tần số  $k$ . Độ lớn của  $Y[k]$  tại chỉ số  $k$  tương ứng với biên độ của thành phần tần số  $f_k = k \cdot f_s/N$ , trong đó  $f_s$  là tần số lấy mẫu. Phép biến đổi này phân rã tín hiệu thô thành một tổng các thành phần điều hòa:

$$y(t) = \sum_k |Y[k]| \cos(2\pi f_k t + \phi_k) \quad (2.32)$$

trong đó  $\phi_k$  là pha của thành phần tần số thứ  $k$ . Mỗi thành phần điều hòa trong tổng này tương ứng với một cơ chế hay một hiệu ứng động lực học của hệ thống. Khi vẽ biểu đồ độ lớn  $|Y[k]|$  theo tần số, ta thu được phổ tần số, trong đó mỗi đỉnh phổ tại vị trí tần số cụ thể chính là dấu vết của một cơ chế vật lý.

Tuy nhiên, phân tích phổ FFT thường chỉ hiệu quả cho các lõi cơ khí tạo ra lực kích thích điều hòa hoặc gần như tuần hoàn. Khi các lõi có bản chất xung, như các xung va đập do khuyết tật ổ lăn, phương pháp này không đủ để làm rõ các tần số khuyết tật đặc trưng. Lý do là các xung này kích thích toàn bộ dải tần số, không chỉ tại các tần số khuyết tật cụ thể. Để giải quyết vấn đề này, cần một kỹ thuật bổ sung: phân tích phổ bao.

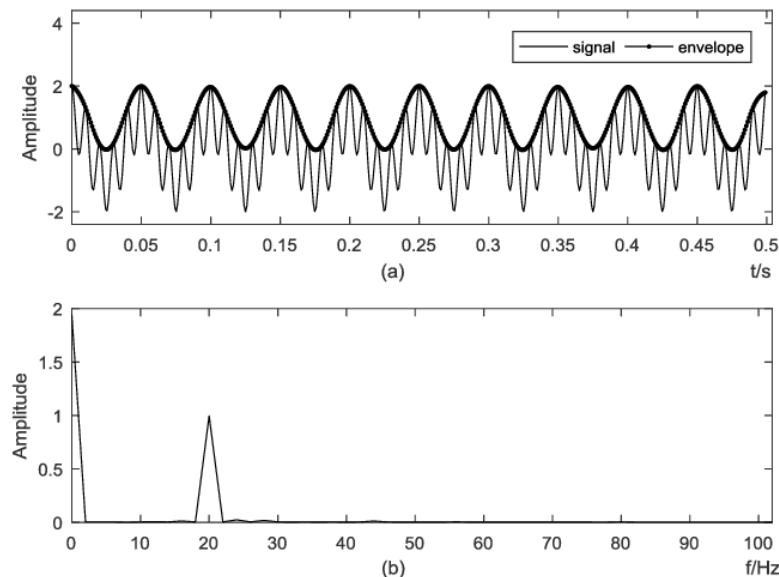
### 2.5.2 Phân tích phổ bao

Khi một khuyết tật địa phương trên vòng trong hoặc vòng ngoài của ổ lăn tiếp xúc với một phần tử lăn, xảy ra một xung va đập trong thời gian rất ngắn (cỡ mili giây). Xung này kích thích các mode cộng hưởng của kết cấu ổ đỡ, đặc biệt là các mode tần số cao (thường từ vài kHz đến vài chục kHz). Do đó, tín hiệu rung động không phải là một dao động đơn giản, mà là một chuỗi các gói sóng tần số cao, mỗi gói lặp lại khi phần tử lăn lại và chạm vào khuyết tật. Cấu trúc này gọi là điều biến biên độ: một sóng mang tần số cao được điều chế bởi một tín hiệu bao tần số thấp.

Tín hiệu điều biến có thể biểu diễn dưới dạng:

$$y(t) = a(t) \cos(2\pi f_c t + \phi) \quad (2.33)$$

trong đó  $f_c$  là tần số mang (carrier frequency—là tần số cộng hưởng),  $a(t)$  là tín hiệu bao thay đổi chậm theo thời gian, và  $\phi$  là pha. Tín hiệu bao  $a(t)$  chính là chuỗi xung va đập tuần hoàn với chu kỳ bằng chu kỳ lặp của khuyết tật (tương ứng với tần số khuyết tật như BPFO hay BPFI).



Hình 9. Phân tích phổ đường bao tín hiệu rung động

Khi nhìn phổ FFT thông thường của toàn bộ tín hiệu  $y(t)$ , sóng mang  $f_c$  sẽ gây ra một đỉnh lớn tại vùng tần số cao, nhưng cấu trúc bao  $a(t)$  bị "chôn" dưới năng lượng của sóng mang. Để trích xuất tín hiệu bao và làm lộ các tần số khuyết tật, ta thực hiện một quá trình gọi là giải điều chế:

$$a(t) = |y(t) * h(t)| \approx |y(t)|_{\text{sau khi lọc}} \quad (2.34)$$

Theo đó, ta lọc tín hiệu xung quanh vùng tần số cộng hưởng để tách riêng phần mang, sau đó dùng biến đổi Hilbert (hoặc các phương pháp tương tự) để trích xuất bao của tín hiệu lọc. Kết quả là một tín hiệu bao  $a(t)$  tương đối sạch, chứa chủ yếu các xung va đập lặp lại tuần hoàn.

Sau khi có tín hiệu bao  $a(t)$ , ta tiến hành phân tích FFT trên bao này, thu được phổ bao (envelope spectrum). Trong phổ bao, các thành phần tần số khuyết tật BPFO, BPFI, BSF, FTF và các bội số của chúng sẽ xuất hiện rõ ràng dưới dạng các đỉnh phổ, không bị che khuất bởi năng lượng sóng mang. Phương pháp này đặc biệt hiệu quả cho phát hiện các khuyết tật ở lăn ở giai đoạn sớm, khi biên độ xung va đập còn yếu so với tín hiệu tổng thể.

### 2.5.3 Theo dõi bậc quay

Một đặc điểm cơ bản của các hệ thống quay là các tần số kích thích phụ thuộc trực tiếp vào tốc độ quay  $\Omega$ . Mát cân bằng tạo ra lực tại tần số  $1 \times \Omega$ , lệch trục tạo ra lực tại  $2 \times \Omega$ , và các tần số khuyết tật ở lăn tỷ lệ với  $\Omega$ . Khi tốc độ quay ổn định, các tần số này là hằng số, và phổ FFT là bất biến theo thời gian. Tuy nhiên, trong nhiều tình huống thực tế—khi rotor tăng tốc (run-up), giảm tốc (coast-down), hoặc hoạt động dưới điều kiện tải thay đổi—tốc độ quay không ổn định, các tần số kích thích liên tục thay đổi.

Để xử lý trường hợp tốc độ quay biến thiên, ta sử dụng một phép biến đổi hệ quy chiếu từ miền tần số tuyệt đối (tính bằng Hz) sang miền bậc quay (order domain), trong đó tần số được chuẩn hóa theo tốc độ quay tức thời:

$$\text{Order} = \frac{f}{\Omega/(2\pi)} \quad (2.35)$$

hay đơn giản là:

$$\text{Order} = \frac{f}{f_{\text{RPM}}} \quad (2.36)$$

trong đó  $f_{\text{RPM}}$  là tần số quay tức thời (đơn vị Hz). Một thành phần tần số tại bậc quay 1.0 tương ứng với một thành phần có tần số luôn bằng đúng tốc độ quay hiện tại, bất kể tốc độ quay là bao nhiêu. Đây là bậc  $1X$ . Tương tự, bậc 2.0 tương ứng với bậc  $2X$ , và cứ thế.

Để thực hiện theo dõi bậc quay, cần có thông tin về tốc độ quay tức thời  $\Omega(t)$  hoặc tần số quay  $f_{\text{RPM}}(t)$ , thường được cung cấp bởi một cảm biến tốc độ (tachometer) hoặc trích xuất từ tín hiệu rung động nếu tín hiệu chứa một thành phần  $1X$  rõ ràng. Với thông tin tốc độ này, dữ liệu trong miền thời gian được tái lấy mẫu (resampling) theo bậc quay, hoặc được chuyển đổi trực tiếp từ miền tần số tuyệt đối sang miền bậc quay bằng một phép khúc xạ tần số tương ứng.

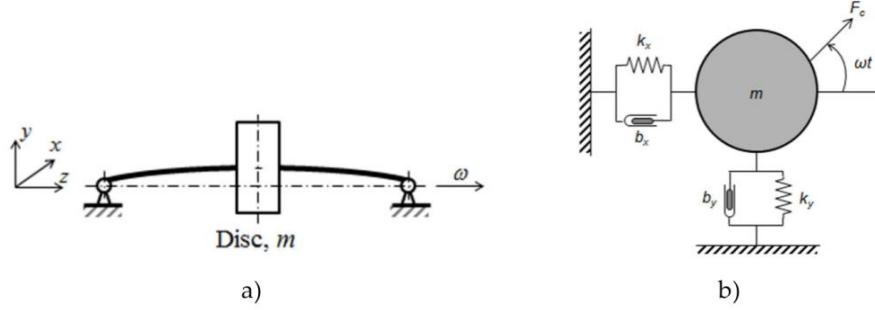
Lợi ích của phương pháp này là trong miền bậc quay, các đỉnh phô tương ứng với các cơ chế vật lý của hệ quay (bậc  $1X, 2X, 3X, \dots$  cho các lỗi cơ khí; các bậc khuyết tật cho lỗi ổ lăn) sẽ ở vị trí cố định, không trôi nổi theo sự thay đổi tốc độ quay. Điều này cho phép theo dõi liên tục trạng thái sức khỏe máy mộc ngay cả khi tốc độ quay thay đổi, hoặc so sánh các phép đo từ các điều kiện vận hành khác nhau. Để làm rõ, nếu một máy chạy từ 1000 RPM đến 3000 RPM, trong miền tần số tuyệt đối (Hz), đỉnh  $1X$  sẽ trôi từ vị trí khoảng 17 Hz đến 50 Hz; nhưng trong miền bậc quay, đỉnh này vẫn luôn nằm tại bậc 1.0.

## 2.6 Nguồn gốc của rung động trong thiết bị quay và đáp ứng tần số

Mỗi dạng hư hỏng cơ học làm xuất hiện một dạng lực kích thích đặc trưng trong phương trình chuyển động; nghiệm của phương trình dưới tác động của lực đó sẽ chứa những thành phần dao động tương ứng. Khi nghiệm này được biểu diễn trong miền tần số bằng biến đổi Fourier, mỗi thành phần dao động trong nghiệm sẽ xuất hiện dưới dạng một đỉnh phô tại tần số tương ứng. Vì vậy, cấu trúc phô tần số của tín hiệu rung động có thể được dự đoán trước ngay từ giai đoạn xây dựng mô hình động lực học, trước cả khi tiến hành bất kỳ phép đo và xử lý tín hiệu nào.

Từ phương trình (2.8), đây là điểm xuất phát để liên kết cơ chế sinh lực kích thích với đáp ứng dao động và cuối cùng là với phổ tần số của tín hiệu rung động. Điều còn lại là xác định dạng của lực kích thích  $F(t)$  đối với từng dạng hư hỏng và khảo sát nghiệm ổn định tương ứng.

### 2.6.1 Mất cân bằng



Hình 10. (a) Mô hình Jeffcott của rôto, (b) mô hình đơn giản hóa của nó với bộ giảm chấn và lò xo

Khi rotor bị mất cân bằng khói lượng, có thể quy toàn bộ hiệu ứng mất cân bằng về một khói lượng tương đương  $m_u$  đặt lệch tâm một khoảng  $e$  so với trục quay. Trong trạng thái quay đều với vận tốc góc  $\Omega$ , phần tử khói lượng này chuyển động trên quỹ đạo tròn bán kính  $e$ , chịu gia tốc hướng tâm  $a_c = e\Omega^2$ . Để duy trì chuyển động này, trong hệ quy chiếu quay phải tồn tại lực quán tính tương đương có độ lớn  $m_u e\Omega^2$ . Khi quan sát từ hệ quy chiếu gắn với stator, lực quán tính này quay cùng rotor, do đó hình chiếu của nó lên các trục cố định có dạng điều hòa theo thời gian. Nếu chọn trục  $x$  theo một hướng cố định trong mặt phẳng quay, có thể biểu diễn lực kích thích theo phương  $x$  dưới dạng:

$$F(t) = m_u e\Omega^2 \cos(\Omega t + \varphi_0) \quad (2.37)$$

trong đó  $\varphi_0$  là góc pha xác định vị trí ban đầu của khói lượng lệch tâm. Khi lực này được đưa vào phương trình chuyển động của hệ một bậc tự do, phương trình trở thành

$$m\ddot{x}(t) + c\dot{x}(t) + kx(t) = m_u e\Omega^2 \cos(\Omega t + \varphi_0) \quad (2.38)$$

Xét trạng thái ổn định sau khi các thành phần quá độ đã tắt, nghiệm  $x(t)$  có thể được tìm dưới dạng một dao động điều hòa cùng tần số với lực kích thích. Do phương trình là tuyến tính với hệ số hằng, nghiệm ổn định tất yếu có thể viết dưới dạng

$$x(t) = X(\Omega) \cos(\Omega t - \varphi) \quad (2.39)$$

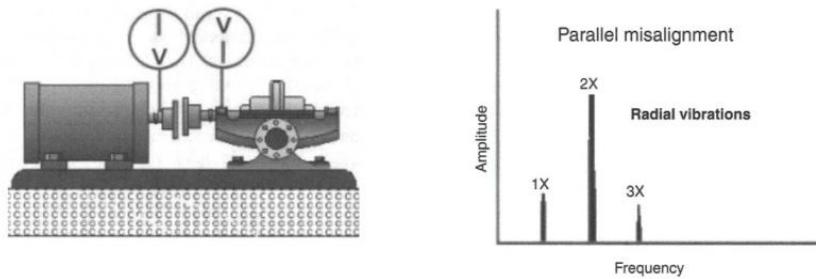
trong đó  $X(\Omega)$  là biên độ đáp ứng phụ thuộc vào tần số kích thích  $\Omega$  và các tham số  $m, c, k$ , còn  $\varphi$  là góc lệch pha giữa đáp ứng và lực kích thích. Việc thay nghiệm giả thiết này vào phương trình vi phân cho phép suy ra biểu thức

$$X(\Omega) = \frac{m_u e\Omega^2}{\sqrt{(k - m\Omega^2)^2 + (c\Omega)^2}} \quad (2.40)$$

Như vậy, với một lực kích thích điều hòa tại tần số  $\Omega$ , nghiệm ổn định của hệ dao động là một dao động điều hòa tại đúng tần số đó, với biên độ  $X(\Omega)$  do mô hình động lực học quyết định. Điều này có một hệ quả trực tiếp trong miền tần số: khi thực hiện biến đổi Fourier tín hiệu  $x(t)$ , sẽ xuất hiện một đỉnh phổ tại tần số quay  $f = \Omega/(2\pi)$  với biên độ tỷ lệ với  $X(\Omega)$ . Nói cách khác, đỉnh 1X trong phổ là ảnh chiếu trong miền tần số của nghiệm dao động ổn định tương ứng với lực ly tâm do mất cân bằng.

Nếu tốc độ quay tiến gần đến tần số riêng  $\omega_n = \sqrt{k/m}$ , mẫu số trong biểu thức biên độ giảm mạnh, làm cho  $X(\Omega)$  tăng đột ngột. Khi đó, trong miền tần số, đỉnh 1X không chỉ xuất hiện mà còn có biên độ vượt trội so với các thành phần khác. Hiện tượng này thường được quan sát khi máy vận hành gần tốc độ tới hạn. Đồ thị biên độ 1X theo tốc độ quay, thực chất là đồ thị của hàm  $X(\Omega)$  theo  $\Omega$ , là công cụ hữu hiệu để nhận diện tần số riêng trong thử nghiệm chạy rà.

### 2.6.2 Lỗi lệch trục



Hình 11. Lỗi lệch trục và phổ tần số của lỗi lệch trục [1]

Đối với lệch trục, xuất phát điểm không còn là lực ly tâm đơn thuần mà là một trạng thái hình học trong đó trục của hai bộ phận quay không trùng nhau hoàn toàn. Xét một mô hình đơn giản gồm hai trục nối với nhau bằng khớp nối mềm, trong đó tâm hình học của hai trục cách nhau một khoảng  $\delta$ . Khi hệ quay, khớp nối phải liên tục tạo ra mô men uốn để bù cho độ lệch này. Do cấu hình có tính đối xứng qua hai nửa vòng quay, mô men uốn cực đại lặp lại hai lần trong mỗi chu kỳ quay, tức có chu kỳ bằng một nửa chu kỳ quay. Hệ quả là mô men uốn có thể xấp xỉ bằng một hàm điều hòa với tần số góc  $(2\Omega)$ . Khi quy mô men này về lực tương đương tại gối đỡ theo một phương nào đó, ta nhận được một lực kích thích có dạng

$$F(t) = F_2 \cos(2\Omega t + \psi_0) \quad (2.41)$$

trong đó  $F_2$  tỷ lệ với độ lệch  $\delta$  và độ cứng của khớp nối, còn  $\psi_0$  là pha ban đầu phụ thuộc vào vị trí tương đối lúc khởi động. Khi lực kích thích này được đưa vào phương trình chuyển động của hệ một bậc tự do, nghiệm ổn định có dạng

$$x(t) = X(2\Omega) \cos(2\Omega t - \psi) \quad (2.42)$$

với biên độ

$$X(2\Omega) = \frac{F_2}{\sqrt{(k - m(2\Omega)^2)^2 + (c 2\Omega)^2}} \quad (2.43)$$

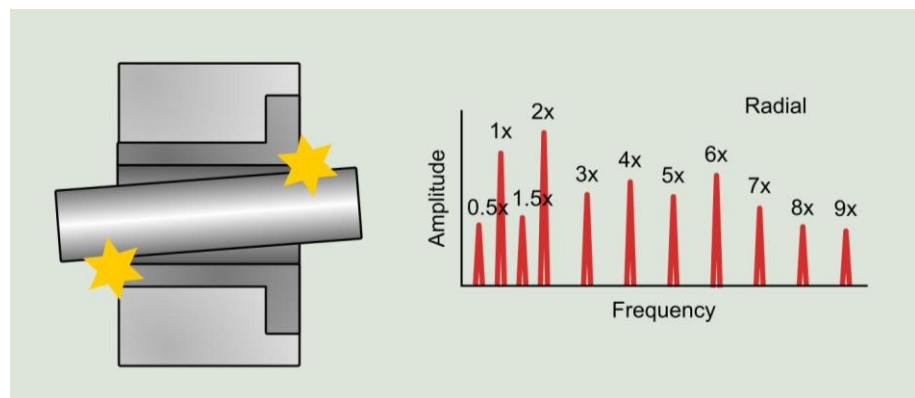
Nghiệm ổn định do lệch trục vì thế chưa thành phần dao động điều hòa tại tần số gấp đôi tần số quay. Khi chuyển sang miền tần số, thành phần này biểu hiện dưới dạng một đỉnh phô tại tần số  $f = 2\Omega/(2\pi)$ , tức là  $2X$ . Nếu trong hệ đồng thời tồn tại mất cân bằng và lệch trục, phương trình chuyển động sẽ có dạng

$$m\ddot{x} + c\dot{x} + kx = F_1 \cos(\Omega t) + F_2 \cos(2\Omega t) \quad (2.44)$$

và do tính tuyến tính, nghiệm ổn định là tổng của hai dao động điều hòa ở hai tần số khác nhau. Trong miền thời gian,  $x(t)$  là tổng của hai hàm cosin; trong miền tần số, phô sẽ có hai đỉnh rõ ràng tại  $1X$  và  $2X$ . Như vậy, sự xuất hiện đồng thời của cả  $1X$  và  $2X$  trong phô, với tương quan biên độ và pha theo các hướng đo khác nhau, có thể được tiên đoán từ phương trình chuyển động và dùng để phân biệt giữa mất cân bằng thuần túy và lệch trục kết hợp mất cân bằng.

### 2.6.3 Lỗng liên kết cơ khí

Lỗng liên kết cơ khí là hiện tượng mất liên kết cứng giữa các thành phần của hệ thống do bu-lông lỏng, vết nứt trong kết cấu, mòn bề mặt tiếp xúc, hoặc khe hở quá mức giữa các bộ phận. Khác với mất cân bằng và lệch trục là các lỗi sinh ra lực kích thích điều hòa thuần túy, lỗng liên kết tạo ra một cơ chế kích thích có bản chất phi tuyến. Điều này xuất phát từ sự thay đổi điều kiện liên kết theo trạng thái chuyển động: khi rotor dao động, các bộ phận lỏng có thể tiếp xúc hoặc tách rời, dẫn đến độ cứng của hệ thống thay đổi một cách đột ngột và không liên tục.



Hình 12. Lỗi lỗng liên kết cơ khí

Xét trường hợp điển hình nhất là lỗng liên kết chân đế ở đỡ, trong đó các bu-lông giữ chân đế với nền móng bị lỏng, tạo ra một khe hở  $\delta$  giữa đế và nền. Khi lực tác dụng lên chân đế nhỏ hơn lực ma sát tĩnh, chân đế giữ nguyên vị trí và hệ thống có độ cứng bình thường  $k_1$ . Khi lực vượt quá ngưỡng này, chân đế có thể trượt hoặc nhắc lên khỏi nền, và lúc này độ cứng giảm xuống còn  $k_2 \ll k_1$ , hoặc thậm chí bằng không nếu mất hoàn toàn tiếp xúc. Khi chân đế va trở lại nền, xảy

ra và chạm tạo ra xung lực trong thời gian rất ngắn. Chu trình này lặp lại liên tục khi rotor quay, dẫn đến sự thay đổi tuần hoàn nhưng không điều hòa của độ cứng hệ thống.

Trong mô hình toán học, lỏng liên kết cơ khí thường được biểu diễn bằng độ cứng phân đoạn tuyến tính hoặc độ cứng song tuyến:

$$F_{lossiness}(y) = \begin{cases} k_1 y & (\text{nếu } |y| \leq \delta) \\ k_2 y + (k_1 - k_2)\delta \cdot \text{sgn}(y) & (\text{nếu } |y| > \delta) \end{cases} \quad (2.45)$$

trong đó  $y$  là chuyển vị tương đối,  $\delta$  là khe hở, và  $\text{sgn}(\cdot)$  là hàm dấu. Một mô hình phức tạp hơn có thể bao gồm thêm hệ số phục hồi và chạm để mô tả tần tháp năng lượng khi va đập, và lực cản phụ thuộc vào trạng thái tiếp xúc.

Đặc trưng then chốt của lực này là tính phi tuyến mạnh: lực không tỷ lệ tuyến tính với chuyển vị, và hơn nữa, mối quan hệ lực-chuyển vị không liên tục tại các điểm chuyển pha ( $y = \pm\delta$ ). Khi rotor quay với tốc độ  $\Omega$ , mất cân bằng tạo ra lực ly tâm  $F_u = m_0 e\Omega^2 \cos(\Omega t)$ , nhưng do độ cứng thay đổi theo vị trí trong chu kỳ dao động, phản lực do độ cứng không còn là hàm điều hòa đơn giản.

Phương trình chuyển động của rotor bị lỏng liên kết cơ khí có dạng:

$$m\ddot{y} + c\dot{y} + F_{lossiness}(y) = m_0 e\Omega^2 \cos(\Omega t) \quad (2.46)$$

Đây là phương trình vi phân phi tuyến với độ cứng phụ thuộc vào biên độ dao động. Do tính phi tuyến, nguyên lý chồng chất không còn áp dụng, và không thể sử dụng trực tiếp các phương pháp tuyến tính như biến đổi Fourier để tìm nghiệm giải tích. Phương trình này phải được giải bằng phương pháp số, thường là tích phân trực tiếp theo thời gian (time integration) sử dụng các sơ đồ như Runge-Kutta hoặc Newmark- $\beta$ .

Nghiệm của phương trình phi tuyến này không phải là dao động điều hòa đơn giản. Tùy thuộc vào tham số hệ thống (độ lớn khe hở  $\delta$ , tỷ số độ cứng  $k_2/k_1$ , tốc độ quay  $\Omega$ , mức cản), nghiệm có thể biểu hiện:

- Dao động tuần hoàn với chu kỳ bằng chu kỳ quay ( $T = 2\pi/\Omega$ ): khi khe hở nhỏ hoặc vận tốc thấp.
- Dao động tuần hoàn với chu kỳ gấp nhiều lần chu kỳ quay: khi độ cứng thay đổi theo chu kỳ lặp lại sau  $n$  vòng quay.
- Dao động tự tuần hoàn: khi có sự cộng hưởng giữa tần số kích thích và tần số tự nhiên thay đổi.
- Dao động hỗn loạn: khi phi tuyến đủ mạnh và các tham số nằm trong vùng nhạy cảm.

Một đặc điểm quan trọng là dạng sóng trong miền thời gian của dao động thường bị cắt xén: do va chạm lặp lại, biên độ dao động trong một phía bị giới hạn bởi khe hở, tạo ra dạng sóng không đối xứng và có các đỉnh sắc tại thời điểm va chạm.

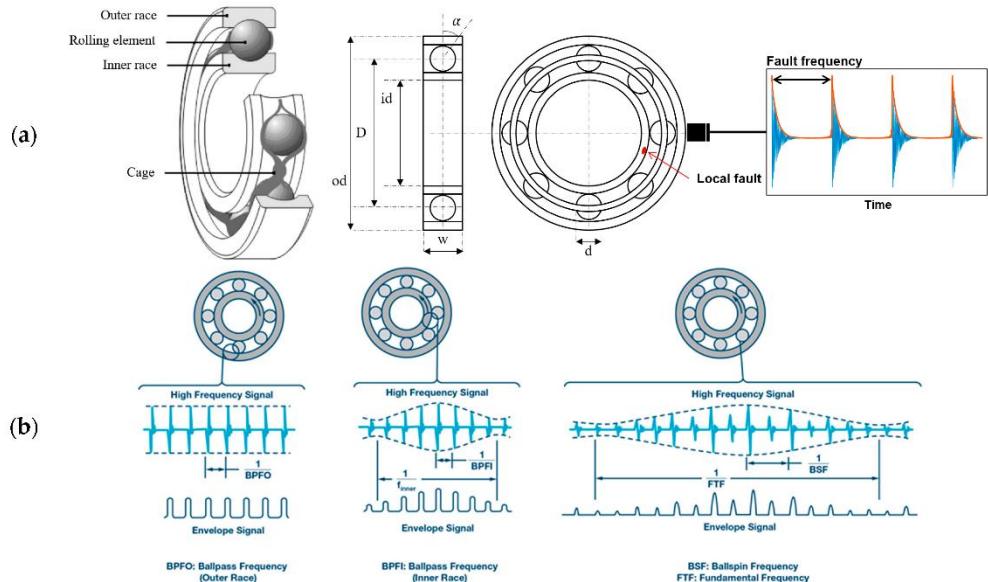
Do tính phi tuyến, nghiệm dao động không còn là tổ hợp các hàm điều hòa đơn giản, mà chứa nhiều thành phần tần số đồng thời. Khi thực hiện biến đổi Fourier, phô tần số của tín hiệu rung động từ rotor bị lồng liên kết thể hiện các đặc trưng sau:

- Các bội số nguyên  $1X, 2X, 3X, \dots, nX$ : do tính tuần hoàn không điều hòa của nghiệm. Biên độ các bội số cao ( $nX$  với  $n \geq 3$ ) thường lớn hơn đáng kể so với trường hợp chỉ có mất cân bằng hoặc lệch trục. Cường độ tương đối của các bội số phụ thuộc vào mức độ phi tuyến: khi mức độ lồng liên kết càng nghiêm trọng (khe hở lớn, va chạm mạnh), năng lượng càng phân tán sang các bội số cao hơn.
- Các thành phần tần số phân số  $0.5X, 1.5X, 2.5X, \dots$ : đây là dấu hiệu đặc trưng rất quan trọng của lồng liên kết cơ khs, xuất phát từ cơ chế dao động chu kỳ bội. Khi độ cứng thay đổi với chu kỳ bằng  $n$  lần chu kỳ kích thích, trong phô xuất hiện các thành phần có tần số  $\Omega/n$ . Thành phần  $0.5X$  là phô biến nhất, cho thấy dao động lặp lại với chu kỳ gấp đôi chu kỳ quay.
- Nền phô nâng cao : do tính hỗn loạn hoặc tựa hỗn loạn của dao động, năng lượng phân tán liên tục trên toàn dải tần số, làm cho nền phô nâng lên đáng kể so với trường hợp hệ tuyến tính. Điều này tạo ra vẻ ngoài "lộn xộn" của phô.
- Tính không ổn định theo thời gian: do nhạy cảm với điều kiện ban đầu (đặc tính của hệ hỗn loạn), phô tần số có thể thay đổi từ lần đo này sang lần đo khác, ngay cả khi các điều kiện vận hành (tốc độ, tải) giữ nguyên. Pha của các thành phần phô cũng không ổn định.

Tóm lại, dấu hiệu phô đặc trưng của lồng liên kết cơ khí là sự xuất hiện đồng thời của nhiều bội số nguyên với biên độ lớn, các thành phần phân số (đặc biệt  $0.5X$ ), nền phô cao, và tính biến động không ổn định. So với mất cân bằng (chỉ có  $1X$ ) và lệch trục (chủ yếu  $1X, 2X$ ), lồng liên kết cơ khí tạo ra phô phức tạp hơn nhiều do bản chất phi tuyến mạnh của nó.

#### 2.6.4 Lỗi ô lăn

Đối với lỗi ô lăn, bản chất của lực kích thích khác biệt hẳn so với hai trường hợp trên. Khi trên vòng trong, vòng ngoài hoặc phần tử lăn xuất hiện một khuyết tật cục bộ, mỗi lần phần tử lăn đi qua vị trí khuyết tật, tiếp xúc lăn trơn bị gián đoạn và thay thế bằng một va đập trong thời gian rất ngắn. Nếu mô tả đơn giản, có thể xem khuyết tật tạo ra một xung lực gần giống như một lực Dirac  $\delta(t)$  tác dụng lên hệ. Do ô lăn quay với tần số xác định, các xung lực này lặp lại theo chu kỳ. Ví dụ, với khuyết tật trên vòng ngoài, mỗi phần tử lăn đi qua khuyết tật một lần trong mỗi vòng quay tương đối giữa vòng trong và vòng ngoài, dẫn đến một chuỗi xung lực lặp lại với tần số  $f_{BPFO}$  xác định bởi hình học và tần số quay trực.



Hình 13. (a) Hình dạng ổ trục và tín hiệu va chạm ; (b) Chữ ký bao điện hình do khuyết tật ở vòng ngoài, vòng trong và một phần tử lăn

Nếu ký hiệu  $T_0 = 1$

$f_{BPFO}$  là chu kỳ lặp lại của xung, lực kích thích có thể được xấp xỉ bởi một chuỗi xung δ cách đều nhau:

$$F(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} F_i \delta(t - kT_0) \quad (2.47)$$

với  $F_i$  là biên độ xung tương đương. Khi lực kích thích dạng chuỗi xung được đưa vào phương trình chuyển động, đáp ứng  $x(t)$  có thể được hiểu như tổng chập giữa đáp ứng tự do của hệ với chuỗi xung. Mỗi xung kích hoạt các mode dao động riêng của kết cấu, tạo nên một đoạn dao động tắt dần. Do các xung lặp lại tuần hoàn, đáp ứng tổng là sự lặp lại của những đoạn dao động tắt dần theo chu kỳ  $T_0$ . Trong miền tần số, chuỗi xung lực có phô gồm các đỉnh tại các tần số  $n f_{BPFO}$  với  $n$  nguyên dương, còn đáp ứng của hệ đóng vai trò như một bộ lọc biên độ. Kết quả là phô của tín hiệu rung động xuất hiện các đỉnh tại  $f_{BPFO}, 2f_{BPFO}, 3f_{BPFO}, \dots$ . Các đỉnh này chính là dấu hiệu đặc trưng của hư hỏng ổ lăn, và có thể được coi là hệ quả tất yếu của mô hình động lực học với lực kích thích dạng xung tuần hoàn.

Tần số lặp lại của xung  $f_{defect}$  được xác định bởi hình học ổ lăn và tốc độ quay:

- Lỗi vòng ngoài:

$$f_{BPFO} = \frac{n \cdot f_r}{2} \left( 1 - \frac{d}{D} \cos \phi \right) \quad (2.48)$$

- Lỗi vòng trong:

$$f_{BPFI} = \frac{n \cdot f_r}{2} \left( 1 + \frac{d}{D} \cos \phi \right) \quad (2.49)$$

- Lỗi phần tử lăn:

$$f_{BSF} = \frac{D \cdot f_r}{2d} \left( 1 - \left( \frac{d}{D} \cos \phi \right)^2 \right) \quad (2.50)$$

- Tần số lồng giũ:

$$f_{FTF} = \frac{f_r}{2} \left( 1 - \frac{d}{D} \cos \phi \right) \quad (2.51)$$

trong đó  $f_r$  là tần số quay của trục,  $n$  là số lượng viên bi/con lăn,  $d$  là đường kính viên bi,  $D$  Đường kính vòng chia,  $\phi$  góc tiếp xúc

Từ các phân tích trên có thể rút ra một kết luận quan trọng cho chẩn đoán: mỗi dạng hư hỏng cơ học tương ứng với một dạng lực kích thích cụ thể trong phương trình động lực học, và mỗi dạng lực kích thích đó để lại một "dấu vân tay" đặc trưng trong phổ tần số của tín hiệu rung động. Công việc của người phân tích tín hiệu không chỉ là quan sát các đỉnh phổ một cách kinh nghiệm, mà là đối chiếu phổ thực đo với những cấu trúc tần số được dự đoán trước bởi mô hình động lực học.

## 2.7 Kết luận

Chương này đã được xây dựng với mục tiêu tạo nên nền tảng lý thuyết vững chắc cho việc áp dụng các phương pháp phân tích và xử lý tín hiệu rung động trong chẩn đoán thiết bị quay. Bắt đầu từ mô tả cấu trúc và trạng thái vận hành của thiết bị quay, chương đã chỉ ra rằng mọi dạng hư hỏng cơ học đều có thể quy về những biến đổi trong trường lực tác dụng lên hệ cơ học rotor-bearing. Những lực này, dù mang bản chất ly tâm, uốn, ăn khớp hay va đập, đều đóng vai trò là lực kích thích trong phương trình vi phân chuyển động, nguồn kích thích đối với hệ dao động.

Qua việc mô hình hóa hệ một bậc tự do khối lượng-lò xo-giảm chấn, chương đã xây dựng cầu nối giữa lực kích thích và đáp ứng dao động. Những tham số như tần số riêng, hệ số tắt dần và tốc độ tới hạn không chỉ như các đại lượng trừu tượng mà như các tham số trực tiếp chi phối biên độ và pha của nghiệm dao động. Khi xét lực kích thích điều hòa, nghiệm ổn định được biểu diễn dưới dạng dao động điều hòa cùng tần số với lực kích thích, với biên độ được điều chỉnh bởi hàm khuếch đại động lực học. Khi xét lực kích thích dạng xung, nghiệm được hình dung như tổng chập giữa đáp ứng tự do và chuỗi xung lực, làm xuất hiện các đỉnh phổ tại những tần số lặp lại xung và các bội số.

Trên nền tảng đó, đi sâu vào phân tích gốc vật lý của rung động trong các trường hợp hư hỏng cụ thể. Mất cân bằng được liên hệ trực tiếp với lực ly tâm

quay với tần số bằng tốc độ quay; lệch trục được gắn với mô men uốn tuân hoàn có tần số gấp đôi tốc độ quay; lõi ống lăn được mô tả như chuỗi xung va đập lặp lại với tần số xác định bởi hình học và tốc độ quay; hư hỏng bánh răng được diễn giải thông qua cơ chế điều biến của lực ăn khớp với tần số ăn khớp. Trong mỗi trường hợp, mô hình lực kích thích được đưa vào phương trình chuyển động, nghiệm ổn định được phân tích, và từ đó suy ra trực tiếp cấu trúc dự kiến của phổ tần số: đỉnh 1X cho mất cân bằng, đỉnh 2X và các bội cho lệch trục, các đỉnh tại BPFO, BPFI và harmonic cho lõi ống lăn.

Phản phân tích về tín hiệu rung động như nghiệm theo thời gian của bài toán động lực học đã cho thấy rằng biểu diễn miền thời gian và miền tần số chỉ là hai cách nhìn khác nhau về cùng một thực thể vật lý. Chuỗi các thành phần điều hòa trong nghiệm tương ứng với các đỉnh phổ rời rạc; chuỗi xung lặp lại tương ứng với lưới vạch tần số tại các bội của tần số lặp; đáp ứng tự do của hệ đóng vai trò bộ lọc làm nổi bật các vùng tần số gắn với các mode dao động riêng. Biến đổi Fourier, trong bối cảnh đó, không phải là một thao tác thuần túy số học mà là công cụ giúp quan sát cấu trúc tần số vốn đã tồn tại trong nghiệm của phương trình chuyển động.

## CHƯƠNG 3. PHƯƠNG PHÁP ĐỀ XUẤT CHẨN ĐOÁN LỖI HỖN HỢP

### 3.1 Vấn đề và định hướng phương pháp

Các lỗi cơ khí trong hệ rotor-bearing hiếm khi xuất hiện trong trạng thái cô lập hoàn toàn. Trong thực tế vận hành, một máy móc quay có thể chứa đồng thời sự mất cân bằng nhẹ, một mức độ lệch trục nhất định, và các khuyết tật ở ô lăn ở các giai đoạn khác nhau—từ rõ vi mô bắt đầu hình thành cho đến bong tróc rõ rệt. Khi nhiều lỗi tồn tại cùng một lúc, tín hiệu rung động đo được là chồng chập phức tạp của các cơ chế kích thích có bản chất vật lý khác nhau, được mã hóa trong các tần số, bội số, và cấu trúc điều biến khác nhau.

Vấn đề gặp phải là những đặc trưng phổ của các lỗi đơn, mà chúng ta đã phân tích trong Chương 2, không còn hiển thị một cách đơn giản khi chúng chồng lấp trong cùng một phổ. Một đỉnh phổ có biên độ cao tại tần số  $1X$  không thể kết luận một cách chắc chắn rằng chỉ có mất cân bằng, vì các phi tuyến từ lồng liên kết cơ khí hoặc tương tác giữa các lỗi cũng có thể sinh ra thành phần  $1X$  mạnh. Tương tự, sự vắng mặt hoặc yếu đi của một đỉnh phổ tại tần số khuyết tật ô lăn không nhất thiết có nghĩa là ô lăn hoàn toàn lành mạnh, vì các xung va đập yếu có thể bị che khuất bởi nhiễu hoặc năng lượng từ các lỗi cơ khí khác. Hơn nữa, khi các cơ chế lỗi tương tác phi tuyến, các tần số tổ hợp có thể xuất hiện, làm phức tạp thêm cấu trúc phổ mà không tương ứng trực tiếp với bất kỳ cơ chế đơn nào.

Phương pháp truyền thống chỉ dựa vào việc kiểm tra các đỉnh phổ FFT cố định (ví dụ như "nếu  $2X > 1X$  thì là lệch trục") rõ ràng là không đủ trong tình huống này. Cần một cách tiếp cận toàn diện hơn, trong đó tín hiệu được xem xét từ nhiều góc độ: miền thời gian, phổ FFT cơ bản, cấu trúc điều biến thông qua phân tích bao, và sự biến thiên theo tốc độ quay. Từ những lăng kính khác nhau này, ta trích xuất các đặc trưng có tính chất bổ sung: một số đặc trưng phản ánh hành vi tuyến tính điều hòa (mất cân bằng, lệch trục), một số phản ánh các xung va đập rời rạc (lỗi ô lăn), và một số khác chứa dấu vết của các tương tác phi tuyến giữa các lỗi.

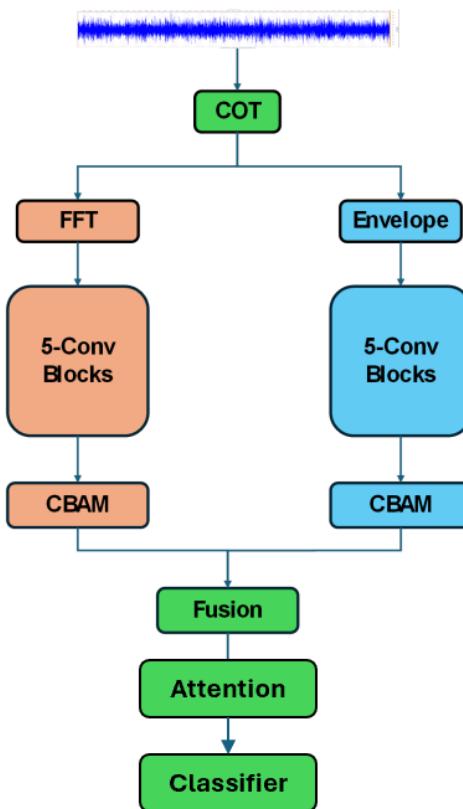
Tuy nhiên, việc trích xuất và kết hợp tất cả những đặc trưng này bằng cách xây dựng các quy tắc tuần tự sẽ nhanh chóng trở nên bất khả thi. Số lượng trường hợp kết hợp lỗi tăng lũy thừa, và các quy tắc sẽ chồng chéo lẫn nhau hoặc mâu thuẫn trong các vùng lỗi trùng lắp. Tại đây, một mô hình học máy được huấn luyện trên dữ liệu thực của các trạng thái lỗi đã biết từ trước, có thể học được những mẫu hình ẩn trong không gian đặc trưng đa chiều, và từ đó đưa ra quyết định chẩn đoán toàn diện hơn.

Vì vậy, định hướng của đồ án là kết hợp hai cấp độ xử lý: thứ nhất là chuẩn bị và trích xuất đặc trưng từ tín hiệu thô dựa trên cơ sở lý thuyết động lực học và xử lý tín hiệu; thứ hai là xây dựng một mô hình học máy có khả năng học từ những đặc trưng này để phân loại các trạng thái lỗi hỗn hợp. Cách tiếp cận này đảm bảo

rằng mỗi bước xử lý đều mục đích và cơ sở rõ ràng, chứ không phải những phép biến đổi "hộp đen" mà không thể giải thích được.

### 3.2 Tổng quan quy trình đề xuất

Hệ thống chẩn đoán đề xuất được thiết kế theo một pipeline xử lý tuần tự, trong đó mỗi khối xử lý đảm nhận một vai trò cụ thể. Pipeline này được minh họa một cách tổng quát như sau: tín hiệu rung động thô → chuẩn hóa theo góc quay → phân tích phổ tần số → phân tích phổ bao → biểu diễn đặc trưng → mô hình quyết định → kết luận chẩn đoán.



Hình 14. Khung xử lý đề xuất

Khối đầu tiên là Chuẩn hóa theo góc quay, là bước tiền xử lý nền tảng. Đối với các hệ thống rotor quay, tốc độ quay hiếm khi hoàn toàn ổn định, đặc biệt là khi máy chạy ở tốc độ thấp, khởi động, hoặc gấp các nhiễu loạn. Khi tốc độ quay biến thiên, các tần số kích thích sẽ biến đổi trong miền tần số tuyệt đối. COT ánh xạ dữ liệu từ miền thời gian sang miền góc quay, từ đó tái lấy mẫu tín hiệu theo các bước góc, thay vì theo các bước thời gian. Kết quả là một tín hiệu tương ứng với một vòng quay (hoặc một số nguyên vòng quay nhất định) của rotor, bất kể tốc độ quay thực tế là bao nhiêu. Điều này tạo ra một hệ quy chiếu bất biến với tốc độ quay, đó chính là nền tảng để sau đó tiến hành phân tích phổ.

Sau khi tín hiệu được chuẩn hóa theo góc quay bởi COT, tiến hành hai phân tích song song, mỗi phân tích nhắm vào một khía cạnh khác nhau của tín hiệu. Đường luồng thứ nhất là phân tích phổ FFT trong miền bậc quay, trong đó áp dụng biến đổi Fourier trên tín hiệu đã được chuẩn hóa. Kết quả là phổ order spectrum, trong đó các thành phần tần số được biểu diễn dưới dạng các bậc quay (orders),

chứ không còn là tần số tuyệt đối. Phổ này làm lộ các thành phần điều hòa do các lỗi cơ khí tuyến tính (bậc  $1X, 2X, 3X, \dots$ ), phi tuyến (các bộ phận phân số, bội số cao), và các tương tác giữa chúng. Đây là công cụ để nhìn rõ cấu trúc tần số có tổ chức của tín hiệu.

Đường luồng thứ hai là phân tích phổ bao trong miền bậc quay. Trong bước này, tín hiệu được lọc thông dải xung quanh các vùng tần số cộng hưởng, sau đó giải điều chế để trích xuất tín hiệu bao. Tín hiệu bao này được chuẩn hóa theo góc quay (vì đã là kết quả của COT), và phổ FFT được tính trên bao. Kết quả là envelope order spectrum, trong đó các xung va đập do lỗi ô lăn xuất hiện dưới dạng các đỉnh rõ ràng tại các tần số khuyết tật ô lăn được chuẩn hóa. Đây là công cụ để nhìn rõ cấu trúc va đập được mã hóa trong điều biến của tín hiệu.

Cả hai phổ order spectrum và envelope order spectrum đều được đặc trưng hóa thành các vector đặc trưng. Hai vector đặc trưng từ hai đường luồng được hợp nhất thành một vector đặc trưng tổng hợp duy nhất, rồi đưa vào một mô hình quyết định (classifier) để phân loại các trạng thái lỗi hỗn hợp. Mô hình quyết định này, được huấn luyện trên một bộ dữ liệu huấn luyện chứa các kết hợp lỗi khác nhau, học được những mối quan hệ phức tạp giữa các đặc trưng và các trạng thái lỗi.

### 3.3 Dữ liệu đầu vào và bài toán học máy

Sau khi tín hiệu rung động thô trải qua các bước xử lý chuẩn hóa theo góc quay, phân tích phổ FFT trong miền bậc, và phân tích phổ bao—thu được hai biểu diễn đặc trưng mang đầy đủ thông tin về trạng thái cơ học của hệ thống. Hai biểu diễn này có bản chất vật lý khác nhau và do đó chứa các loại thông tin bổ sung cho nhau. Phổ FFT trong miền bậc (FFT order spectrum) là một vector thực có độ dài cố định, chứa biên độ của các thành phần tần số được chuẩn hóa theo bậc quay. Các đỉnh trong phổ này tương ứng trực tiếp với các lỗi cơ khí có bản chất điều hòa hoặc tuần hoàn: mất cân bằng để lại dấu vết tại bậc  $1X$ , lệch trục tại bậc  $2X$  và các phi tuyến từ lồng liên kết cơ khí tạo ra một chuỗi các bội số nguyên và phân số. Tuy nhiên, phổ FFT không phản ánh rõ ràng các xung va đập, vì năng lượng của chúng phân tán trên một dải tần số rộng và dễ bị che khuất bởi các thành phần điều hòa mạnh.

Ngược lại, phổ bao trong miền bậc là kết quả của việc lọc tín hiệu xung quanh vùng cộng hưởng, trích xuất bao, và sau đó phân tích phổ bao đó trong miền bậc quay. Phổ bao tập trung vào các xung va đập ngắn, lặp lại với chu kỳ xác định bởi các tần số khuyết tật ô lăn (BPFO, BPFI, BSF, hoặc FTF). Các đỉnh trong phổ bao chỉ ra sự hiện diện của các khuyết tật địa phương trên ô lăn, ngay cả khi chúng yếu so với các thành phần điều hòa trong phổ FFT. Do đó, hai phổ này phản ánh hai khía cạnh khác nhau của hành vi cơ học: một phổ phản ánh lỗi cơ khí tuyến tính và phi tuyến có cấu trúc điều hòa, phổ kia phản ánh lỗi ô lăn có cấu trúc xung.

Về hình thức, mỗi phổ được biểu diễn dưới dạng một tensor một chiều. Giả sử phổ FFT trong miền bậc quay có  $M$  điểm tần số (bậc quay), thì tensor đầu vào từ nhánh FFT được biểu diễn là:

$$[ X_{FFT} \in \mathbb{R}^{M \times 1}] \quad (3.1)$$

tương tự, tensor từ nhánh phô bao là:

$$[ X_{env} \in \mathbb{R}^{M \times 1}] \quad (3.2)$$

Mỗi phần tử  $X_{FFT}(n)$  hoặc  $X_{env}(n)$  tại vị trí bậc quay  $n$  biểu diễn biên độ phô, mang thông tin về năng lượng dao động tập trung ở bậc quay đó. Tổng thể, vector này không chỉ là một danh sách các giá trị rời rạc mà là một biểu diễn cấu trúc của trạng thái cơ học hệ rotor-bearing: những vị trí (bậc quay) có biên độ cao phản ánh sự hiện diện của các cơ chế lỗi có bản chất điều hòa hoặc tuần hoàn; những vùng biên độ thấp nhưng có cấu trúc (ví dụ chuỗi các đỉnh cách đều) phản ánh các xung va đập nhận lặp với chu kỳ xác định.

Thay vì đưa trực tiếp hai vector phô vào một bộ phân loại như là các đầu vào thô, một cách tiếp cận tốt hơn là coi mỗi phô như một tensor một chiều có một hoặc nhiều kênh (channels), tương tự như một hình ảnh xám hoặc màu trong xử lý ảnh. Trong phương pháp đề xuất, phô FFT order và phô bao order mỗi cái được xem là một tensor hình dạng  $(L, 1)$ , trong đó  $L$  là số điểm tần số trong mỗi phô. Điều này cho phép áp dụng các kiến trúc mạng tích chập (Convolutional Neural Networks—CNN) để học cấu trúc cục bộ trong phô. Ý nghĩa của việc sử dụng CNN là: thay vì coi phô là một tập hợp các giá trị rời rạc không liên quan, mô hình sẽ học các mẫu hình cục bộ trong phô, chẳng hạn như một nhóm các đỉnh phô liền kề, dải tần có năng lượng cao, hoặc hình dạng của một vùng cộng hưởng. Những mẫu hình cục bộ này có ý nghĩa: một nhóm đỉnh phô tại bậc  $1X, 2X, 3X$  phản ánh sự tồn tại đồng thời của nhiều cơ chế lỗi; một dải tần rộng trong phô bao phản ánh tính không ổn định của các xung va đập do lỏng liên kết hoặc tương tác phi tuyến.

Bài toán đặt ra trong đồ án này là một bài toán phân loại đa nhãn. Khác với phân loại đa lớp, trong đó mỗi mẫu chỉ thuộc về một lớp duy nhất, phân loại đa nhãn cho phép một mẫu thuộc về nhiều lớp đồng thời (ví dụ: cả mắt cân bằng, lệch trực và lỗi vòng trong ổ lăn). Điều này phản ánh thực tế vật lý của các hệ thống rotor-bearing, trong đó các lỗi hiếm khi xuất hiện cô lập mà thường tồn tại đồng thời dưới dạng lỗi hỗn hợp.

Về mặt toán học, nếu có  $K$  loại lỗi khác nhau (ví dụ: mắt cân bằng, lệch trực, lỏng liên kết, lỗi vòng trong ổ lăn, lỗi vòng ngoài ổ lăn, lỗi phần tử lăn), thì nhãn của một mẫu là một vector nhị phân  $y \in \{0, 1\}^K$ , trong đó  $y_k = 1$  nếu lỗi thứ  $k$  có mặt và  $y_k = 0$  nếu lỗi thứ  $k$  vắng mặt. Một mô hình phân loại đa nhãn cần học một ánh xạ từ không gian đặc trưng đầu vào (hai phô FFT và phô bao) đến không gian xác suất  $K$  chiều, trong đó mỗi chiều tương ứng với xác suất có mặt của một loại lỗi cụ thể. Hàm mục tiêu trong huấn luyện là binary cross-entropy tổng trên tất cả các nhãn, đảm bảo rằng mô hình học được các quyết định độc lập cho từng loại lỗi, đồng thời tính đến sự tương quan giữa các lỗi thông qua các lớp ẩn của mạng.

Bài toán này không tuyến tính vì nhiều lý do. Thứ nhất, các lỗi tương tác phi tuyến với nhau. Thứ hai, cấu trúc phô thay đổi không tuyến tính theo mức độ nghiêm trọng của lỗi: một lỗi nhẹ có thể chỉ để lại một đỉnh phô nhỏ, nhưng khi lỗi nặng lên, năng lượng có thể phân tán sang các bội số cao và làm xuất hiện các hiệu ứng điều biến phức tạp. Thứ ba, khi nhiều lỗi tồn tại cùng lúc, biên độ các đỉnh phô không đơn giản là tổng các biên độ riêng lẻ, mà bị ảnh hưởng bởi các hiệu ứng ghép nối động lực học, giao thoa, và các tương tác khác.

Vì vậy, một mô hình phân loại tuyến tính không đủ khả năng để nắm bắt những tương tác phức tạp này. Cần một mô hình có khả năng học tương tác đặc trưng ở nhiều cấp độ: tương tác cục bộ trong một phô (ví dụ: mối quan hệ giữa các bậc  $1X, 2X, 3X$ ), tương tác giữa hai phô (ví dụ: sự hiện diện đồng thời của một đỉnh mạnh tại  $2X$  trong phô FFT và một đỉnh BPFO trong phô bao), và tương tác phi tuyến ở tầng cao hơn (ví dụ: một tổ hợp đặc trưng chỉ có ý nghĩa khi xuất hiện đồng thời với một tổ hợp khác). Những khả năng này là thế mạnh của các mô hình học sâu, đặc biệt là các kiến trúc có cơ chế chú ý, mà chúng ta sẽ thảo luận trong mục tiếp theo.

### 3.4 Kiến trúc mô hình đề xuất

Kiến trúc đề xuất trong đồ án này được thiết kế theo nguyên tắc đa luồng xử lý song song (multi-stream processing), trong đó mỗi luồng xử lý một trong hai biểu diễn đặc trưng (phô FFT order hoặc phô bao order), sau đó hai luồng được hợp nhất (fused) để tạo thành một biểu diễn tổng hợp, rồi tiếp tục xử lý qua các lớp quyết định để tạo ra dự đoán cuối cùng. Toàn bộ kiến trúc được tối ưu hóa từ đầu đến cuối, nghĩa là tất cả các tham số trong tất cả các lớp được học đồng thời trong quá trình huấn luyện, nhằm cực tiểu hóa một hàm mất mát duy nhất.

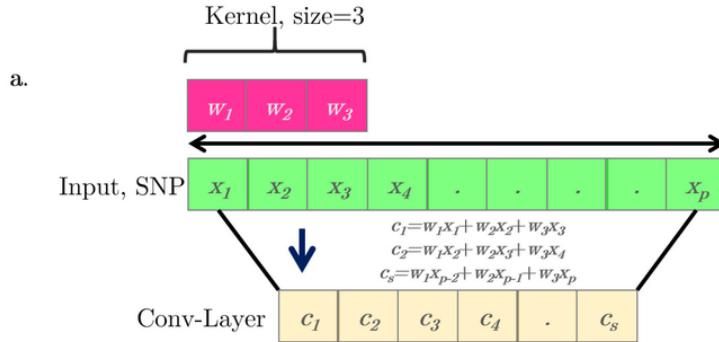
Mỗi luồng xử lý bắt đầu bằng một chuỗi các khối tích chập một chiều (1D convolutional blocks). Một khối tích chập trong kiến trúc này bao gồm một lớp 1DCNN, một lớp batch normalization, một hàm kích hoạt phi tuyến, và một lớp pooling để giảm chiều dữ liệu. Vai trò của khối tích chập là học các bộ lọc cục bộ từ dữ liệu, mỗi bộ lọc phản ứng với một mô hình cụ thể trong phô. Ví dụ, một bộ lọc có thể học được phản ứng mạnh khi phát hiện một nhóm đỉnh liền kề (tương ứng với các bội số điều hòa từ lồng liên kết cơ khí); một bộ lọc khác có thể phản ứng mạnh khi phát hiện một đỉnh hép sắc nhạy (tương ứng với mất cân bằng thuần túy); một bộ lọc khác nữa có thể phản ứng với các dải tần rộng (tương ứng với nhiễu hoặc phi tuyến mạnh).

#### 3.4.1 Cơ chế trích xuất đặc trưng

##### Mạng tích chập (CNN 1D):

Trên nền biểu diễn tensor của các phô FFT và phô bao, mô hình học sâu được xây dựng theo kiến trúc hai nhánh song song, trong đó mỗi nhánh là một mạng nơ-ron tích chập một chiều chuyên trách xử lý một loại phô. Thành phần cốt lõi của mỗi nhánh là các lớp tích chập CNN, đóng vai trò như những bộ lọc học được trong miền bậc. Thay vì định nghĩa trước các bộ lọc như trong phân tích wavelet,

ở đây các bộ lọc được học trực tiếp từ dữ liệu sao cho tối ưu cho nhiệm vụ phân biệt trạng thái lối.



Hình 15. Sơ đồ đơn giản của phép toán tích chập một chiều

Xét một lớp tích chập trong một nhánh bất kỳ, ký hiệu  $x_i$  là kênh đầu vào thứ  $i$  (tương ứng với một feature map ở lớp trước),  $w_{k,i}$  là kernel của bộ lọc thứ  $k$  tác động lên kênh này, còn  $b_k$  là bias. Đầu ra của bộ lọc thứ  $k$  tại vị trí bậc quay  $n$  có thể viết:

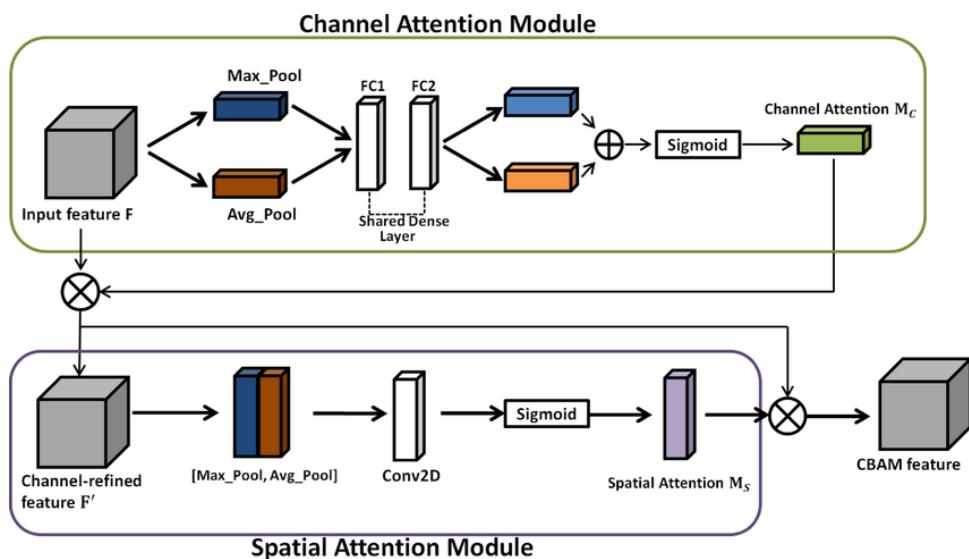
$$y_k(n) = \sigma \left( \sum_{i=1}^C (w_{k,i} * x_i)(n) + b_k \right), \quad (3.3)$$

trong đó  $*$  là phép tích chập một chiều theo trực bậc quay,  $C$  là số kênh đầu vào, còn  $\sigma(\cdot)$  là hàm kích hoạt phi tuyến (ví dụ ReLU). Phép tích chập  $(w_{k,i} * x_i)(n)$  chính là phép nhân chập giữa kernel và một cửa sổ con của phỏ xung quanh vị trí  $n$ , nên có thể hiểu là "so khớp" một mẫu hình phỏ cục bộ. Về ý nghĩa vật lý, mỗi  $w_{k,i}$  có thể học được một dạng hình phỏ điển hình: một đỉnh đơn hẹp, một nhóm bội số đều nhau, một dải băng tần rộng, hay một vùng có biên độ biến đổi đột ngột. Khi kernel quét dọc trực bậc quay, nó phát hiện những nơi phỏ có hình dạng phù hợp với mẫu hình đã học, tạo ra giá trị đầu ra  $y_k(n)$  lớn tại các vị trí có cấu trúc tương ứng. Như vậy, CNN có thể được xem như một dãy các phép lọc thích nghi trong miền bậc, mỗi phép lọc gắn với một motif phỏ có ý nghĩa động lực học [2].

So với một mạng MLP thuận túy, CNN phù hợp hơn trong bối cảnh này vì hai lý do chính. Thứ nhất, CNN tận dụng tính địa phương của phỏ: các bậc quay lân cận nhau mang thông tin liên quan, nên việc chia sẻ cùng một kernel trên toàn trực bậc quay cho phép mô hình phát hiện cùng một mẫu hình ở nhiều vị trí khác nhau, ví dụ chuỗi bội số  $1X, 2X, 3X$  hay  $2X, 4X, 6X$ . MLP không có khả năng này, vì mỗi trọng số của nó gắn với một vị trí cố định trên phỏ. Thứ hai, CNN giảm mạnh số lượng tham số cần học, vì một kernel được tái sử dụng trên toàn trực, thay vì phải học một trọng số riêng cho từng bậc quay. Điều này đặc biệt quan trọng khi phỏ được lấy mẫu dày (số bậc lớn), trong khi lượng dữ liệu huấn luyện thực tế luôn có hạn.

## Module chú ý không gian và kênh (CBAM):

Sau khi qua một vài lớp tích chập và chuẩn hóa, mỗi nhánh sinh ra một tập feature map thể hiện nhiều khía cạnh khác nhau của cấu trúc phô. Tuy nhiên, không phải tất cả các kênh và không phải mọi vùng bậc quay đều quan trọng như nhau đối với quyết định chẩn đoán. Để mô hình có khả năng tự động tập trung vào những thành phần mang ý nghĩa chẩn đoán, kiến trúc sử dụng thêm một module attention dạng CBAM (Convolutional Block Attention Module). Về ý tưởng, CBAM áp dụng lần lượt chú ý theo kênh (channel attention) và chú ý theo không gian (spatial attention), trong bối cảnh bài toán hiện tại có thể hiểu là chú vị trí bậc quay [42].



Hình 16. Mô-đun chú ý tích chập (CBAM). Phía trên là mô-đun chú ý kênh, và phía dưới là mô-đun chú ý không gian.

Ở bước channel attention, từ feature map  $F$  có kích thước  $(C \times L)$  (với  $C$  là số kênh và  $L$  là số vị trí bậc quay sau các lớp pooling), mô hình tính ra một vector trọng số kênh  $s \in R^C$  thông qua một hàm phi tuyến nhỏ (thường là MLP trên các thống kê gộp của từng kênh). Trọng số này sau đó được nhân vào từng kênh:

$$\tilde{F}_c(n) = s_c F_c(n), \quad (3.4)$$

trong đó  $s_c \in (0,1)$  là mức "quan trọng" mà mô hình gán cho kênh thứ  $c$ . Mỗi kênh  $F_c$  tương ứng với một mẫu hình phô đã học (ví dụ, một filter chuyên nhạy với BPFO, một filter nhạy với chuỗi bội số của lồng liên kết cơ khí). Channel attention cho phép mô hình tăng cường những mẫu hình đang đóng vai trò chính trong mẫu tín hiệu hiện tại, đồng thời giảm ảnh hưởng của những mẫu hình ít liên quan.

Sau đó, spatial attention xem xét phân bố năng lượng trên trực bậc quay. Từ  $\tilde{F}$ , mô hình tính ra một vector trọng số theo vị trí  $a \in R^L$ , rồi nhân vào:

$$\hat{F}_c(n) = a_n \tilde{F}_c(n) \quad (3.5)$$

Trong đó,  $a_n \in (0,1)$  thể hiện mức độ quan trọng của vị trí bậc quay  $n$ . Nếu trong một mẫu tín hiệu xuất hiện mạnh lõi mất cân bằng, attention có thể học gán trọng số lớn cho vùng quanh  $1X$ ; nếu xuất hiện lõi vòng ngoài, nó sẽ ưu tiên vùng quanh bậc tương ứng với BPFO trong phô bao. Nhờ vậy, CBAM giúp mô hình "tập trung ánh nhìn" vào các băng tần và bậc quay mang ý nghĩa chẩn đoán, giống như cách một chuyên gia rung động trực quan quan sát phô và tập trung vào những vùng nghi ngờ.

### 3.4.2 Hợp nhất đặc trưng phân loại lõi

#### Hợp nhất đặc trưng:

Sau khi hai nhánh FFT và envelope đã trích xuất đặc trưng và tinh chỉnh qua attention, mô hình cần kết hợp thông tin từ hai nguồn này để đưa ra quyết định về trạng thái lõi hỗn hợp của hệ. Bản chất của hợp nhất đặc trưng (feature fusion) ở đây không chỉ đơn giản là ghép nối hai vector, mà là xây dựng một không gian biểu diễn nơi các thông tin về lõi cơ khí và lõi ô lăn được xem xét đồng thời, cho phép mô hình học các quan hệ phụ thuộc giữa chúng.

Giả sử đầu ra sau CBAM của nhánh FFT là vector ( $h_{FFT} \in R^{d_1}$ ), còn của nhánh envelope là ( $h_{env} \in R^{d_2}$ ). Bước fusion đầu tiên thường là tạo vector nối:

$$h_{fuse} = \begin{bmatrix} h_{env} \\ h_{FFT} \end{bmatrix} \in R^{d_1+d_2} \quad (3.6)$$

Vector này sau đó được đưa qua các lớp tuyến tính và phi tuyến được thiết kế có chủ đích để mô hình học các tương tác giữa hai nhóm đặc trưng. Về ý nghĩa,  $h_{FFT}$  mang thông tin mạnh nhất về các cơ chế cơ khí (mất cân bằng, lệch trục, lỏng liên kết cơ khí), trong khi  $h_{env}$  tập trung vào các cơ chế ô lăn (vòng trong, vòng ngoài, phần tử lăn). Fusion cho phép mô hình nhận biết các mẫu kết hợp, chẳng hạn: "biên độ cụm bậc  $1X, 2X$  tăng mạnh trong FFT và các đỉnh BPFO rõ rệt trong envelope" là chỉ báo cho trạng thái vừa mất cân bằng vừa lõi vòng ngoài; hoặc "các bội số phân số trong FFT cùng với nhiều sideband quanh BPFI trong envelope" là chỉ báo cho lỏng lỏng liên kết cơ khí kết hợp với lõi vòng trong.

#### Chú ý cấp độ hợp nhất đặc trưng (Feature-level Attention):

Sau khi hợp nhất vector đặc trưng từ hai nhánh lại với nhau, một bài toán mới nảy sinh: trong từng trường hợp chẩn đoán cụ thể, tín hiệu rung động tổng hợp là kết quả chồng chập phi tuyến, trong đó các thành phần phô từ các cơ chế lõi khác nhau có thể che lấp, điều biến mạnh hay yếu tùy theo cấu hình lõi cụ thể. Do đó mô hình cần phải quyết định mức độ đóng góp tương đối giữa các thành phần đặc trưng đến từ hai miền biểu diễn khác nhau.

Cơ chế này hoạt động trên toàn bộ vector và phụ thuộc vào ngữ cảnh chẩn đoán cụ thể:

$$\alpha = \sigma(W_2 \text{ReLU}(W_1 h_{\text{fuse}})) \in (0,1)^d \quad (3.7)$$

$$\tilde{h}_{\text{fuse}} = \alpha \odot h_{\text{fs}} \quad (3.8)$$

trong đó  $W_1 \in R^{d \times (d/4)}$  giảm chiều để học các tương tác phi tuyến,  $W_2 \in R^{(d/4) \times d}$  phục hồi chiều ban đầu,  $\sigma(\cdot)$  là Sigmoid chuẩn hóa các trọng số vào  $(0,1)$ , và  $\odot$  biểu thị phép nhân theo từng phần tử. Vector  $\alpha$  được hiểu là một vector trọng số động: mỗi phần tử  $\alpha_i$  biểu thị "sức nặng" hay "độ tin cậy" của chiều đặc trưng thứ  $i$  trong bối cảnh của mẫu hiện tại. Kết quả  $\tilde{h}_{\text{fuse}}$  là phiên bản đã được tái phân bố trọng số của vector đặc trưng, sẽ được đưa vào bộ phân loại.

Với attention ở mức hợp nhất, mô hình có cơ chế để điều chỉnh động lực học. Trong bối cảnh của mẫu có cấu hình lỗi cụ thể, mạng attention học ra rằng: "Những chiều đặc trưng nào trong cả phổ FFT lẫn phổ bao là phù hợp nhất với tổ hợp lỗi này?". Ví dụ, nếu mô hình nhận ra mẫu "1X mạnh + 2X mạnh + BPFO rõ ràng", vector trọng số  $\alpha$  sẽ được điều chỉnh sao cho các chiều liên quan đến những đặc trưng này được giữ lại (với  $\alpha_i$  lớn), trong khi những chiều bị nhiễu hoặc mang thông tin mâu thuẫn được suy giảm (với  $\alpha_i$  nhỏ).

Điều này giúp bộ phân loại ở cuối nhận được biểu diễn  $\tilde{h}_{\text{fuse}}$  đã được "sàng lọc" theo ngữ cảnh, giảm bớt nhiễu và làm rõ tín hiệu chẩn đoán. Một cách khác để nhìn nhận là: attention tại mức hợp nhất hoạt động như một bộ lọc dữ liệu tự thích ứng, giúp mô hình ưu tiên những đặc trưng có sự tương ứng cao với các mẫu trong tập huấn luyện, thay vì để bộ phân loại phải xử lý các chiều bất lợi.

### Phân loại đa nhãn:

Đầu ra cuối cùng của mô hình là một vector  $\hat{y} \in (0,1)^K$ , trong đó  $K$  là số loại lỗi được xét (bao gồm cả các lỗi cơ khí và lỗi ô lăn). Vector này được tính bằng cách truyền  $h_{\text{fuse}}$  qua các lớp tuyến tính và hàm kích hoạt phi tuyến để đưa dữ liệu về số chiều bằng số lớp phân loại, sau đó đưa qua hàm kích hoạt sigmoid theo từng phần tử:

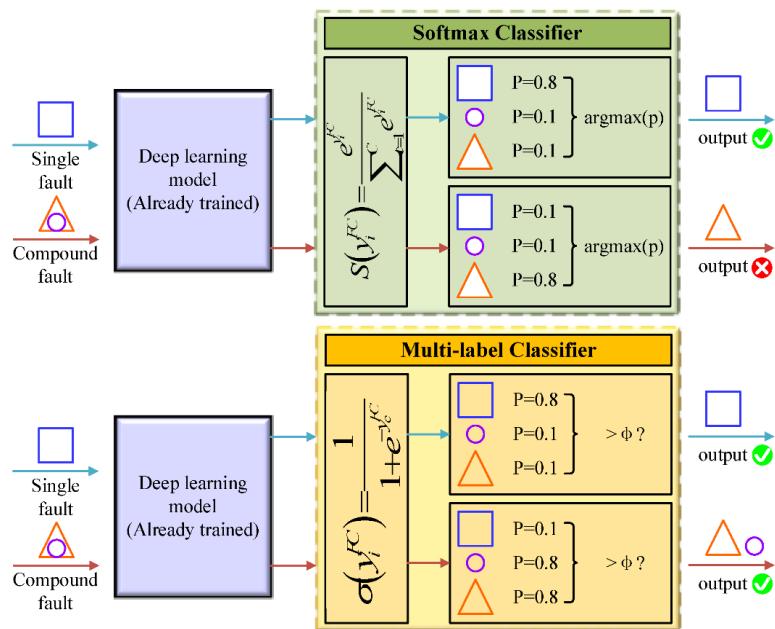
$$z_i = \sigma(W_2 \cdot \text{ReLU}(W_1 \cdot \tilde{h}_{\text{fuse}})), \quad \hat{y}_i = \frac{1}{1+e^{-z_i}}, \quad i = 1, \dots, K. \quad (3.9)$$

trong đó  $w_i$  và  $b_i$  là trọng số và bias của nơ-ron đầu ra thứ  $i$ . Ở đây,  $\hat{y}_i$  được hiểu là xác suất mô hình gán cho việc lỗi thứ  $i$  đang tồn tại trong mẫu tín hiệu. Khi  $\hat{y}_i$  gần 1, mô hình tin rằng lỗi đó hiện diện; khi  $\hat{y}_i$  gần 0, mô hình tin rằng lỗi đó vắng mặt.

Lựa chọn sigmoid thay vì softmax là điểm then chốt để mô hình hóa đúng bản chất của lỗi hỗn hợp [43]. Softmax áp đặt ràng buộc  $\sum_{i=1}^K \hat{y}_i = 1$  và thường được dùng cho bài toán đa lớp, nơi giả định rằng tại một thời điểm chỉ có đúng một lớp đúng. Trong hệ rotor-bearing, giả định này không phù hợp: cùng một trạng thái vận hành có thể xuất hiện đồng thời mất cân bằng, lỏng liên kết và lỗi vòng ngoài, và mô hình cần có khả năng gán xác suất cao cho tất cả các lỗi này. Hàm sigmoid không có ràng buộc tổng xác suất, nên cho phép nhiều phần tử của  $\hat{y}$  cùng

lớn; mỗi chiều của không gian đầu ra tương ứng với một trục độc lập biểu diễn "mức độ hiện diện" của một cơ chế lỗi.

Tuy nhiên, đối với bài toán đa nhãn, các thành phần của  $\hat{y}$  là ước lượng xác suất biến cho từng lỗi, không phải quyết định phân loại cuối cùng. Nói cách khác, đầu ra sigmoid mô tả mức độ tin tưởng liên tục, còn việc một lỗi có được gán là "có mặt" (1) hay "vắng mặt" (0) cần thêm một bước ra quyết định rời rạc hóa thông qua ngưỡng phân loại.



Hình 17. SoftMax classifier và multilabel classifier.[43]

Để chuyển từ xác suất sang nhãn nhị phân, mỗi thành phần  $\hat{y}_i$  được so sánh với một ngưỡng  $T_k$ . Quy tắc ra quyết định cơ bản có thể viết dưới dạng:

$$\tilde{y}_i = \begin{cases} 1, & \text{khi } \hat{y}_i \geq \tau_i \\ 0, & \text{khi } \hat{y}_i < \tau_i \end{cases} \quad (3.10)$$

Việc lựa chọn giá trị  $\tau_i$  có ảnh hưởng trực tiếp đến cân bằng giữa hai loại sai sót: bỏ sót lỗi (False Negative) và cảnh báo nhầm (False Positive).

Chiến lược đơn giản nhất là sử dụng một ngưỡng cố định chung cho tất cả các lỗi, thường chọn  $\tau_i = 0,5$  với mọi  $i$ . Khi đó, mọi lỗi có xác suất dự đoán lớn hơn hoặc bằng 0,5 đều được gán là "có mặt". Cách lựa chọn này có một số ưu điểm: dễ triển khai, dễ diễn giải và nhất quán giữa các lớp. Trong nhiều bài toán phân loại nhị phân cân bằng, ngưỡng 0,5 là lựa chọn mặc định hợp lý, vì nó tương ứng với điểm mà mô hình không thiên vị về phía "có lỗi" hay "không lỗi".

Tuy nhiên, trong bối cảnh chẩn đoán rung động cho hệ rotor-bearing, phân bố xác suất của từng lỗi có thể khác nhau đáng kể. Một số lỗi ô lăn hiếm gặp có thể tạo ra phân bố xác suất thấp hơn, ngay cả khi mô hình đã nhận diện đúng xu hướng, trong khi các lỗi cơ khí thường xuyên xuất hiện có thể cho xác suất cao và rõ ràng hơn. Sử dụng cùng một ngưỡng 0,5 cho mọi lỗi có nguy cơ làm tăng tỷ lệ

bỏ sót đối với những lỗi mà mô hình có xu hướng “thận trọng”, đặc biệt là các lỗi ở giai đoạn sớm với tín hiệu yếu.

Để khắc phục hạn chế trên, chiến lược thứ hai là lựa chọn ngưỡng riêng cho từng lỗi dựa trên phân tích quan hệ giữa Precision và Recall trên tập validation. Với mỗi lỗi  $i$ , có thể xem bài toán như một phân loại nhị phân riêng lẻ (lỗi  $i$ : có/không), từ đó xây dựng đường cong Precision–Recall bằng cách quét nhiều giá trị ngưỡng  $\tau_i$  khác nhau. Mỗi điểm trên đường cong tương ứng với một cặp (Precision, Recall) đạt được khi áp dụng một ngưỡng cụ thể.

Trong bài toán chẩn đoán rung động, bỏ sót lỗi thường nguy hiểm hơn cảnh báo nhầm. Một lỗi ồ lăn hoặc lỗi lệch trục bị bỏ sót có thể tiếp tục phát triển, dẫn tới hỏng hóc lan truyền, dừng máy đột ngột hoặc sự cố an toàn. Ngược lại, một số cảnh báo nhầm có thể được xử lý bằng quy trình kiểm tra lại hoặc kết hợp với các nguồn thông tin khác (nhật ký vận hành, cảm biến khác). Do đó, chiến lược lựa chọn ngưỡng cần ưu tiên Recall cho từng lỗi, chấp nhận mức tăng vừa phải của False Positive.

Một cách tiếp cận điển hình là, với mỗi lỗi  $k$ , lựa chọn ngưỡng  $T_k^*$  theo một trong hai tiêu chí sau:

- **Tối đa F1-score:**

$$\tau_i^* = \arg \max_{\tau} F1_i(\tau) \quad (3.11)$$

trong đó  $F1_i(\tau)$  là F1-score của lỗi  $k$  khi sử dụng ngưỡng  $\tau$ . Tiêu chí này cân bằng giữa Precision và Recall nhưng vẫn cho phép điều chỉnh riêng từng lỗi.

- **Ràng buộc Recall tối thiểu:**

Đầu tiên xác định một ngưỡng Recall chấp nhận được  $R_k^{\min}$  cho lỗi  $k$ . Sau đó chọn ngưỡng nhỏ nhất thỏa mãn:

$$\tau_i^* = \min\{\tau | Recall_k(\tau) \geq R_k^{\min}\} \quad (3.12)$$

Khi đó, ngưỡng được thiết lập sao cho mô hình duy trì khả năng phát hiện đủ cao cho lỗi  $k$ , dù phải chấp nhận tăng thêm một số cảnh báo nhầm.

Việc lựa chọn ngưỡng riêng cho từng lỗi theo một trong hai tiêu chí trên giúp mô hình phù hợp hơn với đặc thù vận hành của hệ rotor–bearing. Các lỗi có hậu quả nghiêm trọng (ví dụ: lỗi ồ lăn trong vùng khó tiếp cận hoặc ảnh hưởng trực tiếp đến an toàn) có thể được gán ngưỡng thấp hơn để đảm bảo không bị bỏ sót, trong khi các lỗi ít nghiêm trọng hơn có thể sử dụng ngưỡng cao hơn để tránh cảnh báo quá nhiều.

Cuối cùng, nhìn tổng thể mô hình học sâu trong đồ án không chỉ được sử dụng như một "bộ phân loại" theo nghĩa truyền thống, mà như một lớp ánh xạ phi tuyến từ không gian phẳng hai nhánh  $\{x_{FFT}, x_{evn}\}$  sang không gian trạng thái lỗi  $\hat{y} \in (0,1)^K$ . Không gian phẳng đã được xây dựng trên cơ sở hiểu biết vật lý: trục bậc quay gắn với các tần số đặc trưng của các cơ chế lỗi, biên độ phẳng gắn với mức

năng lượng dao động. Không gian trạng thái lỗi lại gắn trực tiếp với các câu hỏi chẩn đoán: mỗi thành phần  $\hat{y}_i$  trả lời câu hỏi "lỗi  $i$  có hiện diện hay không, và nếu có thì với mức độ tin cậy nào?". Mô hình học sâu được huấn luyện để tìm ra một ánh xạ phi tuyến liên tục giữa hai không gian đó, sao cho những cấu trúc phổ đặc trưng do tương tác giữa các lỗi được phản ánh thành những tổ hợp xác suất lỗi phù hợp. Điều này cho phép mô hình xử lý một cách tự nhiên các trạng thái lỗi hỗn hợp đa dạng, vượt ra ngoài phạm vi các quy tắc ngưỡng đơn giản trên từng định phổ riêng lẻ.

### 3.5 Kết luận

Chương 3 đã trình bày phương pháp chẩn đoán lỗi hỗn hợp trong hệ rotor-bearing thông qua kết hợp xử lý tín hiệu và học máy. Từ các nền tảng lý thuyết được thiết lập ở Chương 2, phương pháp đề xuất xây dựng một pipeline xử lý bao gồm ba giai đoạn chính: chuẩn hóa tín hiệu theo góc quay bằng Computed Order Tracking, trích xuất đặc trưng phổ thông qua FFT và phân tích bao, và cuối cùng là phân loại lỗi hỗn hợp sử dụng mô hình học sâu.

Điểm đặc biệt của phương pháp là việc sử dụng hai biểu diễn phổ song song—phổ FFT trong miền bậc và phổ bao trong miền bậc—nhằm khai thác đầy đủ thông tin từ các cơ chế lỗi cơ khí và lỗi ổ lăn. Phổ FFT làm nổi bật các thành phần điều hòa liên quan đến các lỗi cơ khí, trong khi phổ bao tập trung vào các xung va đập từ lỗi ổ lăn. Việc giữ nguyên cấu trúc phổ dạng tensor thay vì rút trích các đặc trưng thủ công cho phép mô hình học sâu tự động khám phá những mô hình phổ phức tạp phát sinh từ tương tác phi tuyến giữa các cơ chế lỗi.

Mô hình học sâu được thiết kế theo kiến trúc hai nhánh song song với các lớp tích chập, cho phép khai thác cấu trúc lân cận trên trục bậc quay. Việc sử dụng CNN thay vì MLP thuận tiện là lựa chọn phù hợp vì khả năng chia sẻ kernel giúp mô hình phát hiện cùng một mẫu hình phổ ở nhiều vị trí khác nhau, giảm đáng kể số lượng tham số cần học. Module attention CBAM được tích hợp vào mỗi nhánh để mô hình có khả năng tự động tập trung vào các kênh và các vùng bậc quay mang ý nghĩa chẩn đoán cao nhất, giống như cách một chuyên gia rung động trực quan quan sát phổ và ưu tiên những vùng nghi ngờ.

Chiến lược hợp nhất đặc trưng từ hai nhánh cho phép mô hình học được các quan hệ phụ thuộc giữa lỗi cơ khí và lỗi ổ lăn. Việc lựa chọn sigmoid làm hàm kích hoạt cho lớp đầu ra là quyết định then chốt, cho phép mô hình gán xác suất cao cho nhiều lỗi cùng lúc, phản ánh đúng bản chất của lỗi hỗn hợp. Không giống như softmax—được thiết kế cho bài toán đa lớp nơi giả định chỉ có một lớp đúng—sigmoid giúp mô hình hóa độc lập từng cơ chế lỗi, cho phép tồn tại đồng thời nhiều trạng thái lỗi trong cùng một mẫu tín hiệu.

Nhìn tổng thể, phương pháp đề xuất không chỉ thừa những hiểu biết từ động lực học và xử lý tín hiệu, mà còn tận dụng khả năng học tự động của mạng nơ-ron để vượt ra ngoài phạm vi các quy tắc ngưỡng truyền thống. Mô hình có thể được xem như một ánh xạ phi tuyến từ không gian phổ hai chiều (FFT và envelope) sang không gian trạng thái lỗi, nơi mỗi thành phần của đầu ra tương ứng với một cơ chế lỗi và mang ý nghĩa trực tiếp về vật lý của hệ. Cách tiếp cận này có tiềm

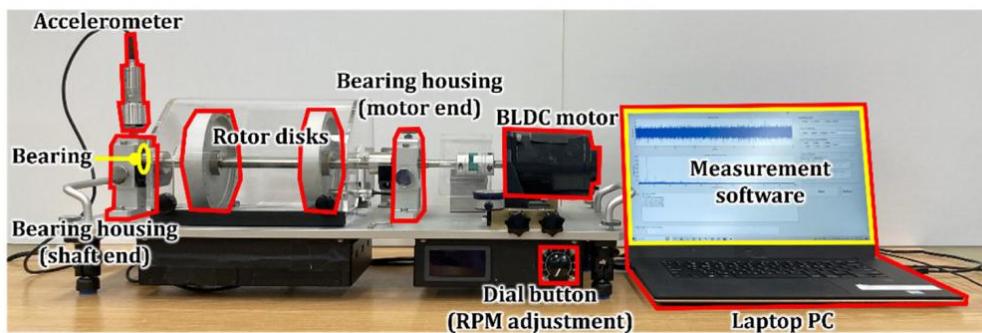
năng xử lý những tình huống lỗi phức tạp và đa dạng mà các phương pháp thủ công thường khó bắt kịp, đặc biệt trong điều kiện lỗi hỗn hợp nơi các cơ chế lỗi tương tác phi tuyến.

Chương tiếp theo sẽ trình bày các thực nghiệm được thực hiện để kiểm chứng phương pháp đề xuất. Mục tiêu của các thực nghiệm là đánh giá khả năng của mô hình trong việc chẩn đoán chính xác các trạng thái lỗi hỗn hợp, so sánh hiệu suất với các phương pháp khác, và phân tích vai trò của từng thành phần trong kiến trúc (qua các thực nghiệm ablation). Ngoài ra, các thực nghiệm cũng sẽ kiểm tra khả năng mạnh mẽ của mô hình đối với các yếu tố biến thiên như tốc độ quay thay đổi, và mức độ nghiêm trọng lỗi khác nhau, nhằm đảm bảo rằng phương pháp đề xuất không chỉ hoạt động trong điều kiện lý tưởng mà còn có thể ứng dụng trong thực tế công nghiệp.

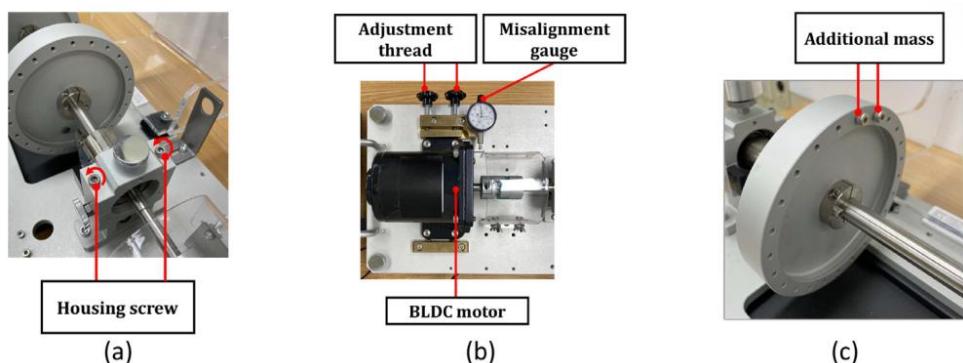
## CHƯƠNG 4. THỰC NGHIỆM

### 4.1 Dữ liệu và kịch bản thử nghiệm

Bộ dữ liệu sử dụng trong chương này là UOS Bearing dataset [44], một cơ sở dữ liệu rung động được xây dựng trên bộ thử mô phỏng hệ thống rotor–bearing tại University of Seoul, Hàn Quốc. Trong thí nghiệm gốc, hệ thống gồm động cơ điện một chiều không chổi than, trục quay, các đĩa rotor và hai ổ đỡ, trong đó ổ đỡ phía đầu trục được thử nghiệm với 3 loại ổ lăn để tạo ra các trạng thái hư hỏng khác nhau. Tín hiệu được thu thập từ một cảm biến gia tốc gắn trực tiếp trên vỏ ổ đỡ, với các mức tốc độ quay và tần số lấy mẫu khác nhau, trong điều kiện phòng thí nghiệm được kiểm soát nhằm hạn chế nhiễu ngoại lai. Bản chất của bộ dữ liệu này phù hợp với bài toán đang xét, vì nó mô phỏng trực tiếp một hệ rotor–bearing với các lỗi cơ khí trên phần quay và các lỗi cục bộ trên ổ lăn xuất hiện riêng rẽ hoặc kết hợp.



Hình 18. Bộ thử nghiệm



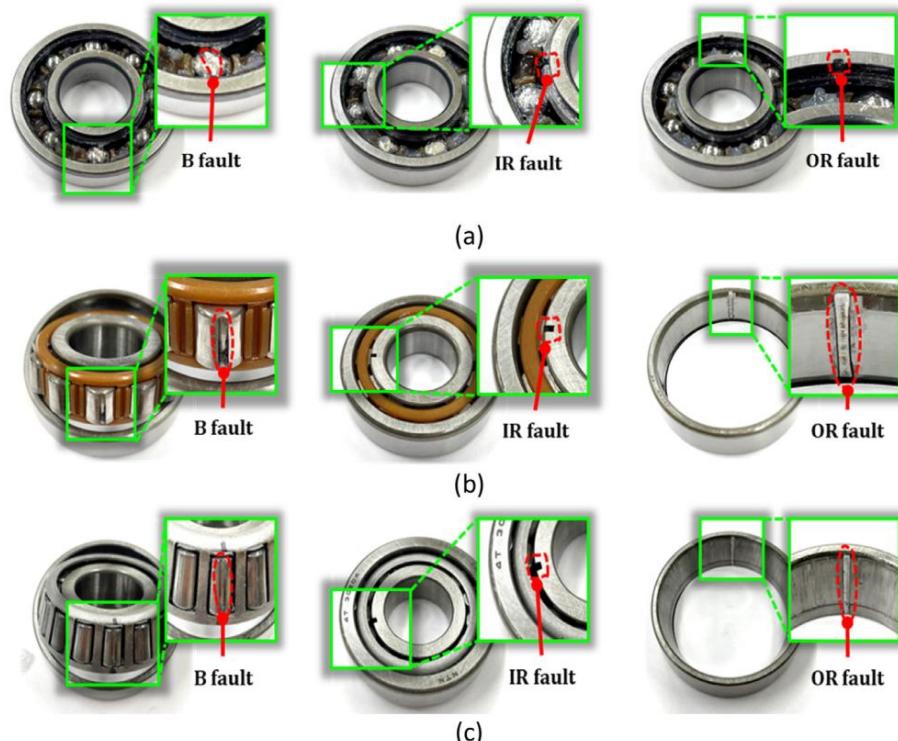
Hình 19. Mô phỏng các lỗi thành phần quay. (a) Tháo vít vỏ ổ đỡ trục cho lỗi L. (b) Ren điều chỉnh cho lỗi M. (c) Vít gắn vào đĩa rotor cho lỗi U.

Dữ liệu rung động được sử dụng là tín hiệu gia tốc một chiều thu thập từ bộ dữ liệu rotor–bearing công khai với nhiều trạng thái lỗi ổ lăn và rotor khác nhau, ở các mức tốc độ quay rời rạc từ 600 rpm đến 1600 rpm. Tín hiệu được lấy mẫu với tần số cố định 16 kHz, tương ứng tần số Nyquist bằng 8 kHz, bảo đảm bao phủ đầy đủ dải tần đặc trưng của các thành phần quay và các băng thông lỗi ổ lăn. Thời

lượng mỗi file ghi là 80 giây, đủ để bao gồm hàng trăm vòng quay liên tiếp cho từng chế độ tốc độ. Các lỗi cơ khí được mô phỏng bao gồm lỏng liên kết gối đỡ ổ lăn, mất cân bằng và lệch trục, trong khi lỗi ổ lăn bao gồm lỗi vòng trong, vòng ngoài và phần tử lăn; ngoài ra còn có các trường hợp lỗi hỗn hợp khi lỗi trên phần quay và lỗi trên ổ lăn cùng tồn tại. Cách tổ chức này cho phép chọn lọc có hệ thống các tổ hợp lỗi đơn và lỗi hỗn hợp trong một cấu hình rotor-bearing cố định, phù hợp với mục tiêu chẩn đoán lỗi hỗn hợp đã nêu ở các chương trước.

Bảng 1. Thông số ổ lăn

Mã số vòng bi	Loại vòng bi	Đường kính vòng chia (mm)	Đường kính viên bi (mm)	Góc tiếp xúc (°)	Số lượng con lăn
6204	Ổ lăn cầu rãnh sâu	34.57	7.94	0	8
N204	Ổ đũa trụ	34	7.50	0	11
NJ204	Ổ đũa côn	35.8	6.20	12.6	15
30204					



Hình 20. Các ổ lăn bị lỗi. (a) Ổ trục 6204 (lỗi B, IR và OR). (b) Ổ trục N204 (lỗi B và OR) và NJ204 (lỗi IR). (c) Ổ trục 30204 (lỗi B, IR và OR)

Về mặt tổ chức dữ liệu, UOS Bearing dataset được phân tách theo từng loại ổ lăn, tương ứng với các tập con riêng biệt. Mỗi tập con đại diện cho một kiểu hình học và tiếp xúc khác nhau giữa trục và ổ lăn gồm: ổ bi rãnh sâu, ổ lăn trụ hoặc ổ côn, qua đó phản ánh các điều kiện tiếp xúc khác nhau nhưng vẫn giữ nguyên cấu trúc chung của hệ rotor-bearing. Trong khuôn khổ đồ án, mỗi tập con được xem

như một cấu hình thí nghiệm độc lập: các thí nghiệm được thiết kế sao cho toàn bộ dữ liệu liên quan đến một ổ lăn cụ thể được sử dụng để huấn luyện và đánh giá mô hình trong cấu hình tương ứng, mà không trộn lẩn dữ liệu giữa các ổ lăn. Cách tiếp cận này giúp duy trì sự nhất quán về cơ học và điều kiện biên trong từng kịch bản, đồng thời cho phép so sánh hiệu năng mô hình giữa các loại ổ lăn khác nhau ở các mục sau.

Toàn bộ quá trình huấn luyện và đánh giá được thiết kế xoay quanh mục tiêu chẩn đoán lỗi hỗn hợp trong hệ rotor-bearing, với dữ liệu đo từ UOS bearing dataset và phạm vi chẩn đoán giới hạn trong từng ổ lăn cụ thể. Việc lựa chọn kịch bản chia dữ liệu theo tỷ lệ bảy mươi phần trăm cho huấn luyện và ba mươi phần trăm cho kiểm tra xuất phát từ yêu cầu cân bằng giữa hai yếu tố: đủ dữ liệu để mô hình học được cấu trúc tín hiệu tương ứng với các tổ hợp lỗi khác nhau, và vẫn giữ lại một phần dữ liệu đủ lớn, thống kê độc lập để kiểm tra khả năng nhận diện lỗi. Tỷ lệ 70:30 là một lựa chọn phổ biến trong các bài toán nhận dạng thực nghiệm, bảo đảm rằng mô hình không bị thiếu dữ liệu trong giai đoạn học nhưng đồng thời không bị đánh giá thiên lệch trên một tập kiểm tra quá nhỏ. Bên cạnh đó, việc chia dữ liệu được thực hiện độc lập cho từng ổ lăn, nghĩa là trong mỗi thí nghiệm, toàn bộ tín hiệu thuộc về một ổ lăn cụ thể được chia thành hai tập không giao nhau theo tỷ lệ này, và mô hình chỉ được huấn luyện và kiểm tra trong phạm vi ổ lăn đó.

Bảng 2. Quy ước đặt tên của từng thuộc tính trong tên tệp dữ liệu

Thuộc tính	Tên/Ký hiệu	Đơn vị
Điều kiện thiết bị quay	H, L, U1, U2, U3, M1, M2, M3	-
Điều kiện ổ trực	H, B, IR, OR	-
Tốc độ lấy mẫu	8, 16	kHz
Mẫu ổ trực	6204, N204, NJ204, 30204	-
Tốc độ quay	600, 800, 1000, 1200, 1400, 1600	RPM

Trước khi trích chọn đặc trưng, tín hiệu thời gian được chuyển sang miền bậc bằng kỹ thuật order tracking. Tốc độ quay danh nghĩa được chuyển đổi từ vòng/phút (rpm) sang hertz theo quan hệ ( $f_{rot} = rpm/60$ ), tương ứng dài 600–1600 rpm. Trên cơ sở này, mỗi vòng quay được nội suy lại để chứa chính xác 1024 mẫu trên một vòng, sao cho một vòng quay luôn tương ứng với một vector độ dài 1024, độc lập với tốc độ quay tức thời. Sau order tracking, toàn bộ dữ liệu của mỗi file được biểu diễn trong miền góc quay với số mẫu trên một vòng cố định, thuận tiện cho việc so sánh phổ bậc giữa các chế độ tốc độ khác nhau.

Sau bước order tracking, tín hiệu được lọc bằng bộ lọc Butterworth thông dài bậc 4 với dải tần cắt 200–8000 Hz, thiết kế trong miền tần số và áp dụng theo kiểu zero-phase bằng hàm lọc hai chiều để không làm dịch pha tín hiệu. Tần số cắt thấp 200 Hz loại bỏ các thành phần rất thấp do trôi cảm biến và chuyển động nền, trong khi tần số cắt cao 8000 Hz cắt bỏ nhiễu cao tần ngoài vùng quan tâm nhưng vẫn nằm trong giới hạn Nyquist 8 kHz của hệ lấy mẫu 16 kHz. Tất cả các kênh rung

động đều được áp dụng cùng cấu hình bộ lọc để bảo đảm tính nhất quán giữa các file và các trạng thái vận hành.

Tín hiệu đã lọc được chuẩn hóa theo chuẩn z-score trên từng segment (sau khi phân đoạn, xem bên dưới). Với một segment tín hiệu  $(x[n]), (n = 0, \dots, N - 1)$ , giá trị chuẩn hóa được tính theo công thức

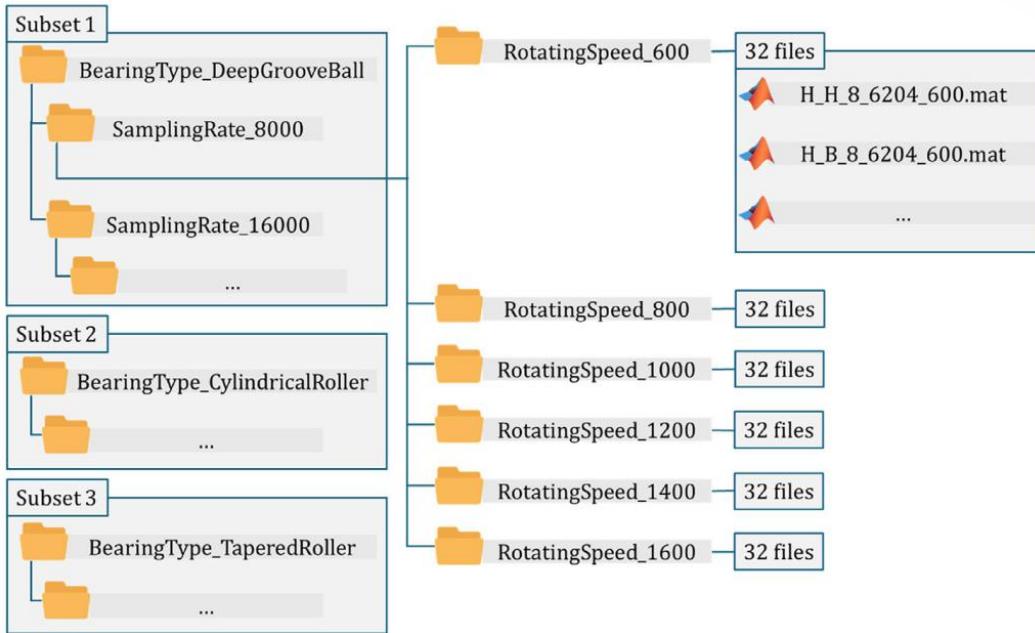
$$[\tilde{x}[n] = \frac{x[n] - \mu}{\sigma} \quad (4.1)$$

trong đó  $\mu$  là giá trị trung bình và  $\sigma$  là độ lệch chuẩn của chính segment đó. Việc chuẩn hóa này đưa tất cả các segment về trung bình bằng 0 và phương sai bằng 1, làm cho thang biến độ đầu vào của mạng học máy thống nhất giữa các file và giữa các chế độ tốc độ, đồng thời tránh hiện tượng bão hòa trong các lớp phi tuyến phía sau.

Quá trình phân đoạn được thực hiện trực tiếp trên tín hiệu đã lọc và chuẩn hóa theo order tracking. Mỗi file được chia thành các segment liên tiếp với độ dài cố định 2048 mẫu, tương ứng với khoảng 2 vòng quay sau bước nỗi suy 1024 mẫu/vòng. Các segment được trượt với mức chồng lấn 50%, nghĩa là hai segment liên tiếp dịch nhau 1024 mẫu. Với các file có độ dài vài trăm nghìn mẫu, cấu hình này tạo ra xấp xỉ 300–500 segment hữu ích trên mỗi file, tùy theo độ dài thực tế và phần biên bị loại bỏ. Mỗi segment được gán nhãn theo trạng thái lỗi tương ứng (lỗi đơn, lỗi hỗn hợp hoặc trạng thái bình thường) kế thừa từ nhãn của file gốc.

Trên từng segment 2048 mẫu, biến đổi Fourier nhanh (FFT) được áp dụng để chuyển từ miền thời gian sang miền tần số. Số điểm FFT được cố định là  $N = 2048$ , tạo ra phổ phức  $X(k), (k = 0, \dots, 2047)$ . Do tín hiệu là thực, chỉ nửa phổ dương được giữ lại, tương ứng với 1024 điểm phổ biên độ một phía trong dải tần 0–8000 Hz (tương ứng tần số Nyquist của hệ lấy mẫu 16 kHz). Mỗi segment sau FFT được biểu diễn bằng một vector phổ biên độ độ dài cố định 1024, được dùng làm đặc trưng đầu vào cơ bản cho các mô hình học sâu. Đối với các thí nghiệm sử dụng phổ vỏ, bước FFT tương tự được áp dụng trên bao biên của tín hiệu Hilbert, nhưng kích thước đầu ra vẫn là 1024 điểm phổ biên độ.

Để cải thiện tính ổn định biên độ giữa các segment và giảm ảnh hưởng của các giá trị biên độ rất lớn cục bộ, phổ biên độ được đưa về thang logarit. Với mỗi bin tần số  $k$ , biên độ được chuyển đổi theo biểu thức dạng dB  $A_{dB}(k) = 20 \log_{10}(|X(k)| + \varepsilon)$ , trong đó  $\varepsilon$  là một hằng số nhỏ dương để tránh logarit của 0. Kết quả là một phổ biên độ trên thang dB với 1024 điểm cố định, sẵn sàng đưa vào mạng học sâu mà không cần thêm chuẩn hóa quy mô khác ngoài chuẩn z-score đã áp dụng trong miền thời gian.



Hình 21. Cấu trúc thư mục của bộ dữ liệu

Kịch bản thí nghiệm được xây dựng với mục tiêu đánh giá một cách định lượng hiệu quả của pipeline xử lý tín hiệu và mô hình học sâu đã trình bày ở Chương 3, trong bối cảnh chẩn đoán lỗi hỗn hợp trên hệ rotor–bearing. Việc sử dụng UOS Bearing dataset cho phép kiểm tra khả năng của mô hình trong việc phân biệt các trạng thái lỗi khác nhau, bao gồm cả lỗi cơ khí tuyến tính như mất cân bằng và lệch trục, các lỗi phi tuyến như lỏng liên kết, cũng như các lỗi cục bộ trên ổ lăn như lỗi vòng trong, vòng ngoài và phần tử lăn, trong khi cấu hình ổ lăn được giữ cố định cho từng thí nghiệm. Mỗi cấu hình ổ lăn như vậy đóng vai trò như một “miền” riêng, trong đó pipeline COT–FFT–envelope–mô hình học sâu được áp dụng nhất quán từ đầu vào đến đầu ra, cho phép so sánh kết quả giữa các ổ lăn khác nhau trên cùng một thước đo đánh giá. Qua kịch bản này, chương thực nghiệm tạo cơ sở để kiểm chứng mức độ phù hợp giữa cơ sở lý thuyết đã xây dựng ở Chương 2 và 3 với hành vi thực tế của tín hiệu rung động trong dữ liệu đo, đồng thời đánh giá khả năng của mô hình trong việc suy luận trạng thái lỗi từ các biểu diễn tín hiệu đã mang ý nghĩa cơ học.

## 4.2 Cấu hình và huấn luyện mô hình

Mô hình học sâu đa nhánh được đề xuất trong đồ án này được xây dựng hoàn toàn bằng ngôn ngữ lập trình Python, tận dụng thư viện PyTorch làm nền tảng chính cho việc triển khai mạng nơ-ron. PyTorch cung cấp các công cụ linh hoạt để thiết kế và huấn luyện kiến trúc CNN 1D, tích hợp CBAM và cơ chế attention tầng cao, với hỗ trợ tối ưu hóa end-to-end. Việc sử dụng PyTorch cho phép dễ dàng tùy chỉnh các lớp tùy chỉnh (custom layers), quản lý dữ liệu qua DataLoader, và tận dụng GPU để tăng tốc huấn luyện (trên NVIDIA CUDA). Kết hợp với các thư viện hỗ trợ như SciPy cho xử lý tín hiệu (FFT, envelope analysis) và NumPy cho thao tác mảng, mô hình đạt hiệu suất cao trong thực nghiệm, với thời gian huấn luyện giảm đáng kể so với các framework khác.

Mô hình học sâu được huấn luyện theo chiến lược phân loại đa nhãn, phù hợp với bản chất của bài toán lỗi hỗn hợp trong đó nhiều loại lỗi có thể xuất hiện đồng thời. Hàm mất mát được sử dụng trong quá trình huấn luyện là Binary Cross-Entropy, được tính trên tất cả các nhãn của tất cả các mẫu. Với mỗi mẫu thứ i và lỗi thứ k, hàm mất mát có dạng:

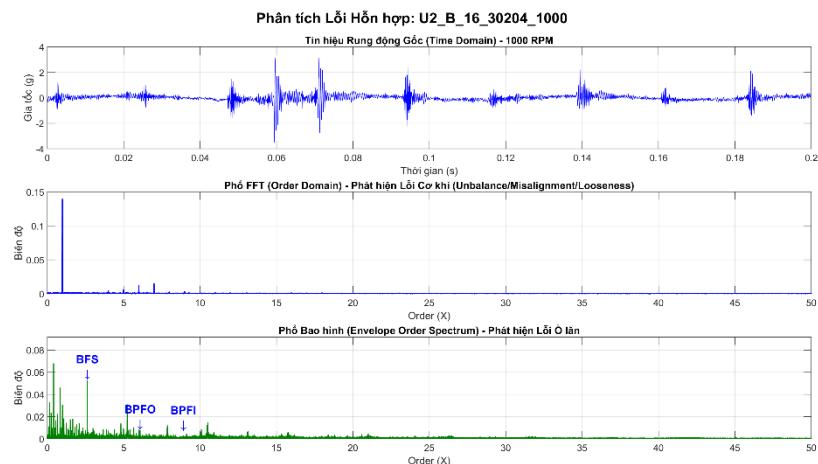
$$\mathcal{L} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K \left[ y_k^{(i)} \log \widehat{y}_k^{(i)} + (1 - y_k^{(i)}) \log (1 - \widehat{y}_k^{(i)}) \right] \quad (4.2)$$

trong đó  $N$  là số mẫu huấn luyện,  $K$  là số loại lỗi,  $y_k^{(i)} \in \{0,1\}$  là nhãn thực tế và  $\widehat{y}_k^{(i)}$  là xác suất dự đoán. Hàm mất mát này có ý nghĩa quan trọng: nó đồng thời phạt hai yếu tố nhầm lẫn, bỏ sót lỗi thực sự có mặt (khi mô hình dự đoán xác suất thấp cho một lỗi tồn tại) và báo giả (khi mô hình dự đoán xác suất cao cho một lỗi không tồn tại). Trong bối cảnh chẩn đoán thiết bị quay, cả hai loại sai lầm này đều có hậu quả nghiêm trọng: bỏ sót lỗi dẫn đến rủi ro hỏng hóc không lường trước, còn báo giả dẫn đến chi phí bảo trì không cần thiết.

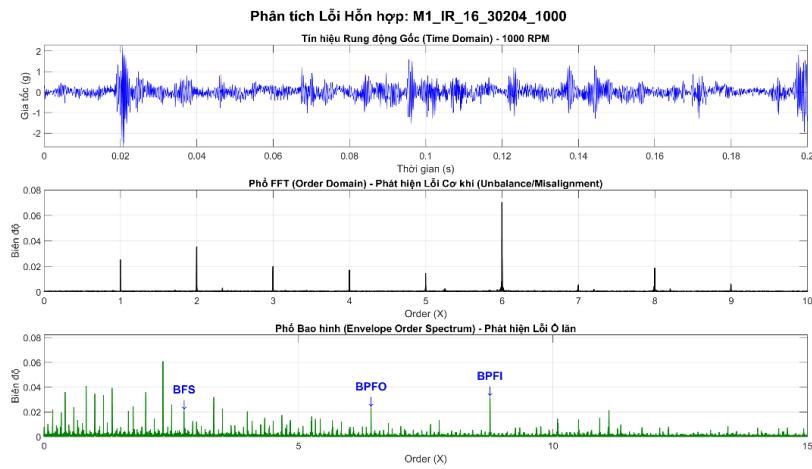
Quá trình huấn luyện được thực hiện với batch size là 64 mẫu, learning rate ban đầu là 0.0001 và được điều chỉnh giảm dần theo cơ chế learning rate scheduler khi hàm mất mát trên tập xác thực không cải thiện sau một số epoch nhất định. Optimizer được lựa chọn là Adam, một biến thể của gradient descent có khả năng thích nghi learning rate cho từng tham số, phù hợp với bài toán tối ưu phức tạp như mạng học sâu đa nhánh với attention. Mô hình được huấn luyện trong một trăm epoch, với cơ chế early stopping: nếu sau mười epoch liên tiếp mà hàm mất mát trên tập validation không giảm, quá trình huấn luyện dừng lại và trọng số tốt nhất được lưu lại để sử dụng trong giai đoạn kiểm tra.

### 4.3 Kết quả thực nghiệm

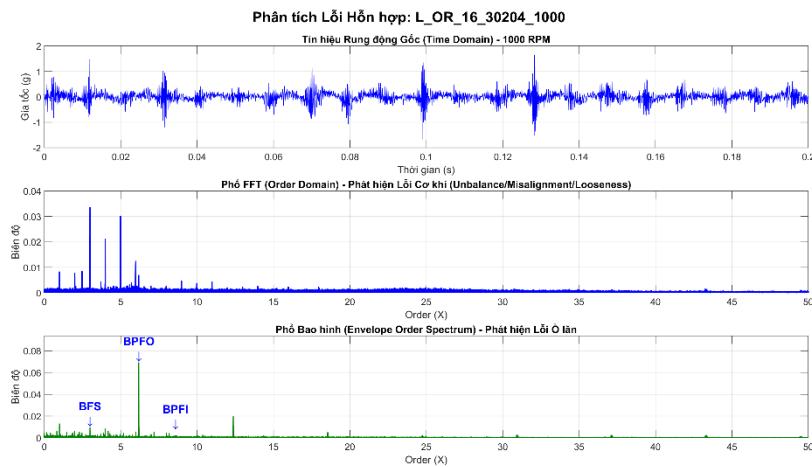
#### 4.3.1 Kết quả xử lý tín hiệu



Hình 22. Kết quả phân tích tần số tín hiệu lỗi U2\_B\_16\_30204



Hình 23. Kết quả phân tích tần số tín hiệu lõi M1\_IR\_16\_30204



Hình 24. Kết quả phân tích tần số tín hiệu lõi L\_OR\_16\_30204

Sau khi áp dụng quy trình xử lý tín hiệu gồm chuẩn hóa theo góc quay bằng computed order tracking, phân tích phổ FFT trong miền bậc và phân tích phổ bao trong miền bậc, tín hiệu rung động thu được đã thể hiện rõ hai góc nhìn bổ sung cho nhau đối với hành vi động lực học của hệ rotor-bearing. Các phổ FFT theo bậc cho phép làm nổi bật các thành phần điều hòa gắn với các cơ chế hư hỏng mang tính tuần hoàn (mất cân bằng, lệch trục, lỏng liên kết cơ khí), trong khi phổ bao theo bậc nhấn mạnh các xung va đập lặp lại với tần số đặc trưng của ổ lăn.

Đối với nhóm lõi cơ khí, các đặc trưng lõi tập trung chủ yếu ở các hài bậc thấp của tần số quay ( $f_r$ ). Kết quả phân tích phổ biên độ cho thấy sự khác biệt rõ rệt giữa các dạng lõi:

- **Mất cân bằng:** Kết quả thực nghiệm cho thấy thành phần tần số quay cơ bản (1x RPM) chiếm ưu thế tuyệt đối về mặt năng lượng. Phổ tín hiệu thể hiện một đỉnh đơn lẻ với biên độ vượt trội so với các thành phần khác. Điều này phù hợp với cơ sở lý thuyết, khi lực ly tâm do khối lượng mất cân bằng tạo ra dao động điều hòa đồng bộ với tốc độ quay của trục.
- **Lệch trục:** Khác với lõi mất cân bằng, đặc trưng nhận dạng của lõi lệch trục là sự tăng mạnh biên độ của thành phần hài bậc 2 (2x RPM).

Trong các mẫu dữ liệu thu thập được, biên độ tại  $2x$  lớn hơn đáng kể so với  $1x$  và trở thành thành phần chủ đạo. Bên cạnh đó, phổ tín hiệu cũng xuất hiện nhiều thành phần phi tuyến ở các hài bậc cao hơn ( $3x, 4x, \dots$ ). Hiện tượng này phản ánh sự phức tạp của cơ hệ khi vận hành dưới điều kiện lệch trục, gây ra các va chạm cơ khí và ma sát phi tuyến tại khớp nối, làm méo dạng sóng tín hiệu.

- **Lỗng liên kết cơ khí :** Tín hiệu rung động của lỗ lỏng cơ khí không tập trung năng lượng vào một tần số cụ thể mà đặc trưng bởi sự gia tăng của nền phổ nhiễu. Sự lỏng lẻo trong liên kết cơ khí (bu lông, gối đỡ) dẫn đến các va đập ngẫu nhiên, không đều đặn trong quá trình vận hành, làm xuất hiện các thành phần tần số vô hướng và dâng cao biên độ nhiễu nền trên toàn dải phổ.

Với lỗi ô lăn được thực hiện thông qua phân tích phổ đường bao nhằm tách các tín hiệu va đập tần số cao ra khỏi nhiễu nền. Kết quả quan sát được như sau:

- **Lỗi vòng ngoài:** Đây là dạng lỗi có khả năng nhận diện tốt nhất trong các kịch bản thử nghiệm. Trên phổ đường bao, tần số lỗi vòng ngoài (BPFO) và các hài bậc cao của nó xuất hiện rõ nét với biên độ lớn. Do điểm hú hỏng nằm trên phần tĩnh, xung va đập sinh ra có tính chu kỳ ổn định, giúp tín hiệu lỗi tách biệt rõ ràng khỏi nhiễu nền.
- **Lỗi vòng trong:** Phổ đường bao của lỗi vòng trong thể hiện cấu trúc phức tạp hơn do ảnh hưởng của chuyển động quay. Mặc dù tần số lỗi (BPF) được phát hiện, biên độ của nó bị biến thiên và xuất hiện các dải biên xung quanh các đỉnh phổ chính. Hiện tượng này là do sự điều biến biên độ khi vị trí hú hỏng liên tục di chuyển vào và ra khỏi vùng chịu tải trọng của ô lăn.
- **Lỗi con lăn:** Kết quả phân tích cho thấy việc phát hiện lỗi con lăn gặp nhiều khó khăn nhất. có thể quan sát thấy đỉnh phổ tại tần số lỗi quay của bi (BSF), tuy nhiên chỉ xuất hiện thành phần tần số cơ bản ( $1x$  BSF) với biên độ thấp. Các thành phần hài bậc cao ( $2x, 3x, \dots$ ) – vốn là dấu hiệu của các chuỗi va đập mạnh và đều đặn – hoàn toàn vắng mặt hoặc bị chìm khuất trong nền nhiễu. Nguyên nhân được xác định là do quỹ đạo chuyển động phức tạp của viên bi (vừa quay quanh trục, vừa quay quanh tâm ô) cùng với hiện tượng trượt và sự suy hao năng lượng lớn khi tín hiệu truyền qua nhiều lớp tiếp xúc.

Từ kết quả trên có thể thấy với các trạng thái lỗi đơn, các đỉnh năng lượng tại các bậc đặc trưng ( $1X, 2X$ , các bội của tần số đặc trưng ô lăn) được tách biệt tương đối rõ so với nền nhiễu và các thành phần không liên quan, tạo điều kiện thuận lợi cho CNN học được các mẫu đặc trưng ổn định. Đối với các trạng thái lỗi hỗn hợp, phổ FFT và phổ bao thể hiện sự chồng lấn giữa các thành phần điều hòa do lỗi cơ khí và các cụm đỉnh do lỗi ô lăn, tuy nhiên việc biểu diễn tín hiệu trong miền bậc giúp giảm ảnh hưởng của biến thiên tốc độ quay, giữ cho vị trí tương đối của các bậc lỗi không bị trôi theo thời gian. Nhờ vậy, không gian đặc trưng sau các khối

CNN-CBAM cho hai nhánh FFT và envelope vẫn duy trì được tính phân tách nhất định giữa các tổ hợp lỗi, được minh họa qua phân bố t-SNE khi các cụm lỗi đơn tương đối tập trung, còn các mẫu lỗi hỗn hợp phân bố ở vùng chuyển tiếp giữa các cụm tương ứng với từng thành phần lỗi.

Tổng thể, có thể nhận thấy pipeline xử lý tín hiệu đã chuyển được tín hiệu rung động thô – vốn chịu ảnh hưởng mạnh của tốc độ, tải và nhiễu – về một dạng biểu diễn trong miền bậc và miền bao thuận lợi hơn nhiều cho bài toán học sâu đa nhãn. Các đặc trưng sau xử lý vừa bảo toàn được thông tin về cơ chế kích thích (điều hòa và xung) vừa giảm bớt biến thiên ngoài ý muốn, góp phần nâng cao tính ổn định của mô hình và hỗ trợ phân biệt tốt hơn giữa các trạng thái lỗi đơn và lỗi hỗn hợp.

#### 4.3.2 Kết quả mô hình phân loại

Quá trình huấn luyện mô hình được thực hiện trên tập dữ liệu huấn luyện và giám sát thông qua hàm mất mát trên cả tập huấn luyện và tập validation. Đồ thị hội tụ cho thấy training loss giảm nhanh từ mức khoảng 0.21 trong epoch đầu tiên xuống dưới 0.05 sau ba epoch, sau đó tiếp tục giảm dần và ổn định ở mức xấp xỉ 0.01 kể từ epoch thứ mười đến hết quá trình huấn luyện. Tốc độ hội tụ nhanh trong giai đoạn đầu phản ánh rằng không gian đặc trưng được tạo ra từ phổ FFT và phổ bao trong miền bậc có cấu trúc tương đối thuận lợi cho quá trình học, trong khi sự ổn định của loss ở giai đoạn sau cho thấy mô hình đã đạt được một điểm cân bằng giữa độ phức tạp biểu diễn và tính khái quát hóa trên phạm vi dữ liệu thí nghiệm.



Hình 25. Giá trị hàm mất mát trong quá trình huấn luyện

Ma trận nhầm lẫn được xây dựng riêng biệt cho từng nhãn lỗi theo phương thức nhị phân với ngưỡng cụ thể là  $\tau_k = 0,5$ , phản ánh tỷ lệ phân loại đúng và sai của mô hình đối với từng cơ chế lỗi cụ thể. Ma trận nhầm lẫn của bộ phân loại lỗi ô lăn cho thấy các lớp lỗi vòng ngoài, vòng trong và phần tử lăn đều đạt tỷ lệ nhận

diện đúng rất cao trên tập kiểm tra (recall xấp xỉ hoặc đạt 100% cho hầu hết các lớp). Điều này phù hợp với bản chất tín hiệu của lỗi ổ lăn: chuỗi xung va đập lặp lại kích thích các cộng hưởng tần số cao, tạo ra các đỉnh rõ rệt tại BPFO, BPFI, BSF và FTF trong phô bao theo bậc, khiến các mẫu lỗi này trở nên dễ phân tách trong không gian đặc trưng.

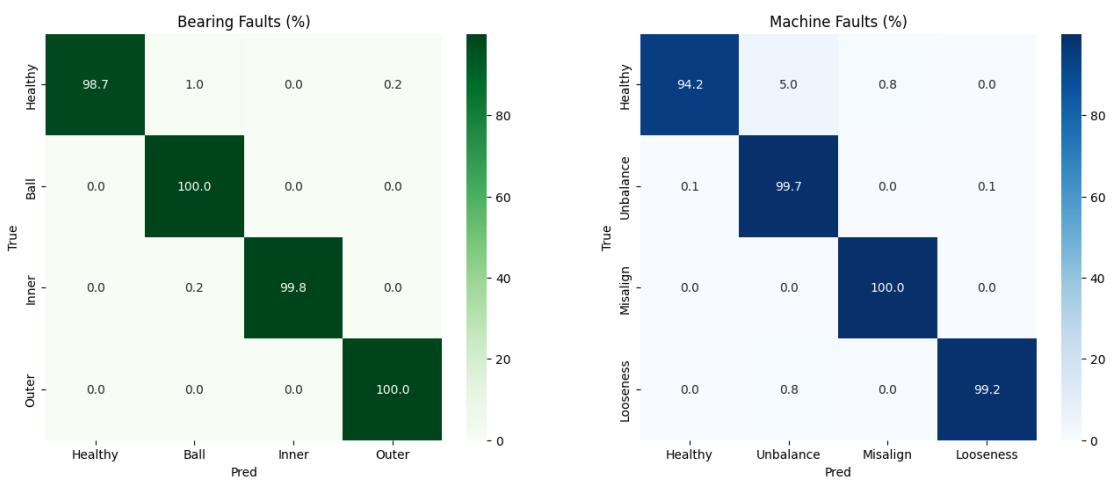
Các phần tử ngoài đường chéo trong ma trận nhầm lẫn của nhóm ổ lăn hầu như rất nhỏ, chỉ xuất hiện rải rác ở một vài mẫu biên. Những trường hợp nhầm lẫn còn lại chủ yếu xảy ra giữa các mức độ hư hỏng gần nhau hoặc khi tín hiệu lỗi có biên độ thấp, khiến biên độ các đỉnh đặc trưng không vượt trội so với nền nhiễu. Nhìn chung, cấu trúc ma trận nhầm lẫn phản ánh rằng quy trình xử lý envelope spectrum theo miền bậc đã khai thác tốt tính chu kỳ của xung va đập, giúp mô hình duy trì recall cao đối với lỗi ổ lăn – điều đặc biệt quan trọng trong bối cảnh chẩn đoán, nơi bỏ sót lỗi ổ lăn có thể dẫn đến hư hỏng lan truyền và dừng máy đột ngột.

Đối với nhóm lỗi cơ khí (mất cân bằng, lệch trực, lỏng liên kết), ma trận nhầm lẫn cho thấy tỷ lệ nhận diện đúng của từng lớp cũng đạt mức cao (mất cân bằng, lệch trực và lỏng liên kết đều có recall xấp xỉ 98–100%), nhưng đồng thời vẫn tồn tại một số ô ngoài đường chéo đáng chú ý. Một phần nhỏ mẫu thuộc trạng thái bình thường bị nhầm sang trạng thái mất cân bằng, phản ánh việc các thành phần điều hòa bậc thấp do khe hở gây ra có thể bị che lấp hoặc bị mô hình xem là dao động do mất cân bằng khi biên độ xung va đập chưa đủ lớn.

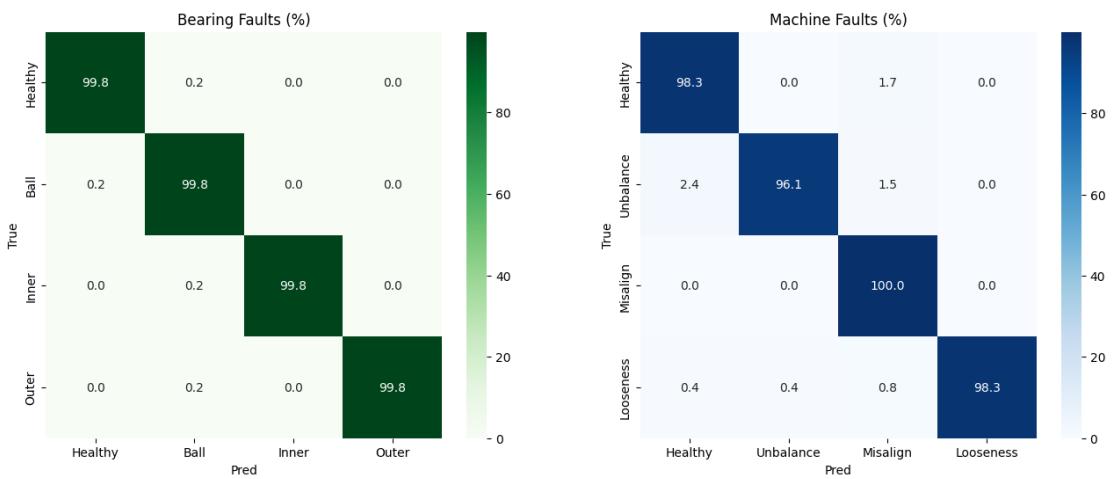
Ngược lại, các mẫu lỏng liên kết cơ khí rõ rệt hiếm khi bị nhầm sang các lớp khác do phô tần cho thấy sự xuất hiện đồng thời của các biên độ hài số cao, thành phần phân số và nền phô nâng cao – những đặc trưng đã được CNN khai thác khá hiệu quả. Nhìn từ góc độ động lực học, các cặp lớp dễ nhầm lẫn thường là những trạng thái có cơ chế kích thích “trung gian” (ví dụ khe mỏng giữa trạng thái bình thường và lỏng liên kết nặng), nơi phô tần vừa mang thành phần điều hòa giống mất cân bằng vừa xuất hiện các dấu hiệu phi tuyến ở mức độ chưa rõ ràng.

Khi quan sát đồng thời ma trận nhầm lẫn cho các nhãn lỗi cơ khí và lỗi ổ lăn, có thể nhận thấy mô hình ít khi “bỏ sót hoàn toàn” một dạng hư hỏng khi nó xuất hiện cùng với lỗi khác, mà chủ yếu phát sinh các nhầm lẫn cục bộ giữa những trạng thái có phô tương tự. Các lỗi ổ lăn vẫn được nhận diện tốt ngay cả khi xuất hiện đồng thời với lỗi cơ khí, trong khi một số tổ hợp có thành phần mất cân bằng biên độ thấp có thể bị mô hình xem nhẹ hơn so với lỗi lỏng liên kết hoặc lệch trực đi kèm.

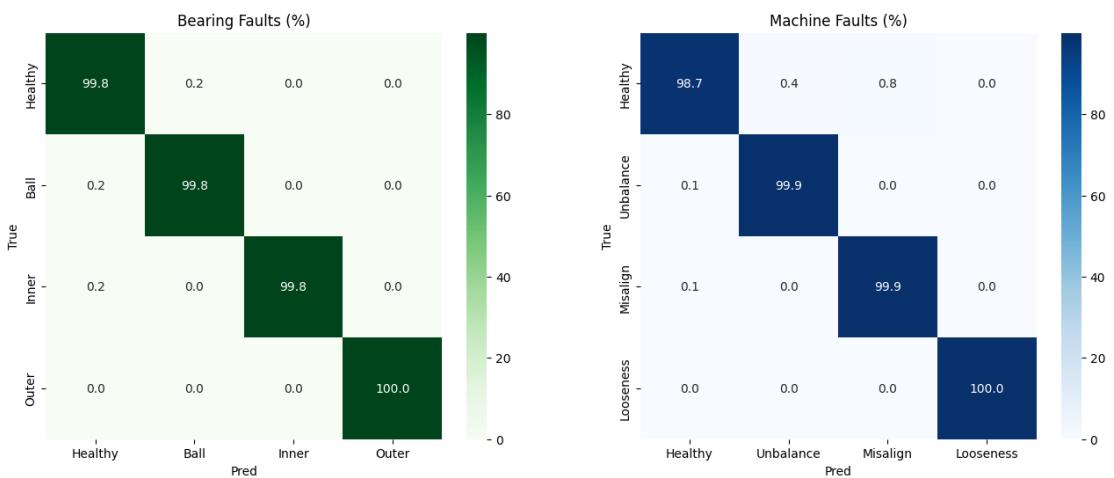
Cấu trúc này phù hợp với đặc thù chẩn đoán rung động rotor-bearing: mô hình ưu tiên nhận diện các dấu hiệu hư hỏng mang tính xung (ổ lăn, lỏng liên kết mạnh) hơn là các thành phần điều hòa biên độ nhỏ, qua đó gián tiếp ưu tiên Recall cho các lỗi tiềm ẩn rủi ro cao. Trong bối cảnh bài toán đa nhãn, việc phân tích ma trận nhầm lẫn theo từng nhãn giúp đánh giá không chỉ độ chính xác tổng thể mà còn mức độ cân bằng giữa việc tránh bỏ sót lỗi nghiêm trọng và chấp nhận một số cảnh báo nhầm có thể được xử lý ở bước ra quyết định bảo trì.



Hình 26. Kết quả phân loại trên tập dữ liệu kiểm tra của Ổ lăn cầu rãnh sâu



Hình 27. Kết quả phân loại trên tập dữ liệu kiểm tra của Ổ đũa trụ



Hình 28. Kết quả phân loại trên tập dữ liệu kiểm tra của Ổ đũa côn

Các chỉ số precision, recall và F1-score được tính toán trên tập kiểm tra theo phương thức macro averaging, nghĩa là trung bình đơn giản trên tất cả các nhãn lỗi mà không trọng số theo tần suất xuất hiện.

Với mỗi loại lỗi  $k$ , precision được định nghĩa là tỷ lệ giữa số mẫu có lỗi  $k$  được dự đoán đúng và tổng số mẫu mà mô hình dự đoán có lỗi  $k$ :

$$\text{Precision}_k = \frac{\text{TP}_k}{\text{TP}_k + \text{FP}_k} \quad (4.3)$$

trong đó  $\text{TP}_k$  là số True Positive (mẫu có lỗi được dự đoán đúng) và  $\text{FP}_k$  là số False Positive (mẫu không có lỗi nhưng bị dự đoán nhầm là có). Precision cao có nghĩa là khi mô hình báo lỗi, xác suất báo đúng là cao, tương ứng với việc giảm thiểu báo giả. Trong bối cảnh chẩn đoán kỹ thuật, precision cao giúp tránh tình trạng dừng máy hoặc bảo trì không cần thiết. Ngược lại, recall được định nghĩa là tỷ lệ giữa số mẫu có lỗi được dự đoán đúng và tổng số mẫu thực sự có lỗi:

$$\text{Recall}_k = \frac{\text{TP}_k}{\text{TP}_k + \text{FN}_k} \quad (4.4)$$

trong đó  $\text{FN}_k$  là số False Negative (mẫu có lỗi nhưng mô hình không phát hiện). Recall cao có nghĩa là mô hình phát hiện được phần lớn các trường hợp lỗi, giảm thiểu nguy cơ bỏ sót. Trong bối cảnh giám sát tình trạng thiết bị quay, recall cao là yếu tố then chốt để đảm bảo an toàn vận hành.

F1-score là trung bình điều hòa giữa precision và recall, phản ánh sự cân bằng giữa hai yếu tố:

$$\text{F1}_k = 2 \cdot \frac{\text{Precision}_k \cdot \text{Recall}_k}{\text{Precision}_k + \text{Recall}_k} \quad (4.5)$$

Kết quả cho thấy precision trung bình đạt 0.9953, recall đạt 0.9948, và F1-score đạt 0.9950. Các chỉ số này phản ánh rằng khi mô hình dự đoán một nhãn lỗi, xác suất dự đoán đúng là rất cao (precision cao), đồng thời mô hình cũng bắt được phần lớn các trường hợp lỗi thực sự tồn tại (recall cao). Trong bối cảnh bài toán lỗi hỗn hợp, precision cao cho thấy mô hình không có xu hướng báo giả nhiều, điều này quan trọng trong ứng dụng thực tế.

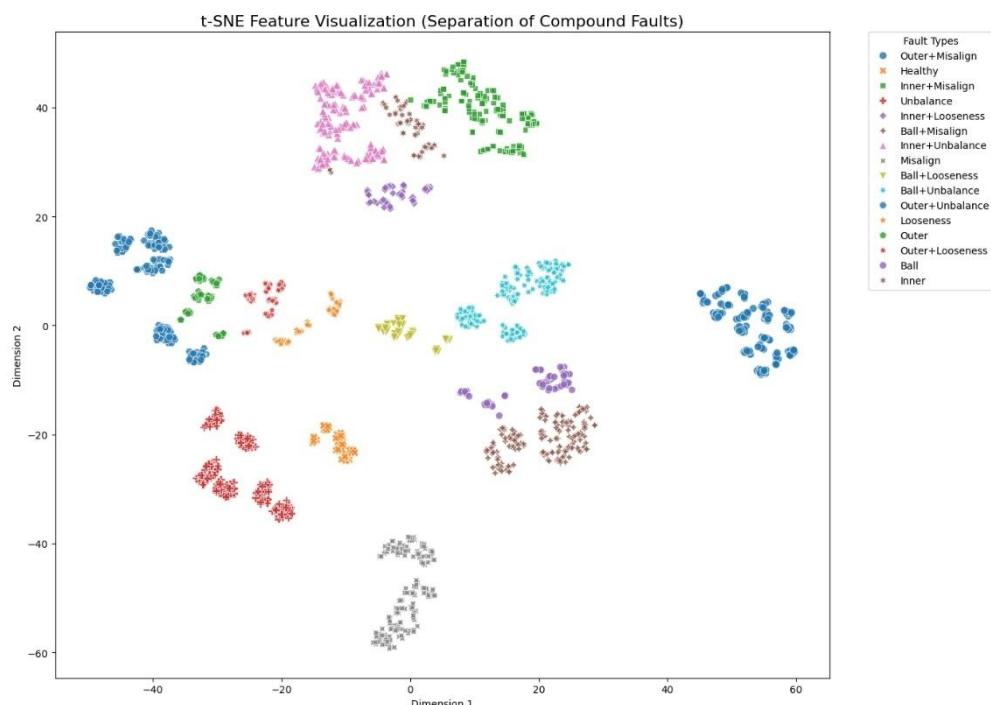
Bảng 3. Báo cáo phân loại

	Precision	Recall	F1-score	Support
Macro avg	0.9979	0.9874	0.9926	3120
Weighted avg	0.9977	0.9865	0.9921	3120
Sample avg	0.9634	0.9560	0.9584	3120

Để trực quan hóa cấu trúc không gian đặc trưng mà mô hình đã học, biểu đồ phân tán hai chiều được tạo ra bằng phương pháp t-SNE, một kỹ thuật giảm chiều

phi tuyến nhằm bảo tồn cấu trúc lân cận trong không gian đa chiều ban đầu. Trên biểu đồ, các mẫu thuộc các loại lỗi đơn lẻ tập trung thành các cụm tương đối rõ ràng và tách biệt nhau trong không gian nhúng hai chiều, trong khi các mẫu lỗi hỗn hợp có xu hướng nằm gần ranh giới hoặc giữa các cụm lỗi đơn, phản ánh bản chất rằng đặc trưng của chúng là sự tổng hợp hoặc chồng chập của các cơ chế lỗi thành phần. Ví dụ, các mẫu "Outer+Unbalance" (lỗi vòng ngoài kết hợp mất cân bằng) nằm trong vùng gần cả hai cụm "Outer" và "Unbalance", cho thấy vector đặc trưng của chúng có sự đóng góp từ cả hai cơ chế. Sự phân bố này không phải là một bằng chứng định lượng về hiệu suất mô hình, vì t-SNE là phép chiếu phi tuyến và khoảng cách trong không gian hai chiều không tương ứng trực tiếp với khoảng cách trong không gian đặc trưng gốc, nhưng nó cung cấp một minh họa trực quan rằng các lớp tích chập và attention đã tạo ra một không gian biểu diễn nội tại có cấu trúc phân cụm theo cơ chế lỗi.

Nhìn chung, các kết quả thực nghiệm cho thấy mô hình học sâu đa nhánh dựa trên phô FFT và phô bao có khả năng phân loại đa nhãn với tỷ lệ chính xác cao trên tập kiểm tra của từng ô lăn. Điều này không có nghĩa là bài toán lỗi hỗn hợp đã được giải quyết hoàn toàn, mà chỉ ra rằng trong điều kiện thí nghiệm đã thiết lập, việc kết hợp hai biểu diễn phô bổ sung và sử dụng kiến trúc CNN với attention đã giúp mô hình khai thác được cấu trúc đặc trưng trong tín hiệu rung động theo cách phù hợp với nhiệm vụ phân biệt các trạng thái lỗi. Sự hội tụ ổn định của quá trình huấn luyện, cùng với tỷ lệ precision và recall cao, phù hợp với kỳ vọng rằng các lỗi cơ khí và lỗi ô lăn để lại dấu vết phô có tính lặp lại, do đó có thể học được thông qua các mô hình thống kê.



Hình 29. Phân bố không gian đặc trưng t-SNE cho các trạng thái lỗi đơn và lỗi hỗn hợp của hệ rotor-bearing

## CHƯƠNG 5. KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

### 5.1 Kết luận

Đề tài tập trung vào bài toán chẩn đoán lỗi hỗn hợp trong hệ rotor-bearing, nơi các lỗi cơ khí trên phần quay và các lỗi ổ lăn có thể xuất hiện đồng thời và tương tác với nhau trong cùng một chế độ vận hành. So với trường hợp chỉ có một loại lỗi đơn, bài toán lỗi hỗn hợp khó hơn đáng kể vì tín hiệu rung động đo được là kết quả chồng chập của nhiều cơ chế kích thích khác nhau, tạo ra phổ tần số với các thành phần điều hòa, sideband và đỉnh cộng hưởng khó tách biệt nghiêm ngặt. Các phương pháp chẩn đoán truyền thống dựa trên quan sát phổ FFT hoặc phổ bao và áp dụng các ngưỡng thủ công thường giả định rằng mỗi cơ chế lỗi tương ứng với một vài bậc hoặc tần số đặc trưng tương đối "sạch". Khi nhiều lỗi cùng tồn tại, giả định này không còn phù hợp, việc nhận diện dựa trên một số đỉnh riêng lẻ trở nên thiếu chắc chắn và phụ thuộc nhiều vào kinh nghiệm chủ quan của người phân tích.

Đồ án đã tiếp cận vấn đề trên cơ sở kết nối chặt chẽ giữa động lực học, xử lý tín hiệu và mô hình học sâu. Từ phân tích động lực học hệ rotor-bearing, các tần số kích thích và dạng đáp ứng đặc trưng cho từng cơ chế lỗi được xác định, làm cơ sở cho việc lựa chọn miền phân tích và cách chuẩn hóa tín hiệu. Tín hiệu rung động được xử lý theo miền bậc quay, kết hợp phân tích FFT để làm nổi bật các thành phần điều hòa của lỗi cơ khí và phân tích bao để nhấn mạnh các xung va đập của lỗi ổ lăn. Các phổ thu được không bị giản lược thành vài chỉ số rời rạc mà được giữ nguyên dạng như những trường đặc trưng liên tục, cho phép mô hình học sâu nhìn thấy toàn bộ cấu trúc phổ thay vì từng điểm tách biệt. Trên nền tảng này, pipeline học sâu đa nhánh sử dụng CNN, CBAM và cơ chế attention được xây dựng để thực hiện phân loại đa nhãn, trong đó mỗi nhãn tương ứng với sự hiện diện hay vắng mặt của một cơ chế lỗi cụ thể.

Một điểm nhấn quan trọng của đồ án là mô hình học sâu không được sử dụng như một hộp đen thuần túy. Thiết kế kiến trúc được dẫn dắt bởi hiểu biết vật lý và xử lý tín hiệu: mỗi nhánh CNN gắn với một loại phổ có ý nghĩa rõ ràng, các kernel tích chập có thể hiểu như những bộ lọc học được trong miền bậc, còn CBAM và attention đóng vai trò tập trung vào các vùng phổ và các kênh đặc trưng có liên quan chặt chẽ đến cơ chế lỗi. Nhờ vậy, mô hình đóng vai trò như một ánh xạ phi tuyến từ không gian phổ có nền tảng vật lý sang không gian trạng thái lỗi, thay vì chỉ là một thuật toán phân loại "tự do" không ràng buộc. Phân tích ma trận nhầm lẫn, các chỉ số precision-recall và biểu đồ t-SNE trong Chương 4 cho thấy mô hình có khả năng phân biệt khá rõ giữa các lỗi đơn và các tổ hợp lỗi trong phạm vi dữ liệu nghiên cứu, độ hội tụ của hàm mất mát ổn định theo epoch và không có dấu hiệu dao động bất thường. Không gian đặc trưng mà mô hình học được thể hiện cấu trúc phân cụm có ý nghĩa: các mẫu thuộc cùng một cơ chế lỗi nằm gần nhau, trong khi các mẫu lỗi hỗn hợp có xu hướng xuất hiện ở vùng chuyển tiếp giữa các cụm của các lỗi thành phần.

Từ các kết quả đó, có thể tóm lược các đóng góp chính của đồ án trên ba phương diện. Về mặt phương pháp, đồ án đã đề xuất và triển khai một chuỗi xử lý hoàn chỉnh cho bài toán chẩn đoán lỗi hỗn hợp, kết hợp Computed Order Tracking, phân tích FFT và envelope trong miền bậc với mô hình CNN đa nhánh và cơ chế attention cho phân loại đa nhánh. Mỗi bước trong chuỗi này đều được biện minh bằng lập luận động lực học và xử lý tín hiệu, giúp bảo đảm tính nhất quán về mặt vật lý. Về mặt ứng dụng, pipeline được kiểm chứng trên bộ dữ liệu rotor-bearing có tổ hợp đa dạng các lỗi cơ khí và lỗi ổ lăn, cho thấy cách tiếp cận có tiềm năng áp dụng cho các hệ thống giám sát tình trạng tương tự, nơi yêu cầu nhận diện đồng thời nhiều cơ chế lỗi từ tín hiệu rung động. Về mặt học thuật, ở mức một đồ án tốt nghiệp, công trình đã minh họa được cách kết hợp giữa kiến thức nền tảng về động lực học máy và các kỹ thuật học sâu hiện đại để giải quyết một bài toán chẩn đoán có mức độ phức tạp cao, đồng thời xây dựng được một khung thực nghiệm rõ ràng cho các nghiên cứu tiếp theo.

## 5.2 Hạn chế và hướng phát triển

Bên cạnh những kết quả đạt được, đồ án vẫn tồn tại nhiều hạn chế cần được ghi nhận một cách thăng thắn. Thứ nhất, dữ liệu thực nghiệm sử dụng chủ yếu dựa trên bộ UOS Bearing Dataset với các kịch bản lỗi được tạo ra trong điều kiện phòng thí nghiệm có kiểm soát. Mặc dù bộ dữ liệu này giàu thông tin và thuận tiện cho nghiên cứu, nhưng nó chưa phản ánh đầy đủ sự biến thiên phức tạp của các hệ rotor-bearing trong môi trường công nghiệp thực tế, nơi điều kiện lắp đặt, độ cứng nền móng, tải trọng và môi trường xung quanh có thể thay đổi đáng kể theo thời gian. Các mô hình được huấn luyện và đánh giá trên dữ liệu cùng phân bố nên chưa có bằng chứng về khả năng khai quát sang các máy khác, các cấu hình ổ lăn khác hoặc các dải tốc độ vận hành rộng hơn.

Thứ hai, phạm vi lỗi trong đồ án giới hạn ở ba lỗi cơ khí cơ bản và ba lỗi ổ lăn điển hình, với các mức độ hư hỏng tương đối rõ ràng. Các cơ chế lỗi khác như nứt trực, lỏng khớp nối, lệch tâm của rotor phức tạp, hư hỏng hộp số hoặc các dạng mất ổn định động lực học chưa được xem xét. Ngay trong phạm vi đã nghiên cứu, dữ liệu tập trung nhiều vào các giai đoạn lỗi đã hình thành rõ, chưa bao quát tốt các giai đoạn đầu của hư hỏng khi biên độ tín hiệu còn thấp và dễ bị che khuất trong nhiễu. Điều này khiến việc đánh giá khả năng phát hiện sớm lỗi của mô hình vẫn còn bỏ ngỏ. Bên cạnh đó, việc gán nhãn trong dữ liệu được giả định là hoàn toàn chính xác và không có sai lệch, trong khi ở thực tế công nghiệp, việc xác định trạng thái lỗi đôi khi phụ thuộc vào quá trình kiểm tra tháo máy hoặc thông tin bảo trì, vốn có thể tồn tại không chắc chắn.

Về hướng phát triển, một ưu tiên rõ ràng là mở rộng và đa dạng hóa dữ liệu. Việc áp dụng pipeline đề xuất cho các bộ dữ liệu thu thập trên máy quay thực trong nhà máy, với điều kiện vận hành, tải trọng và môi trường khác nhau, sẽ giúp đánh giá thực chất khả năng ứng dụng của phương pháp. Đồng thời, việc đưa thêm các dạng lỗi khác và các mức độ hư hỏng khác nhau, đặc biệt là giai đoạn sớm, sẽ cho phép kiểm tra khả năng phân biệt tinh tế hơn của mô hình. Trong bối cảnh dữ liệu có gán nhãn hạn chế, các hướng tiếp cận học bán giám sát hoặc tự giám sát là rất

hứa hẹn, ví dụ sử dụng các kiến trúc autoencoder, contrastive learning hoặc pretext tasks trong miền phô để học không gian đặc trưng từ lượng lớn dữ liệu không nhãn, sau đó fine-tune cho bài toán chẩn đoán cụ thể.

Một hướng nghiên cứu khác là tích hợp thêm các thông tin vận hành như tốc độ quay, mô-men tải hoặc các tín hiệu phụ trợ (dòng điện, nhiệt độ, áp suất) vào mô hình, nhằm phản ánh đầy đủ hơn trạng thái làm việc của hệ thống. Việc kết hợp các nguồn dữ liệu khác nhau trong một mô hình đa phương thức có thể giúp giảm bớt sự mơ hồ do chồng chập tín hiệu rung động trong các trường hợp lỗi hỗn hợp phức tạp. Cuối cùng, khía cạnh giải thích mô hình cũng cần được chú trọng trong các bước tiếp theo. Các kỹ thuật explainable AI như Grad-CAM, Layer-wise Relevance Propagation hoặc phân tích độ nhạy theo bậc quay có thể được áp dụng để làm rõ hơn vùng phô hoặc kênh đặc trưng nào đóng vai trò quyết định đối với từng dự đoán, qua đó tăng mức độ tin cậy và chấp nhận của mô hình trong môi trường công nghiệp.

Trong bối cảnh đó, có thể xem đồ án này như một bước khởi đầu có hệ thống cho hướng nghiên cứu chẩn đoán lỗi hỗn hợp trong hệ rotor-bearing dựa trên học sâu. Công trình đã xây dựng được một khung phương pháp rõ ràng, liên kết được động lực học, xử lý tín hiệu và mô hình học máy, đồng thời kiểm chứng được tính khả thi trên một bộ dữ liệu chuẩn. Các hạn chế đã nêu mở ra nhiều hướng mở rộng tiềm năng cho các công trình tiếp theo ở mức luận văn cao học, nghiên cứu sinh hoặc triển khai công nghiệp, nơi các yêu cầu về khái quát hóa, khả năng xử lý dữ liệu lớn và tính giải thích của mô hình sẽ được đẩy lên mức cao hơn.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] C. Scheffer and P. Girdhar, “Practical Machinery Vibration Analysis & Predictive Maintenance, 2004,” *Burlington, MA: Newnes*, vol. 252.
- [2] H. Ahmed and A. K. Nandi, *Condition monitoring with vibration signals: Compressive sampling and learning algorithms for rotating machines*. John Wiley & Sons, 2020.
- [3] Steven Aliano, “World’s Largest Manufacturers Lose \$1 Trillion/Year to Machine Failure,” International of Automation. [Online]. Available: <https://blog.isa.org/worlds-largest-manufacturers-lose-1-trillion/year-to-machine-failure>
- [4] “The Impact of Unplanned Downtime in Industrial Manufacturing,” Henkel Adhesive Technologies. [Online]. Available: <https://www.henkel-adhesives.com/us/en/applications/all-applications/industry-insights/the-impact-of-unplanned-downtime.html/1000.html>
- [5] Elliot Barnett, “Moving from Reactive to Predictive: How IoT-Enabled Maintenance Drives Efficiency and Cost Savings,” IIoT World. [Online]. Available: <https://www.iiot-world.com/predictive-analytics/predictive-maintenance/predictive-maintenance-cost-savings/>
- [6] R. B. Randall, *Vibration-based condition monitoring: industrial, automotive and aerospace applications*. John Wiley & Sons, 2021.
- [7] A. R. Mohanty, *Machinery condition monitoring: Principles and practices*. CRC Press, 2014.
- [8] M. P. Norton and D. G. Karczub, *Fundamentals of noise and vibration analysis for engineers*. Cambridge university press, 2003.
- [9] T. Du Nguyen, T. H. Nguyen, D. T. B. Do, T. H. Pham, J. W. Liang, and P. D. Nguyen, “Efficient and Explainable Bearing Condition Monitoring with Decision Tree-Based Feature Learning,” *Machines*, vol. 13, no. 6, Jun. 2025, doi: 10.3390/machines13060467.
- [10] M. L. Adams, *Rotating machinery vibration: from analysis to troubleshooting*. CRC Press, 2009.
- [11] R. B. Randall and J. Antoni, “Rolling element bearing diagnostics—A tutorial,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 25, no. 2, pp. 485–520, 2011.
- [12] J. Antoni, “The spectral kurtosis: a useful tool for characterising non-stationary signals,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 20, no. 2, pp. 282–307, 2006.
- [13] N. Sawalhi and R. B. Randall, “The application of spectral kurtosis to bearing diagnostics,” in *Proceedings of ACOUSTICS*, 2004, pp. 3–5.
- [14] B. Chen *et al.*, “Product envelope spectrum optimization-gram: An enhanced envelope analysis for rolling bearing fault diagnosis,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 193, p. 110270, 2023.

- [15] X. Lou and K. A. Loparo, “Bearing fault diagnosis based on wavelet transform and fuzzy inference,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 18, no. 5, pp. 1077–1095, 2004.
- [16] Q. SUN and Y. Tang, “Singularity analysis using continuous wavelet transform for bearing fault diagnosis,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 16, no. 6, pp. 1025–1041, 2002.
- [17] Y. Lei, Z. He, Y. Zi, and Q. Hu, “Fault diagnosis of rotating machinery based on multiple ANFIS combination with GAs,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 21, no. 5, pp. 2280–2294, 2007.
- [18] Y. Lei, J. Lin, Z. He, and M. J. Zuo, “A review on empirical mode decomposition in fault diagnosis of rotating machinery,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 35, no. 1–2, pp. 108–126, 2013.
- [19] L. C. Nguyen and others, “Adaptive Empirical Mode Decomposition for Bearing Fault Detection.,” *Journal of Mechanical Engineering/Strojniški Vestnik*, vol. 62, no. 5, 2016.
- [20] W. Kwon, J. Lee, S. Choi, and N. Kim, “Empirical mode decomposition and Hilbert–Huang transform-based eccentricity fault detection and classification with demagnetization in 120 kW interior permanent magnet synchronous motors,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 241, p. 122515, 2024.
- [21] C. Hua, L. Xiong, L. Lv, D. Dong, and H. Ouyang, “Multi-fault classification of rotor systems based on phase feature of axis trajectory in noisy environments,” *Struct. Health Monit.*, vol. 23, no. 2, pp. 924–944, 2024.
- [22] Y. Ren, G. Li, X. Li, J. Zhang, R. Liu, and S. Shi, “Compound fault characteristic analysis for fault diagnosis of a planetary gear train,” *Sensors*, vol. 24, no. 3, p. 927, 2024.
- [23] Y. Lei, B. Yang, X. Jiang, F. Jia, N. Li, and A. K. Nandi, “Applications of machine learning to machine fault diagnosis: A review and roadmap,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 138, p. 106587, 2020.
- [24] O. Das, D. B. Das, and D. Birant, “Machine learning for fault analysis in rotating machinery: A comprehensive review,” *Heliyon*, vol. 9, no. 6, 2023.
- [25] O. Matania, I. Dattner, J. Bortman, R. S. Kenett, and Y. Parmet, “A systematic literature review of deep learning for vibration-based fault diagnosis of critical rotating machinery: Limitations and challenges,” *J. Sound Vib.*, vol. 590, p. 118562, 2024.
- [26] H. Sun and S. Zhao, “Fault diagnosis for bearing based on 1DCNN and LSTM,” *Shock and Vibration*, vol. 2021, no. 1, p. 1221462, 2021.
- [27] A. Khorram, M. Khalooei, and M. Rezghi, “End-to-end CNN+ LSTM deep learning approach for bearing fault diagnosis,” *Applied Intelligence*, vol. 51, no. 2, pp. 736–751, 2021.

- [28] H. Wang, C. Liu, D. Jiang, and Z. Jiang, “Collaborative deep learning framework for fault diagnosis in distributed complex systems,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 156, p. 107650, 2021.
- [29] S.-L. Lin, “Application combining VMD and ResNet101 in intelligent diagnosis of motor faults,” *Sensors*, vol. 21, no. 18, p. 6065, 2021.
- [30] H. Yu, X. Miao, and H. Wang, “Bearing fault reconstruction diagnosis method based on ResNet-152 with multi-scale stacked receptive field,” *Sensors*, vol. 22, no. 5, p. 1705, 2022.
- [31] H. Lv, J. Chen, T. Pan, T. Zhang, Y. Feng, and S. Liu, “Attention mechanism in intelligent fault diagnosis of machinery: A review of technique and application,” *Measurement*, vol. 199, p. 111594, 2022.
- [32] X. Wang, L. Yuan, L. Ma, and J. Liu, “A fault diagnosis method for rotating machinery components based on enhanced YOLO v8 and integrated attention mechanism,” *PLoS One*, vol. 20, no. 12, p. e0338387, 2025.
- [33] C. Li, C. K. Kwok, X. Li, L. Mo, and R. Yan, “Rotating machinery fault diagnosis based on multi-sensor information fusion using graph attention network,” in *2022 17th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV)*, 2022, pp. 678–683.
- [34] C. Li, S. Zhang, Y. Qin, and E. Estupinan, “A systematic review of deep transfer learning for machinery fault diagnosis,” *Neurocomputing*, vol. 407, pp. 121–135, 2020.
- [35] S. Xiang, J. Zhang, H. Gao, D. Shi, and L. Chen, “A deep transfer learning method for bearing fault diagnosis based on domain separation and adversarial learning,” *Shock and Vibration*, vol. 2021, no. 1, p. 5540084, 2021.
- [36] S. Asutkar and S. Tallur, “Deep transfer learning strategy for efficient domain generalisation in machine fault diagnosis,” *Sci. Rep.*, vol. 13, no. 1, p. 6607, 2023.
- [37] X. Qiao, H. Y. Liow, V. L. Jauw, and C. S. Lim, “A Comparative Study of Deep Learning Model Based Equipment Fault Diagnosis and Prognosis,” *Int. J. Progn. Health Manag.*, vol. 16, no. 1, 2025.
- [38] O. AlShorman *et al.*, “A review of artificial intelligence methods for condition monitoring and fault diagnosis of rolling element bearings for induction motor,” *Shock and vibration*, vol. 2020, no. 1, p. 8843759, 2020.
- [39] R. K. Mishra, A. Choudhary, S. Fatima, A. R. Mohanty, and B. K. Panigrahi, “A generalized method for diagnosing multi-faults in rotating machines using imbalance datasets of different sensor modalities,” *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 132, p. 107973, 2024.
- [40] G. Wang, N. Shi, X. Yang, Z. Liu, and Z. Liu, “Bearing fault diagnosis method based on SAGAN and improved ResNet,” *Sci. Rep.*, vol. 15, no. 1, p. 33494, 2025.

- [41] G. Genta, *Dynamics of rotating systems*. Springer Science & Business Media, 2005.
- [42] S. Woo, J. Park, J.-Y. Lee, and I. S. Kweon, “CBAM: Convolutional Block Attention Module,” Jul. 2018, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1807.06521>
- [43] Q. Xu, H. Jiang, X. Zhang, J. Li, and L. Chen, “Multiscale Convolutional Neural Network Based on Channel Space Attention for Gearbox Compound Fault Diagnosis,” *Sensors*, vol. 23, no. 8, Apr. 2023, doi: 10.3390/s23083827.
- [44] S. Lee, T. Kim, and T. Kim, “Multi-domain vibration dataset with various bearing types under compound machine fault scenarios,” *Data Brief*, vol. 57, Dec. 2024, doi: 10.1016/j.dib.2024.110940.