**ĐẠI HỌC QUỐC GIA TP HCM**

**TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ THÔNG TIN**

**------------------**

**LÊ THANH DŨNG**

**PHÁT HIỆN BẤT THƯỜNG TRONG**

**MÁY MÓC CÔNG NGHIỆP SỬ DỤNG**

**CÁC THUẬT TOÁN MÁY HỌC**

**LUẬN VĂN THẠC SĨ**

Ngành: Khoa Học Máy Tính

Mã ngành: 8.48.01.01

TP. HỒ CHÍ MINH - 2025

**ĐẠI HỌC QUỐC GIA TP HCM**

**TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ THÔNG TIN**

**------------------**



**LÊ THANH DŨNG**

**PHÁT HIỆN BẤT THƯỜNG TRONG**

**MÁY MÓC CÔNG NGHIỆP SỬ DỤNG**

**CÁC THUẬT TOÁN MÁY HỌC**

**LUẬN VĂN THẠC SĨ**

NGÀNH KHOA HỌC MÁY TÍNH

Mã ngành: 8.48.01.01

NGƯỜI HƯỚNG DẪN KHOA HỌC:

**TS. VÕ NGUYÊN LÊ DUY**

TP. Hồ Chí Minh, tháng 7 năm 2025

LỜI CẢM ƠN

Lời đầu tiên, em xin gởi lời cảm ơn chân thành đến quý thầy cô trường Đại học Công Nghệ Thông Tin đã nhiệt tình hỗ trợ, dạy bảo cho em. Sau thời gian học tập, và tìm hiểu các kiến thức trên được giảng dạy trên nhà trường, tài liệu từ các website của trường và thư viện đại học Quốc gia. Em đã bổ sung nhiều kiến thức bổ ích trong suốt thời gian qua, cũng như tạo điều kiện cho em thực hiện đề tài này. Kính chúc quý thầy cô luôn dồi dào sức khỏe và thành công trong cuộc sống.

Đặc biệt, em xin gửi lời cảm ơn chân thành đến thầy Võ Nguyễn Lê Duy. Thầy đã tận tâm, đồng hành, nhiệt tình hướng dẫn và chỉ bảo cho em trong suốt quá trình thực hiện đề tài. Đề tài luận văn sẽ khó hoàn thành nếu không có sự đồng hành và giúp đỡ nhiệt tình của thầy.

Xin cảm ơn tất cả bạn bè, các bạn học viên đã cùng đồng hành trong quá trình học tập, xây dựng các đáp án , giúp em hoàn thiện hơn đề tài này.

Em xin gửi lời cảm ơn đồng nghiệp, sếp Lực, sếp Khoa tại tổng công ty Becamex IDC đã tạo điều kiện thuận lợi về cả tinh thần, và tài nguyên máy móc, thời gian học tập giúp em hoàn thành luận văn một cách tốt nhất.

Luận văn đã hoàn thành và đạt được một số kết quả đáng khích lệ, tuy nhiên vì thời gian thực hiện và kiến thức còn hạn chế nên sẽ không tránh khỏi những thiếu sót, cần được sự bổ sung và góp ý của các thầy cô, đồng nghiệp và các bạn.

Một lần nữa, em xin chân thành cảm ơn!

TP. HCM, ngày 12 tháng 07 năm 2025

Học viên

Lê Thanh Dũng

# 

LỜI CAM ĐOAN

Tôi xin cam đoan:

1. Những nội dung trong luận văn này đều do tôi thực hiện dưới sự hướng dẫn, hỗ trợ của thầy TS Võ Nguyễn Lê Duy.
2. Các nguồn tham khảo trong luận văn đều được trích dẫn rõ ràng tên công trình, tên tác giả, thời gian công bố.

Mọi sao chép không hợp lệ, vi phạm quy chế đào tạo, tôi xin chịu hoàn toàn trách nhiệm.

TP. HCM, ngày 12 tháng 07 năm 2025

Học viên

Lê Thanh Dũng

MỤC LỤC

[Chương 2. TỔNG QUAN 5](#_Toc201172251)

[2.1 Bối cảnh và lý do chọn đề tài 5](#_Toc201172252)

[2.2 Mục tiêu nghiên cứu 5](#_Toc201172253)

[2.3 Phạm vi nghiên cứu 6](#_Toc201172254)

[2.4 Phương pháp nghiên cứu 6](#_Toc201172255)

[**a.** **Nghiên cứu lý thuyết**: Giai đoạn này bao gồm việc **tổng quan toàn diện về lý thuyết phát hiện bất thường**, từ các khái niệm, lý thuyết đến các phương pháp nâng cao. Đồng thời, tìm hiểu về đặc điểm, phân phối của dữ liệu công nghiệp, vốn thường có tính chu kỳ, nhiễu và đôi khi là mất cân bằng. Quan trọng hơn, luận văn sẽ đi sâu vào cơ chế hoạt động, so sánh các ưu, nhược điểm của các mô hình học máy được lựa chọn: 6](#_Toc201172256)

[**b.** **Thực nghiệm**: Giai đoạn này là trái tim của luận văn, nơi các lý thuyết được đưa vào thực tiễn: 6](#_Toc201172257)

[**c.** **Triển khai hệ thống**: Nhằm trức quan hóa cho khả năng ứng dụng, luận văn sẽ bao gồm việc xây dựng một hệ thống phát hiện bất thường mẫu: 7](#_Toc201172258)

[2.5 Cấu trúc luận văn 7](#_Toc201172259)

[Chương 3. CƠ SỞ LÝ THUYẾT VÀ NGHIÊN CỨU LIÊN QUAN 8](#_Toc201172260)

[3.1 Khái quát về khái niệm bất thường. 8](#_Toc201172261)

[**3.1.3** Phát hiện bất thường (Anomaly Detection): 8](#_Toc201172262)

[3.1.4 Là quá trình nhận diện những điểm dữ liệu không tuân theo mô hình hoặc xu hướng chung trong tập dữ liệu. Trong ngữ cảnh công nghiệp, điều này bao gồm việc phát hiện lỗi, sự cố vận hành, hoặc hành vi không mong đợi của máy móc. 8](#_Toc201172263)

[3.1.5 Vai trò trong bảo trì công nghiệp 8](#_Toc201172264)

[3.2 Dữ liệu cảm biến trong công nghiệp – đặc điểm và thách thức 9](#_Toc201172265)

[**3.2.3** Đặc điểm 9](#_Toc201172266)

[**3.2.4** Ví dụ nguồn dữ liệu 9](#_Toc201172267)

[3.3 Các thuật toán học máy trong phát hiện bất thường 9](#_Toc201172268)

[3.3.3 Isolation Forest (Liu et al., 2008) 10](#_Toc201172269)

[3.4 Cách hoạt động của Isolation Forest 10](#_Toc201172270)

[3.5 Ưu điểm của Isolation Forest 12](#_Toc201172271)

[3.5.3 Variational Autoencoder (VAE) – Kingma & Welling, 2013 12](#_Toc201172272)

[3.5.4 Ứng dụng VAE trong Phát hiện Bất thường 14](#_Toc201172273)

[3.5.5 Generative Adversarial Networks (GANs) – Ian J. Goodfellow , 2014 15](#_Toc201172274)

[3.5.6 1. Dựa trên lỗi tái tạo hoặc lỗi ánh xạ ngược (AnoGAN) 16](#_Toc201172275)

[**3.5.7** Tổng kết so sánh các mô hình 18](#_Toc201172276)

[3.5.8 Các công trình nghiên cứu và hệ thống tương tự 19](#_Toc201172277)

[3.5.9 Nền tảng và Giải pháp Giám sát Tình trạng (Condition Monitoring - CM) thương mại 20](#_Toc201172278)

[Chương 4. CHƯƠNG 3: THIẾT KẾ VÀ XÂY DỰNG HỆ THỐNG 21](#_Toc201172279)

[4.1 Yêu cầu hệ thống 21](#_Toc201172280)

[4.2 Hệ thống phát hiện bất thường cần đáp ứng các yêu cầu sau: 21](#_Toc201172281)

[4.3 21](#_Toc201172282)

[4.4 3.2. Thiết kế kiến trúc tổng thể 21](#_Toc201172283)

[**4.4.3** **🔧** Kiến trúc hệ thống. 21](#_Toc201172284)

[**4.4.4** **Mô tả các thành phần trong hệ thống:** 25](#_Toc201172285)

[4.5 Quy trình phát hiện bất thường 25](#_Toc201172286)

[4.5.3 Thu thập dữ liệu 25](#_Toc201172287)

[4.5.4 Tiền xử lý dữ liệu 25](#_Toc201172288)

[4.5.5 Huấn luyện mô hình phát hiện bất thường 26](#_Toc201172289)

[4.5.6 Phát hiện và đánh dấu bất thường 26](#_Toc201172290)

[4.5.7 Giao diện cảnh báo và đề xuất hành động 27](#_Toc201172291)

[2.1 3.4. Lựa chọn ngưỡng và xử lý bất thường 27](#_Toc201172292)

[4.5.8 Phương pháp lựa chọn ngưỡng 27](#_Toc201172293)

[4.5.9 Hệ thống hỗ trợ thiết lập ngưỡng động 28](#_Toc201172294)

[Chương 5. CHƯƠNG 4: THỰC NGHIỆM 29](#_Toc201172295)

[5.1 4.1. Tập dữ liệu và tiền xử lý 29](#_Toc201172296)

[**5.1.3** **4.1.1. Nguồn dữ liệu** 29](#_Toc201172297)

[**5.1.4** **4.1.2. Tiền xử lý dữ liệu** 13](#_Toc201172298)

[5.2 4.3. Đánh giá và so sánh kết quả 1](#_Toc201172299)

[5.3 4.4. Triển khai hệ thống 1](#_Toc201172300)

[Chương 6. 1](#_Toc201172301)

[Chương 7. 1](#_Toc201172302)

[Chương 8. 1](#_Toc201172303)

[Chương 9. CHƯƠNG 5: KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN 2](#_Toc201172304)

[9.1 5.1. Kết luận 2](#_Toc201172305)

[9.2 5.2. Hạn chế 2](#_Toc201172306)

[9.3 5.3. Hướng phát triển 3](#_Toc201172307)

[Chương 10. Tổng kết 3](#_Toc201172308)

# TỔNG QUAN

## Bối cảnh và lý do chọn đề tài

Trong môi trường sản xuất, đặc biệt là hoạt động sản xuất công nghiệp hiện nay. Thì các máy móc công nghiệp, các thiết bị IoT, PLC,.. là xương sống của doanh nghiệp. Nếu các thiết bị, phần cứng này xảy ra hỏng hóc, hoặc gián đoạn sản xuất thì sẽ ảnh hưởng đến hiệu quả hoạt động và chi phí vận hành cho doanh nghiệp. Theo báo cáo của McKinsey (2023), thì trung bình mỗi giờ dừng máy, hoặc gián đoạn sản xuất có thể gây thiệt hại lên đến 260.000 USD. Các phương pháp bảo trì định kì hàng tuần, tháng, quý thường không đem lại hiệu quả cao, và dẫn đến tiêu tốn nhiều thơi gian , công sức và có thể dẫn đến 30% bảo trì dư thừa và vẫn bỏ sót tới 15% lỗi tiềm ẩn (IEEE, 2021).

Ngày nay trong bốicảnh cuộc cách mạng 4.0 hiện nay đang diễn ra mạnh mẽ trên toàn cầu, kết hợp với việc sử dụng trí tuệ nhân tạo, Internet vạn vật kết nối (Iot) để phát hiện sớm các hỏng hóc, các bất thường đang trở thành xu thế toàn cầu, đặc biệt quan trọng đối với Việt Nam trong mục tiêu cải thiện năng suất, chất lượng của sản phẩm nhằm đáp ứng nhu cầu và tiêu chuẩn khắt khe của thế giới.  
Vì vậy đề tài này mong muốn xây dựng hệ thống phát hiện, cảnh báo các bất thường của dữ liệu đặc biệt trong máy móc công nghiệp, thiết bị IoT với mục tiêu xây dựng công tác bảo trì, dự đoán các bất thường có thể xảy ra nhằm đưa ra các biện pháp, và phương án xử lý tốt nhất. Nhằm nâng cao, cải thiện chất lượng và giảm chi phí vận hành nhà máy.

## Mục tiêu nghiên cứu

* **Xây dựng, áp dụng các mô hình nhận diện sự bất thường của dữ liệu**: Mục tiêu trọng tâm là ứng dụng và tối ưu ba loại mô hình học máy cụ thể: **Isolation Forest, Variational Autoencoder (VAE) và Generative Adversarial Networks (GAN)**. Các mô hình này sẽ được tinh chỉnh để có khả năng nhận diện các dấu hiệu không bình thương của dữ liệu một cách chính xác từ dữ liệu cảm biến đa dạng như áp suất, rung động, nhiệt độ, dòng điện, v.v., các thiết bị công nghiệp.
* **So sánh và đánh giá hiệu quả**: Sau khi các mô hình máy học được phát triển, một phần quan trọng của luận văn sẽ là tiến hành các thử nghiệm thực nghiệm để **so sánh và đánh giá sự hiệu quả và hiệu năng hoạt động của từng mô hình**. Việc so sánh này không chỉ dừng lại ở các chỉ số kỹ thuật mà còn xem xét khả năng, tính hiệu quả khi ứng dụng trong thực tế trong việc cảnh báo sớm. Từ đó, xác định được đâu là giải pháp tối ưu nhất, và thuật toán phù hợp với đặc thù của dữ liệu máy móc công nghiệp.
* **Tích hợp hệ thống cảnh báo vào môi trường IoT**: Cuối cùng, để biến nghiên cứu lý thuyết thành một giải pháp có giá trị thực tiễn, luận văn này sẽ đưa ra so sánh và **tích hợp hệ thống cảnh báo bất thường vào một môi trường Internet of Things (IoT) hoàn chỉnh**. Điều này bao gồm việc xây dựng quy trình thu thập dữ liệu liên tục từ cảm biến đến đào tạo, huấn luyện mô hình, xây dựng hệ thống phân tích và sau đó là cơ chế cảnh báo tự động, hỗ trợ tối ưu cho hoạt động bảo trì dự đoán và tự động hóa trong các nhà máy, giúp cải thiện thời gian ngừng hoạt động và chi phí bảo trì.

## Phạm vi nghiên cứu

Nhằm đảm bảo tính khả thi và tập trung của luận văn, các đối tượng và phạm vi nghiên cứu được xác định rõ ràng:

* **Đối tượng nghiên cứu: Luận văn sẽ tập trung phân tích dữ liệu cảm biến được thu thập từ các thiết bị Iot, các thiết bị máy móc công nghiệp. Đặc biệt ở đây là máy bơm. Các loại máy này thường được sử dụng khá nhiều trong nhiều nhà máy với mục đích bơm hoá chất vào lò nung, bơm nhiên liệu, … các thành phần khác của quá trình sản xuất. Việc sớm phát hiện bất thường của máy móc có ý nghĩa lớn trong việc phòng tránh hỏng hóc, nhanh chóng đưa ra hương án xử lý hiệu quả và phòng tránh được các hư hỏng lớn hơn.**
* **Phạm vi nghiên cứu**: Nghiên cứu sẽ chỉ tập trung so sánh và đánh giá các phát hiện bất thường của dữ liệu (anomaly detection), tức là nhận diện khi có một sự sai lệch so với trạng thái hoạt động bình thường của máy móc. Luận văn sẽ không mở rộng sang các hướng phức tạp khác như xác định, dự đoán thời giản xảy ra hỏng hóc.

## Phương pháp nghiên cứu

1. **Nghiên cứu lý thuyết**: Giai đoạn này bao gồm việc **tổng quan toàn diện về lý thuyết phát hiện bất thường**, từ các khái niệm, lý thuyết đến các phương pháp nâng cao. Đồng thời, tìm hiểu về đặc điểm, phân phối của dữ liệu công nghiệp, vốn thường có tính chu kỳ, nhiễu và đôi khi là mất cân bằng. Quan trọng hơn, luận văn sẽ đi sâu vào cơ chế hoạt động, so sánh các ưu, nhược điểm của các mô hình học máy được lựa chọn:
   * + **Isolation Forest**: Thuật toán này dựa trên cây quyết định này được biết đến với khả năng nhanh chong sphát hiện các điểm dữ liệu bất thường của dữ liệu một cách hiệu quả bằng cách "cô lập" chúng thông qua phân chia ngẫu nhiên.
     + **Variational Autoencoder (VAE)**: Một mô hình máy học, học sâu có khả năng học biểu diễn nén (latent representation) của dữ liệu bình thường. Bất thường được phát hiện bằng cách dựa trên lỗi tái tạo cao khi dữ liệu bất thường được đưa vào mô hình.
     + **Generative Adversarial Networks (GAN)**: Được biết đến với khả năng tạo dữ liệu, GAN cũng có thể được biến đổi để ứng dụng phát hiện bất thường bằng cách đánh giá mức độ "giống" của dữ liệu đầu vào với dữ liệu bình thường mà mô hình đã học.
2. **Thực nghiệm**: Giai đoạn này là trái tim của luận văn, nơi các lý thuyết được đưa vào thực tiễn:
   * + **Thu thập dữ liệu từ thiết bị**: Dữ liệu của máy móc sẽ được thu thập từ các thiết bị công nghiệp thực tế nếu có điều kiện, hoặc sử dụng các bộ dữ liệu công khai có sẵn về hoạt động máy móc. Đây là bước then chốt để đảm bảo tính thực tiễn của ứng dụng.
     + **Huấn luyện mô hình**: Các mô hình Isolation Forest, VAE và GAN sẽ được huấn luyện dựa trên tập dữ liệu đã thu thập. Bao gồm các công việc tiền xử lý dữ liệu, lựa chọn siêu tham số (hyperparameter tuning) và tối ưu hóa các tham số mô hình để đạt được hiệu suất tối ưu.
     + **Đánh giá kết quả**: Kết quả của các mô hình sẽ được phân tích kỹ lưỡng. Sự đánh giá hiệu của mô hình sẽ tập trung vào khả năng phát hiện các sự kiện bất thường của dữ liệu một cách chính xác và kịp thời, phù hợp với mục tiêu cảnh báo.
3. **Triển khai hệ thống**: Nhằm trức quan hóa cho khả năng ứng dụng, luận văn sẽ bao gồm việc xây dựng một hệ thống phát hiện bất thường mẫu:
   * + **Giao thức MQTT**: Dữ liệu cảm biến sẽ được truyền tải theo thời gian thực sử dụng giao thức MQTT, hoặc WS, một chuẩn nhẹ và hiệu quả cho IoT.
     + **Cơ sở dữ liệu time-series (InfluxDB)**: Dữ liệu sẽ được lưu trữ trong InfluxDB, một cơ sở dữ liệu chuyên biệt cho chuỗi thời gian, giúp việc truy vấn và phân tích dữ liệu hiệu quả.
     + **Hiển thị trực quan qua giao diện web**: Một giao diện web sẽ được phát triển để trực quan hóa dữ liệu cảm biến, hiển thị các cảnh báo bất thường một cách rõ ràng, giúp người vận hành dễ dàng theo dõi tình trạng máy móc.

Luận văn này kỳ vọng sẽ đóng góp cho việc nâng cao khả năng giám sát, hỗ trợ người vận hành và bảo trình máy móc công nghiệp, giảm công sức và thời gian thông qua ứng dụng các mô hình máy học tiên tiến để phát hiện bất thường.

## Cấu trúc luận văn

Luận văn được chia thành 5 chương:

|  |  |
| --- | --- |
| **Chương** | **Nội dung chính** |
| **Chương 1** | Giới thiệu đề tài, mục tiêu và phương pháp tiếp cận |
| **Chương 2** | Trình bày cơ sở lý thuyết và mô hình thuật toán |
| **Chương 3** | Thiết kế và xây dựng hệ thống phát hiện bất thường |
| **Chương 4** | Triển khai thực nghiệm và đánh giá |
| **Chương 5** | Kết luận và đề xuất hướng nghiên cứu tiếp theo |

# CƠ SỞ LÝ THUYẾT VÀ NGHIÊN CỨU LIÊN QUAN

## Khái quát về khái niệm bất thường.

### Phát hiện bất thường (Anomaly Detection):

### Là quá trình nhận diện những điểm dữ liệu không tuân theo mô hình hoặc xu hướng chung trong tập dữ liệu. Trong ngữ cảnh công nghiệp, điều này bao gồm việc phát hiện lỗi, sự cố vận hành, hoặc hành vi không mong đợi của máy móc.

Có ba loại bất thường chính:

* **Bất thường điểm** (*Point anomalies*): Một điểm dữ liệu đơn lẻ nằm ngoài quy luật (ví dụ: cảm biến đo nhiệt độ tăng đột ngột).
* **Bất thường theo chuỗi thời gian** (*Time-series anomalies*): Dữ liệu biến động theo thời gian và lệch khỏi mô hình thông thường.
* **Bất thường ngữ cảnh** (*Contextual anomalies*): Dữ liệu chỉ được xem là bất thường trong một điều kiện cụ thể (ví dụ: áp suất tăng cao trong điều kiện tải nhẹ).

### Vai trò trong bảo trì công nghiệp

Phát hiện sớm bất thường cho phép doanh nghiệp thực hiện **bảo trì dự đoán (Predictive Maintenance)** thay vì bảo trì định kỳ, giúp:

* Giảm thiểu thời gian chết (*downtime*).
* Tiết kiệm chi phí bảo trì.
* Nâng cao tuổi thọ, và độ tin cậy của thiết bị.

## Dữ liệu cảm biến trong công nghiệp – đặc điểm và thách thức

### Đặc điểm

* **Dữ liệu chuỗi thời gian (time-series):** liên tục theo thời gian, cần xử lý trôi, nhiễu, và xu hướng.
* **Không cân bằng (imbalanced):** các sự kiện bất thường hiếm gặp → mô hình khó học.
* **Nhiễu từ môi trường:** dễ bị ảnh hưởng bởi rung, nhiệt độ, nhiễu từ các thiết bị khác.
* **Đa dạng thiết bị:** Mỗi loại máy móc có tín hiệu khác nhau (máy nén khí, bơm dầu, motor...).

### Ví dụ nguồn dữ liệu

* Sensor áp suất, rung động, nhiệt độ (IoT devices).
* Dataset dữ liệu máy móc công nghiệp của công ty, nhà máy đối tác

## Các thuật toán học máy trong phát hiện bất thường

### Isolation Forest (Liu et al., 2008)



Thuật toán **Isolation Forest** là một phương pháp hiệu quả để nhanh chóng phát hiện các điểm bất thường (anomalies) trong dữ liệu. Đối với thuật toán này thay vì cố gắng mô hình hóa các điểm dữ liệu "bình thường", nó tập trung vào việc **cô lập** các điểm bất thường.

## Cách hoạt động của Isolation Forest

Isolation Forest hoạt động dựa trên ý tưởng rằng các điểm bất thường dễ bị cô lập hơn nhiều so với các điểm dữ liệu bình thường. Dưới đây là các bước chính của thuật toán:

#### a. Xây dựng cây cô lập (Isolation Trees - iTrees)

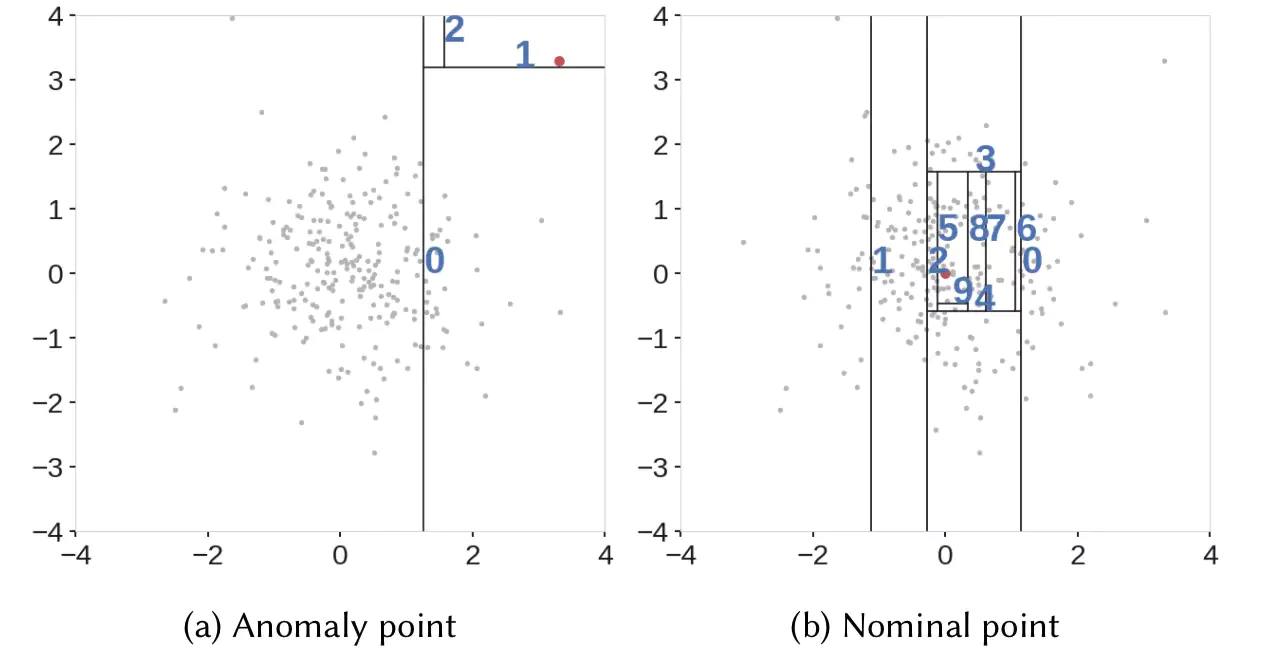
* **Lấy mẫu ngẫu nhiên**: Thuật toán này họat động bằng cách tạo ra nhiều cây cô lập (iTrees) từ các tập con của dữ liệu. Bằng cách sử dụng các tập con giúp thuật toán hiệu quả về mặt tính toán, đặc biệt với các tập dữ liệu lớn.
* **Chia tách, phân chia ngẫu nhiên**: Đối với mỗi cây, quá trình xây dựng bắt đầu bằng cách chọn ngẫu nhiên một đặc trưng (feature) của dữ liệu, sau đó chọn một giá trị phân tách (split value) ngẫu nhiên trong phạm vi của đặc trưng đó. Giá trị này chia dữ liệu thành hai phần.
* **Phân vùng đệ quy**: Quá trình chọn đặc trưng và phân tách ngẫu nhiên này tiếp tục một cách đệ quy. Cây sẽ phát triển cho đến khi mỗi điểm dữ liệu được cô lập trong một nút lá (leaf node) riêng của nó, hoặc đạt đến độ sâu tối đa của cây. Sự ngẫu nhiên trong việc lựa chọn đặc trưng và phân tách đảm bảo rằng các cây không bị thiên vị bởi bất kỳ cấu trúc dữ liệu cụ thể nào.

#### 2. Chiều dài đường đi (Path Length)

* **Định nghĩa**: Chiều đài đường đi đề cập đến số lượng các cạnh (phân tách) cần thiết để cô lập điểm đó trong một cây cô lập.
* **Chiều dài đường đi ngắn hơn cho điểm bất thường**: Vì các điểm bất thường là độc đáo và nằm rải rác, chúng được cô lập nhanh chóng, dẫn đến chiều dài đường đi ngắn hơn. Những điểm này thường lệch đáng kể so với dữ liệu bình thường, giúp việc phân tách chúng dễ dàng hơn với ít lần phân tách hơn.
* **Chiều dài đường đi dài hơn cho điểm bình thường**: Các điểm dữ liệu bình thường, vốn tập trung và tương tự nhau hơn, yêu cầu nhiều lần phân tách hơn để được cô lập. Do đó, chúng có xu hướng có chiều dài đường đi dài hơn trong các cây cô lập.

#### 3. Tính điểm bất thường (Anomaly Score)

Sau khi tạo ra nhiều cây cô lập, thuật toán tính toán điểm bất thường cho mỗi điểm dữ liệu. Điểm này được suy ra từ chiều dài đường đi trung bình của điểm đó trên tất cả các cây. Các điểm có chiều dài đường đi trung bình ngắn hơn sẽ có điểm bất thường cao hơn, cho thấy chúng có nhiều khả năng là các điểm ngoại lai.

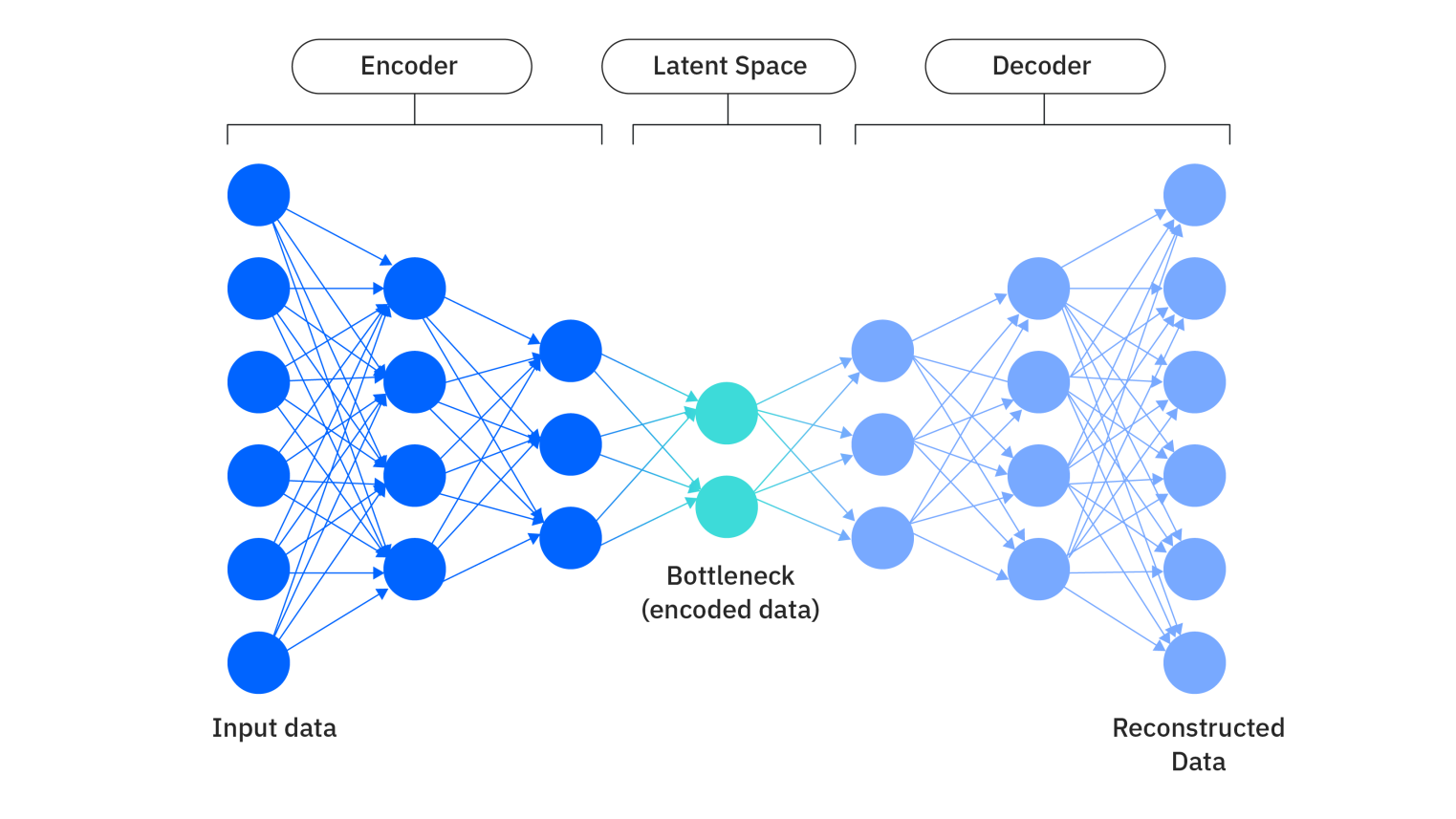


## Ưu điểm của Isolation Forest

* **Hiệu quả**: Đặc biệt hiệu quả với các tập dữ liệu lớn và có số chiều cao.
* **Không cần huấn luyện (unsupervised)**: Không cần dữ liệu được gán nhãn là "bình thường" hay "bất thường" để hoạt động.
* **Hiệu suất tốt**: Thường vượt trội so hơn với các thuật toán phát hiện bất thường truyền thống trong nhiều trường hợp.

Isolation Forest thuật toán mạnh mẽ và trực quan để nhanh chóng phát hiện các điểm dữ liệu bất thường, phát hiện xâm nhập mạng, và giám sát sức khỏe thiết bị.

### Variational Autoencoder (VAE) – Kingma & Welling, 2013



#### Variational Autoencoder (VAE) là gì?

**Variational Autoencoder (VAE)** là một mô hình học sâu tiên tiến thuộc họ **mạng nơ-ron sinh tạo (generative neural networks)**. Khác với các mô hình tự mã hóa (autoencoder) truyền thống chỉ học cách nén dữ liệu và giải nén một cách xác định, VAE có khả năng học một **xác xuất** **phân phối** của dữ liệu đầu vào trong một không gian tiềm ẩn (latent space) có cấu trúc. Điều này không chỉ cho phép VAE tái tạo dữ liệu mà còn sinh ra dữ liệu mới có đặc điểm tương tự với dữ liệu gốc.

#### Cấu trúc của VAE

Một VAE bao gồm hai thành phần chính, hoạt động phối hợp với nhau:

1. **Bộ mã hóa (Encoder)**: Bộ mã hóa nhận dữ liệu đầu vào X (ví dụ: một hình ảnh, một chuỗi số liệu) và ánh xạ nó tới các tham số của một phân phối xác suất trong **không gian tiềm ẩn**. Thay vì chỉ tạo ra một vector mã hóa duy nhất, bộ mã hóa của VAE sẽ tạo ra:

* **Vector trung bình (**μ**)**: Đại diện cho vị trí trung tâm của phân phối.
* **Vector log phương sai (**logσ2**)**: Đại diện cho độ phân tán của phân phối. Chúng ta thường giả định phân phối này là **Gaussian (chuẩn)**. Để cho phép quá trình lan truyền ngược gradient (gradient flow) qua việc lấy mẫu từ phân phối này, VAE sử dụng một kỹ thuật thông minh gọi là **"reparameterization trick"**. Thay vì lấy mẫu trực tiếp z∼N(μ,σ2), chúng ta tính toán z=μ+ϵ⋅σ, trong đó ϵ là một biến ngẫu nhiên được lấy mẫu từ phân phối chuẩn tắc N(0,1).

1. **Bộ giải mã (Decoder)**: Bộ giải mã nhận một vector z được lấy mẫu từ không gian tiềm ẩn (từ phân phối mà bộ mã hóa đã học) và cố gắng tái tạo lại các dữ liệu đầu vào ban đầu, X^. Mục tiêu của bộ giải mã là đảm bảo X^ phải càng giống X càng tốt.

#### Không gian tiềm ẩn (Latent Space) - Trái tim của VAE

**Không gian tiềm ẩn** là một nơi trong đó mà trong đó có số chiều thấp hơn so với dữ liệu gốc, nơi mà bộ mã hóa biểu diễn dữ liệu. Tuy nhiên, trong VAE, đây không chỉ là một không gian nén thông thường mà là một không gian **liên tục và có cấu trúc xác suất**.

* **Học biểu diễn ngữ nghĩa**: VAE ép buộc bộ mã hóa học một biểu diễn mà ở đó các điểm dữ liệu tương tự nhau sẽ nằm gần nhau trong không gian tiềm ẩn. Điều này tạo ra một "bản đồ" ngữ nghĩa, nơi các biến thể nhỏ trong dữ liệu đầu vào tương ứng với những dịch chuyển nhỏ và mượt mà trong không gian tiềm ẩn.
* **Học phân phối, không phải điểm cố định**: VAE học được sự biến thiên tự nhiên của dữ liệu bằng cách mã hóa mỗi đầu vào thành các tham số của phối xác suất, thay vì một điểm cố định. Điều này giúp mô hình không bị "học thuộc lòng" các điểm dữ liệu cụ thể.
* **Khả năng sinh dữ liệu**: Vì không gian tiềm ẩn của VAE là liên tục và có cấu trúc tốt, có thể lấy mẫu ngẫu nhiên từ phân phối chuẩn tắc N(0,1) trong không gian này và truyền chúng qua bộ giải mã để tạo ra các mẫu dữ liệu mới. Các mẫu này sẽ có các đặc điểm tương tự với dữ liệu huấn luyện, minh chứng rằng VAE đã học được "bản chất" của dữ liệu.

#### Hàm mất mát (Loss Function) của VAE

Hàm mất mát của VAE là sự kết hợp của hai thành phần, cân bằng giữa khả năng tái tạo dữ liệu và việc học một không gian tiềm ẩn:

1. **Mất mát tái tạo (Reconstruction Loss)**: Thành phần này đo lường mức độ tương đồng giữa dữ liệu đầu vào và dữ liệu được tái tạo . Mục tiêu là giảm thiểu lỗi tái tạo, đảm bảo bộ giải mã có thể tạo ra dữ liệu chất lượng cao từ không gian tiềm ẩn. Các hàm phổ biến bao gồm **Mean Squared Error (MSE)** cho dữ liệu liên tục hoặc **Binary Cross-Entropy (BCE)**. Lỗi tái tạo cao cho thấy VAE không thể tái tạo lại dữ liệu gốc một cách chính xác.
2. **Mất mát Kullback-Leibler (KL Divergence Loss)**: Thành phần này đo lường sự khác biệt giữa phân phối mà bộ mã hóa học được - thường là Gaussian) và một phân phối tiên nghiệm (prior distribution) đã định trước trong không gian tiềm ẩn (P(z) - thường là Gaussian chuẩn tắc N(0,1)). Mục tiêu là khuyến khích bộ mã hóa tạo ra các phân phối tiềm ẩn gần với phân phối chuẩn tắc, giúp không gian tiềm ẩn trở nên "liền mạch" và dễ dàng lấy mẫu để sinh dữ liệu mới. Điều này ngăn chặn mô hình học các không gian tiềm ẩn rời rạc và không có ý nghĩa.

**Tổng hàm mất mát của VAE** là:

​

Tham số β là một siêu tham số quan trọng, cho phép chúng ta điều chỉnh sự cân bằng.

### Ứng dụng VAE trong Phát hiện Bất thường

VAE là thuật toán mạnh mẽ trong việc phát hiện các điểm bất thường (anomaly detection), hoạt động dựa trên nguyên lý rằng mô hình được huấn luyện, đào tạo để hiểu và tái tạo dữ liệu "bình thường". Khi một điểm dữ liệu bất thường được đưa vào mô hình, nó sẽ gặp khó khăn trong việc xử lý.

1. **Huấn luyện trên dữ liệu bình thường**: VAE được huấn luyện chủ yếu trên một tập dữ liệu được giả định là **"sạch"** (chỉ chứa dữ liệu bình thường). Điều này rất quan trọng vì nó cho phép VAE học được "mô hình" hoặc "ngôn ngữ" của dữ liệu bình thường trong không gian tiềm ẩn.
2. **Lỗi tái tạo làm chỉ dấu bất thường**: Khi một điểm dữ liệu mới Xtest​ được đưa vào VAE đã huấn luyện, nếu đó là một **điểm bất thường**, bộ mã hóa sẽ gặp khó khăn trong việc ánh xạ nó vào một vùng "hợp lý" trong không gian tiềm ẩn đã được học từ dữ liệu bình thường. Do đó, khi bộ giải mã cố gắng tái tạo lại điểm này từ một biểu diễn tiềm ẩn không "chuẩn", kết quả là **lỗi tái tạo (reconstruction error)** sẽ rất cao. Đây là chỉ số chính để xác định bất thường.
3. **KL Divergence làm chỉ dấu bổ trợ**: Mặc dù ít được sử dụng trực tiếp để xác định bất thường, giá trị KL Divergence cũng có thể cung cấp thông tin bổ sung. Một điểm bất thường có thể tạo ra một phân phối tiềm ẩn có độ lệch lớn hơn so với phân phối tiên nghiệm, dẫn đến giá trị KL Divergence cao hơn. Tuy nhiên, lỗi tái tạo thường là chỉ số mạnh mẽ và trực quan hơn.
4. **Đặt ngưỡng và phát hiện**: Bằng cách đặt một ngưỡng (threshold) cho lỗi tái tạo (hoặc kết hợp lỗi tái tạo và KL Divergence), bất kỳ điểm dữ liệu nào có giá trị vượt quá ngưỡng này đều có thể được gắn cờ là bất thường.

**Ưu điểm chính khi dùng VAE để phát hiện bất thường của dữ liệu:**

* **Không cần giám sát (Unsupervised)**: VAE có thể được huấn luyện chỉ với dữ liệu "bình thường" hoặc không cần nhãn, điều này rất phù hợp vì dữ liệu bất thường thường hiếm và khó gán nhãn.
* **Học biểu diễn ngữ nghĩa**: VAE học được một biểu diễn nén, liên tục và có phản ánh sự phân phối của dữ liệu bình thường. Giúp nhanh chóng hiểu được bản chất của dữ liệu bình thường.
* **Biểu diễn dữ liệu học được**: VAE học được một biểu diễn nén, có ý nghĩa của dữ liệu, giúp hiểu sâu hơn về cấu trúc của dữ liệu bình thường.

#### Thách thức và cân nhắc

* **Lựa chọn siêu tham số**: Việc chọn kích thước không gian tiềm ẩn (d), tham số β, và ngưỡng cho lỗi tái tạo là rất quan trọng và thường đòi hỏi thử nghiệm.
* **Dữ liệu huấn luyện**: VAE cần một lượng lớn dữ liệu bình thường để học một biểu diễn tốt. Nếu dữ liệu huấn luyện chứa nhiều bất thường, mô hình có thể học cả các đặc điểm của bất thường, làm giảm hiệu quả phát hiện.
* **Tính toán**: Huấn luyện VAE có thể tốn kém về tài nguyên, thời gian huấn luyện đặc biệt với các tập dữ liệu lớn và kiến trúc mạng phức tạp.

### Generative Adversarial Networks (GANs) – [Ian J. Goodfellow](https://arxiv.org/search/stat?searchtype=author&query=Goodfellow,+I+J) , 2014

#### Generative Adversarial Networks (GANs) là gì?

**GANs**, được giới thiệu bởi Ian Goodfellow và thành viên vào năm 2014, là một khuôn khổ mạng nơ-ron sinh tạo bao gồm hai mạng đối thủ cạnh tranh với nhau trong một "trò chơi" đối kháng có tổng bằng không (zero-sum game). Hai mạng này được huấn luyện đồng thời:

1. **Mạng sinh (Generator - G)**: Mạng Generator có nhiệm vụ tạo ra dữ liệu tổng hợp (synthetic data) từ một vector nhiễu ngẫu nhiên (random noise vector, thường được lấy mẫu từ phân phối Gaussian). Mục tiêu của Generator là tạo ra dữ liệu tổng hợp chân thực đến mức có thể lừa được mạng Discriminator rằng đó là dữ liệu thật.
2. **Mạng phân biệt (Discriminator - D)**: Mạng Discriminator là một mạng phân loại (classifier) có nhiệm vụ phân biệt giữa dữ liệu thật (từ tập huấn luyện) và dữ liệu giả (được tạo ra bởi Generator). Mục tiêu của Discriminator là phân loại chính xác nguồn gốc của dữ liệu.

**Quá trình huấn luyện đối nghịch (Adversarial Training)**: Trong quá trình huấn luyện, Generator và Discriminator "cạnh tranh" với nhau. Generator cố gắng tạo ra dữ liệu khác dữ liệu ban đầu và ngày càng chân thực để đánh lừa Discriminator. Ngược lại, Discriminator cố gắng trở nên ngày càng tốt hơn, thông minh hơn trong việc phát hiện dữ liệu giả. Quá trình này tiếp diễn cho đến khi Generator sinh ra dữ liệu đủ thuyết phục để Discriminator bị đánh lừa không thể phân biệt được nó với dữ liệu thật một cách rõ ràng (ví dụ: Discriminator trả về xác suất 0.5 cho cả dữ liệu thật và giả).

#### Ứng dụng GANs trong Phát hiện Bất thường

Ý tưởng cốt lõi khi dùng GANs để phát hiện bất thường là **huấn luyện GANs chỉ trên dữ liệu "bình thường"**. Sau khi huấn luyện thành công, Generator sẽ học được cách sinh ra dữ liệu giống hệt dữ liệu bình thường. Khi một điểm dữ liệu mới (có thể là bất thường) được đưa vào hệ thống, khả năng "phù hợp" của nó với mô hình dữ liệu bình thường đã học sẽ được đánh giá.

Các pháp tiếp cận phổ biến để sử dụng GANs trong phát hiện bất thường:

### 1. Dựa trên lỗi tái tạo hoặc lỗi ánh xạ ngược (AnoGAN)

Đây là một trong những phương pháp tiên phong và phổ biến nhất (AnoGAN - Anomaly Detection with GANs).

* **Giai đoạn huấn luyện**:
  1. Huấn luyện một GAN tiêu chuẩn chỉ sử dụng các **dữ liệu bình thường**. Sau khi huấn luyện, Generator (G) sẽ có khả năng tạo ra các mẫu dữ liệu bình thường rất chân thực từ không gian tiềm ẩn. Discriminator (D) sẽ rất giỏi trong việc nhận biết dữ liệu bình thường.
* **Giai đoạn kiểm tra/phát hiện bất thường**:
  1. Với một điểm dữ liệu mới , chúng ta muốn tìm một vector nhiễu z∗ trong không gian tiềm ẩn sao cho gần với nhất có thể. Bằng cách tối ưu hóa thông qua lan truyền ngược (backpropagation) để giảm thiểu sự khác biệt giữa và .
  2. **Tính điểm bất thường (Anomaly Score)**: Điểm bất thường của được tính dựa trên hai yếu tố chính:
     + **Lỗi tái tạo/Lỗi dư (Residual Error)**: Đo lường sự khác biệt giữa Xtest​ và . Nếu là bình thường, sẽ tái tạo nó tốt, dẫn đến lỗi thấp. Nếu là bất thường, Generator sẽ không thể tái tạo nó một cách chính xác, dẫn đến lỗi cao.
     + **Điểm Discriminator (Discriminator Score/Feature Matching Error)**: Đo lường mức độ "thật" của trong mắt Discriminator. Một số biến thể còn so sánh các đặc trưng trung gian (intermediate features) của Xtest​ và trong mạng Discriminator. Nếu là bất thường, Discriminator sẽ nhận ra sự "bất thường" trong hoặc trong được tạo ra, dẫn đến một điểm Discriminator cao hoặc một lỗi khớp đặc trưng (feature matching error) lớn.
  3. **Ngưỡng**: Một ngưỡng được đặt ra cho điểm bất thường. Các điểm có điểm số vượt quá ngưỡng này được phân loại là bất thường.

#### Sử dụng Discriminator làm bộ phân loại bất thường

Trong một số biến thể, Discriminator tự nó có thể được sử dụng để phát hiện bất thường. Sau khi huấn luyện GAN trên dữ liệu bình thường:

* Discriminator sẽ có khả năng phân biệt dữ liệu thật (bình thường) với dữ liệu giả (được tạo bởi Generator).
* Khi một điểm dữ liệu mới được đưa vào Discriminator, nếu điểm đó là bất thường, Discriminator có xu hướng phân loại nó là "giả" (false) hoặc "không phải thật" với xác suất cao, ngay cả khi nó không được tạo ra bởi Generator. Lý do là điểm bất thường nằm ngoài phân phối dữ liệu bình thường mà Discriminator đã học.
* Điểm xác suất đầu ra của Discriminator có thể được sử dụng trực tiếp làm điểm bất thường.

#### GANs dựa trên Encoder (ví dụ: BiGAN, AnoGAN biến thể)

Một số kiến trúc phức tạp hơn như BiGAN (Bidirectional GAN) bao gồm thêm một bộ mã hóa (Encoder) để ánh xạ (mapping) dữ liệu đầu vào trực tiếp vào không gian tiềm ẩn. Điều này giải quyết vấn đề tìm kiếmcho mỗi mẫu mới, giúp quá trình kiểm tra nhanh hơn nhiều.

* **Giai đoạn huấn luyện**: BiGAN huấn luyện đồng thời một Generator, một Discriminator và một Encoder. Encoder học cách ánh xạ (mapping) dữ liệu thật vào không gian tiềm ẩn, trong khi Discriminator học cách phân biệt giữa các cặp (x,E(x)) (thật) và (G(z),z) (giả).
* **Giai đoạn kiểm tra**: Đối với một mẫu , chúng ta mã hóa nó thành ​=) và sau đó tính toán điểm bất thường dựa trên lỗi tái tạo và/hoặc điểm của Discriminator khi phân loại cặp (,).

#### Ưu điểm của Mạng đối nghịch tạo sinh (GANs) trong phân tích dữ liệu

* **Mạng đối nghịch tạo sinh (GANs)** mang lại nhiều lợi ích đáng kể trong việc xử lý dữ liệu phức tạp và phát hiện các mẫu bất thường.
* **Học hỏi và biểu diễn dữ liệu phức tạp:** Một trong những thế mạnh chính của GANs là khả năng học cách biểu diễn các phân phối dữ liệu cực kỳ đa dạng và phức tạp. Điều này đặc biệt hiệu quả với những loại dữ liệu có cấu trúc cao, chẳng hạn như hình ảnh hoặc chuỗi thời gian, nơi GANs có thể nắm bắt được những đặc trưng tinh tế.
* **Phát hiện bất thường mới:** Tương tự như các bộ mã hóa tự động biến phân (VAEs), GANs có thể được ứng dụng hiệu quả trong việc phát hiện các điểm bất thường hoặc "mới lạ". Khi được huấn luyện chủ yếu trên dữ liệu bình thường, mô hình sẽ gặp khó khăn trong việc tái tạo hoặc nhận diện những mẫu dữ liệu không quen thuộc. Điều này cho phép chúng ta nhận diện những loại bất thường chưa từng được quan sát trước đây.
* **Không yêu cầu giám sát chặt chẽ:** Các phương pháp dựa trên GANs thường chỉ cần một lượng nhỏ hoặc thậm chí không cần dữ liệu bất thường được gán nhãn để huấn luyện. Đây là một lợi thế lớn trong nhiều tình huống thực tế, nơi việc thu thập và gán nhãn dữ liệu bất thường là một thách thức.
* **Tạo dữ liệu tổng hợp chất lượng cao:** Mặc dù không trực tiếp liên quan đến tác vụ phát hiện bất thường, khả năng tạo ra dữ liệu tổng hợp có chất lượng cao của GANs là một công cụ hữu ích. Dữ liệu tổng hợp này có thể được dùng để mở rộng tập dữ liệu bình thường, từ đó cải thiện quá trình huấn luyện hoặc hỗ trợ các mô phỏng.

#### Thách thức và cân nhắc

* **Khó khăn trong quá trình huấn luyện:** GANs nổi tiếng là những mô hình rất khó huấn luyện và thường không ổn định. Chúng cực kỳ nhạy cảm với các **siêu tham số (hyperparameters)**, và có thể gặp phải nhiều vấn đề nghiêm trọng như **"mode collapse"** (khi Generator chỉ tạo ra một tập hợp mẫu hạn chế, thiếu đa dạng) hoặc các vấn đề liên quan đến gradient như **gradient vanishing/exploding**, khiến quá trình học bị đình trệ.
* **Phức tạp trong tính toán điểm bất thường:** Việc xác định và tính toán **điểm bất thường** có thể khá phức tạp. Nó thường yêu cầu điều chỉnh tỉ mỉ tùy thuộc vào kiến trúc GAN được sử dụng và đặc thù của từng ứng dụng cụ thể.
* **Hiệu suất hạn chế trong thời gian thực:** Một số phương pháp dựa trên GANs (ví dụ như mô hình AnoGAN ban đầu) đòi hỏi tối ưu hóa lặp lại cho từng mẫu dữ liệu khi kiểm tra. Điều này có thể làm chậm đáng kể quá trình phát hiện, gây khó khăn cho các ứng dụng yêu cầu xử lý **thời gian thực**.
* **Thách thức trong đánh giá định lượng:** Việc **đánh giá hiệu suất** của GANs trong tác vụ phát hiện bất thường thường khó khăn. Điều này xuất phát từ bản chất không giám sát của các phương pháp này, cũng như sự khan hiếm tự nhiên của dữ liệu bất thường có nhãn.

### Tổng kết so sánh các mô hình

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Tiêu chí So sánh | Isolation Forest (iForest) | Variational Autoencoder (VAE) | Generative Adversarial Networks (GANs) |
| Cơ chế chính | Dựa trên việc cô lập (isolating) các điểm dữ liệu bằng cách phân vùng ngẫu nhiên. Bất thường dễ bị cô lập hơn. | Học một phân phối xác suất của dữ liệu bình thường trong không gian tiềm ẩn, sau đó tái tạo dữ liệu. | Huấn luyện hai mạng đối nghịch (Generator và Discriminator) để học phân phối dữ liệu bình thường. |
| Cách phát hiện bất thường | Đo chiều dài đường đi (path length) trung bình trong các cây cô lập. Điểm có chiều dài đường đi ngắn hơn là bất thường. | Lỗi tái tạo (reconstruction error) cao: Mô hình khó tái tạo các điểm bất thường vì chúng nằm ngoài phân phối dữ liệu bình thường đã học. | Lỗi tái tạo/ánh xạ ngược (từ Generator) và/hoặc điểm của Discriminator: GANs khó tái tạo hoặc Discriminator dễ dàng nhận diện các điểm bất thường. |
| Yêu cầu dữ liệu huấn luyện | Thường yêu cầu dữ liệu có sự trộn lẫn (bình thường và bất thường), nhưng nó không thực sự học một "mô hình bình thường" cụ thể. | Ưu tiên dữ liệu chỉ chứa điểm bình thường để học chính xác phân phối của dữ liệu bình thường. | Ưu tiên dữ liệu chỉ chứa điểm bình thường để Generator học cách tạo ra dữ liệu bình thường và Discriminator học cách phân biệt chúng. |
| Tính chất học | Không giám sát (Unsupervised): Không yêu cầu nhãn cho dữ liệu. | Không giám sát (Unsupervised): Học tự động các đặc trưng của dữ liệu. | Không giám sát (Unsupervised): Huấn luyện dựa trên sự đối nghịch, không cần nhãn bất thường. |
| Loại dữ liệu phù hợp | Hiệu quả với dữ liệu đa chiều, số liệu liên tục. | Tốt với dữ liệu có cấu trúc cao (hình ảnh, chuỗi thời gian) và dữ liệu có thể học được biểu diễn liên tục. | Rất tốt với dữ liệu có cấu trúc cao và phức tạp (hình ảnh, video, âm thanh) nhờ khả năng học phân phối dữ liệu phức tạp. |
| Độ phức tạp tính toán | Khá nhanh và hiệu quả, đặc biệt với các tập dữ liệu lớn nhờ kỹ thuật subsampling. | Trung bình đến cao: Huấn luyện mô hình máy học VAE có thể tiêu tốn tốn thời gian và tài nguyên hơn so với kiến trúc mạng sâu. | Rất cao và khó khăn: Huấn luyện GANs nổi tiếng là không ổn định, dễ gặp vấn đề như mode collapse và cần điều chỉnh siêu tham số cẩn thận. |
| Khả năng giải thích (Interpretability) | Tương đối dễ giải thích: Chiều dài đường đi cung cấp một chỉ số trực quan. | Khó giải thích hơn: Biểu diễn không gian tiềm ẩn có thể khó hiểu. | Rất khó giải thích: Cơ chế đối nghịch làm cho quá trình học và các quyết định của mạng khó hiểu. |
| Khả năng phát hiện bất thường "mới lạ" (Novelty Detection) | Tốt: Tập trung vào sự khác biệt, không yêu cầu mô hình hóa phân bố. | Rất tốt: Dữ liệu lạ không phù hợp với phân phối bình thường đã học, gây lỗi tái tạo cao. | Rất tốt: Không thể tái tạo hoặc bị Discriminator nhận diện là "không thật" vì nằm ngoài phân phối đã học. |
| Ưu điểm nổi bật | Nhanh, nhẹ, hiệu quả với dữ liệu lớn, ít tham số cần điều chỉnh. | Tạo ra không gian tiềm ẩn mượt mà, có ý nghĩa, có thể sinh dữ liệu mới. Cung cấp điểm bất thường dựa trên lỗi tái tạo trực quan. | Khả năng học các phân phối dữ liệu cực kỳ phức tạp và sinh ra dữ liệu rất chân thực. |
| Nhược điểm/Thách thức | Có thể không hiệu quả với các điểm bất thường rất gần với phân phối bình thường. Khó với dữ liệu có chiều rất cao. | Huấn luyện có thể phức tạp và nhạy cảm với siêu tham số β. Đòi hỏi lượng lớn dữ liệu bình thường. | Huấn luyện rất khó và không ổn định (mode collapse, gradient vanishing). Thường yêu cầu kiến trúc phức tạp. |

### Các công trình nghiên cứu và hệ thống tương tự

Nhiều nghiên cứu đã thành công trong việc áp dụng các thuật toán học máy, đặc biệt là các phương pháp **phát hiện bất thường**, vào việc phân tích dữ liệu từ cảm biến công nghiệp.

* **Nghiên cứu sử dụng Isolation Forest:** Rất nhiều công trình đã chỉ ra rằng **Isolation Forest** là một thuật toán hiệu quả để phát hiện lỗi máy móc. Điều này là nhờ khả năng tính toán nhanh chóng và khả năng xử lý tốt các dữ liệu đa chiều. Chẳng hạn, các nghiên cứu tập trung vào việc phát hiện bất thường trong dữ liệu từ máy nén khí hoặc động cơ điện thường xuyên sử dụng Isolation Forest để nhận diện các điểm dữ liệu khác thường.
* **Ứng dụng VAE trong giám sát tình trạng:** **Bộ mã hóa tự động biến phân (VAE)** được đánh giá cao về khả năng học cách biểu diễn dữ liệu bình thường, đặc biệt là với các loại dữ liệu phức tạp như tín hiệu rung động. Các dự án liên quan đến **giám sát sức khỏe kết cấu (Structural Health Monitoring - SHM)** hoặc phát hiện lỗi trong hệ thống thủy lực thường sử dụng VAE. Mục tiêu là để tái tạo dữ liệu và phát hiện những điểm bất thường dựa trên sự sai lệch trong quá trình tái tạo này.
* **GAN cho phát hiện bất thường:** Mặc dù có độ phức tạp cao hơn, **Mạng đối nghịch tạo sinh (GAN)** đã được áp dụng để phát hiện bất thường, đặc biệt hữu ích khi dữ liệu bất thường cực kỳ hiếm. Một số nghiên cứu đã tận dụng GAN để tạo ra các mẫu dữ liệu bình thường tổng hợp. Sau đó, **bộ phân biệt (discriminator)** của GAN được dùng để đánh giá "mức độ bất thường" của dữ liệu mới. Cách tiếp cận này tỏ ra có giá trị trong các hệ thống mà việc thu thập dữ liệu bất thường là một thách thức lớn.

### Nền tảng và Giải pháp Giám sát Tình trạng (Condition Monitoring - CM) thương mại

Hiện nay, nhiều công ty đang cung cấp các giải pháp phần mềm và phần cứng tích hợp nhằm giám sát tình trạng máy móc. Các giải pháp này thường đi kèm với khả năng phát hiện các bất thường trong hoạt động.

* **Siemens Mindsphere:** Đây là một nền tảng IoT công nghiệp mở, cho phép người dùng thu thập dữ liệu từ thiết bị, phân tích chúng thông qua các ứng dụng chuyên biệt, và cung cấp công cụ mạnh mẽ cho việc bảo trì dự đoán cũng như phát hiện bất thường. Nền tảng này tích hợp nhiều thuật toán Trí tuệ nhân tạo (AI) và Học máy (ML) để phục vụ các mục đích trên.
* **GE Predix:** Tương tự như Mindsphere, Predix là một nền tảng chuyên biệt dành cho lĩnh vực công nghiệp. Nó tích hợp dữ liệu từ các tài sản công nghiệp và sử dụng các công nghệ phân tích nâng cao để dự đoán cũng như phát hiện các vấn đề tiềm ẩn trước khi chúng trở nên nghiêm trọng.
* **PTC ThingWorx:** Nền tảng này cung cấp các công cụ cần thiết để xây dựng ứng dụng IoT, bao gồm các mô-đun về phân tích dữ liệu và học máy. Điều này giúp các doanh nghiệp dễ dàng phát triển các giải pháp giám sát và cảnh báo tùy chỉnh.
* **AVEVA (trước đây là OSIsoft PI System):** Đây là một hệ thống mạnh mẽ chuyên về thu thập và lưu trữ dữ liệu thời gian thực từ hàng nghìn cảm biến công nghiệp. Mặc dù ban đầu không tập trung vào học máy, nhưng hiện tại hệ thống này đã tích hợp các công cụ phân tích và API cho phép kết nối với các mô hình phát hiện bất thường.
* **Azure IoT Central/AWS IoT Analytics:** Đây là các dịch vụ đám mây hàng đầu từ Microsoft và Amazon. Chúng cung cấp đầy đủ công cụ và dịch vụ để thu thập, xử lý và phân tích dữ liệu IoT, bao gồm các mô-đun tích hợp sẵn cho học máy và phát hiện bất thường. Nhờ đó, các doanh nghiệp có thể triển khai giải pháp giám sát của riêng mình một cách dễ dàng và hiệu quả.

# CHƯƠNG 3: THIẾT KẾ VÀ XÂY DỰNG HỆ THỐNG

## Yêu cầu hệ thống

## Hệ thống phát hiện bất thường cần đáp ứng các yêu cầu sau:

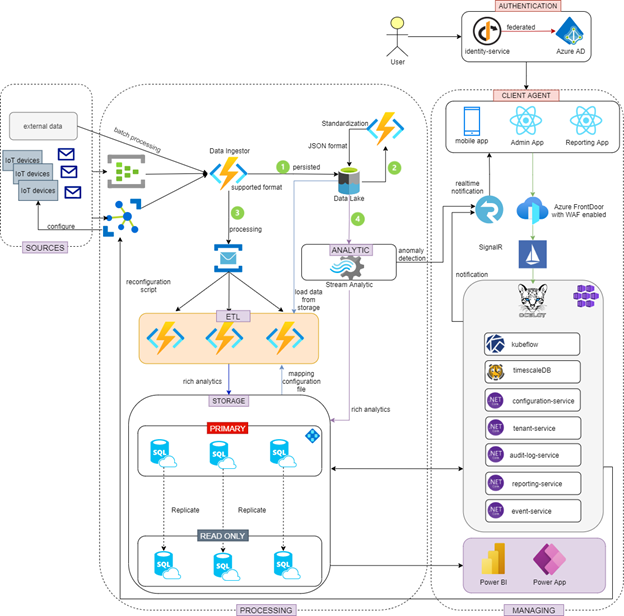
|  |  |
| --- | --- |
| **Nhóm yêu cầu** | **Nội dung chi tiết** |
| **Chức năng chính** | - Thu thập và xử lý dữ liệu từ cảm biến |
| - Phát hiện bất thường dựa trên mô hình học máy |
| - Cảnh báo qua giao diện web hoặc email/API |
| **Hiệu suất** | - Phát hiện bất thường trong thời gian thực |
| - Xử lý >100.000 điểm dữ liệu |
| - Độ trễ dưới 1 giây |
| **Khả năng mở rộng** | - Hỗ trợ nhiều thiết bị cảm biến |
| - Tùy biến mô hình phát hiện tùy loại máy móc |
| **Tính tích hợp** | - Sử dụng giao thức MQTT |
| - Kết nối dễ dàng với hệ thống IoT hiện tại |
| **Giao diện** | - Trực quan, dễ sử dụng |
| - Hiển thị thời gian thực, biểu đồ cảnh báo theo mức độ (xanh - vàng - đỏ) |

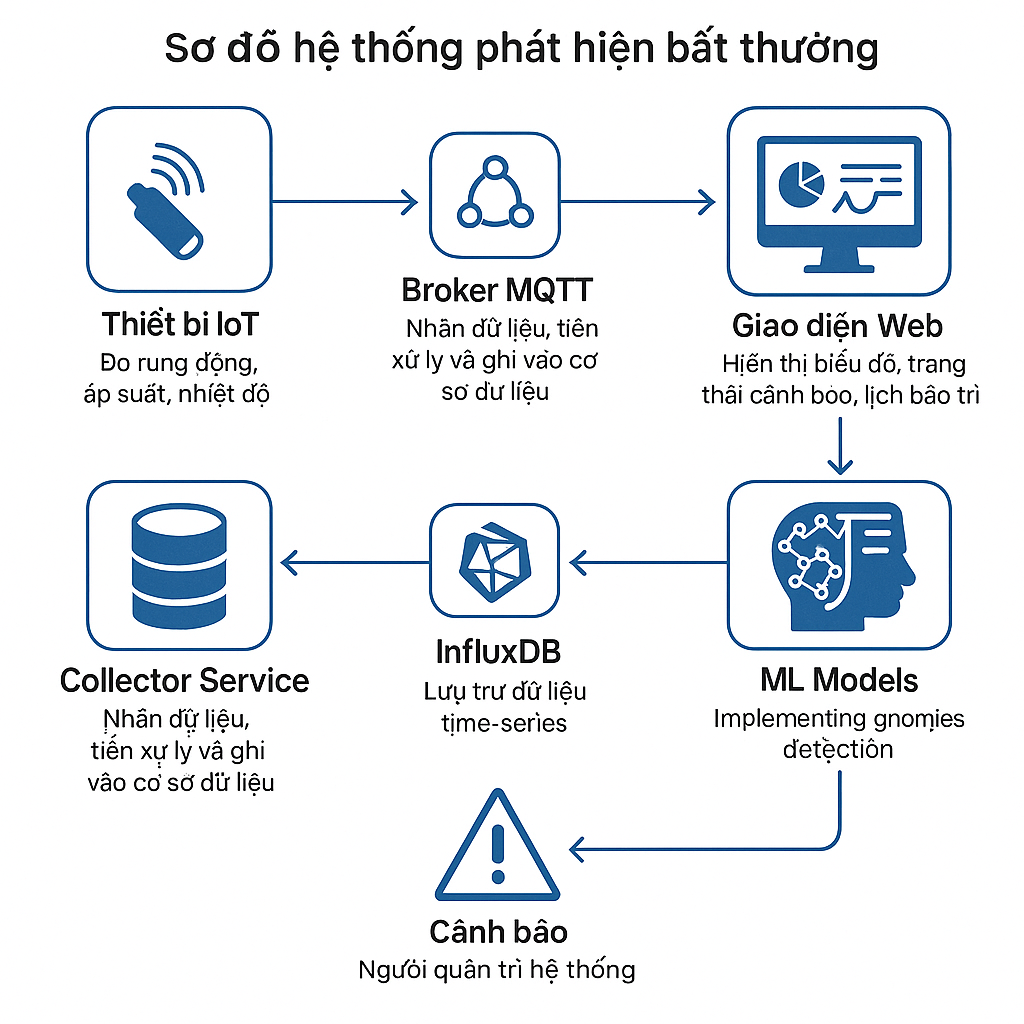
## 

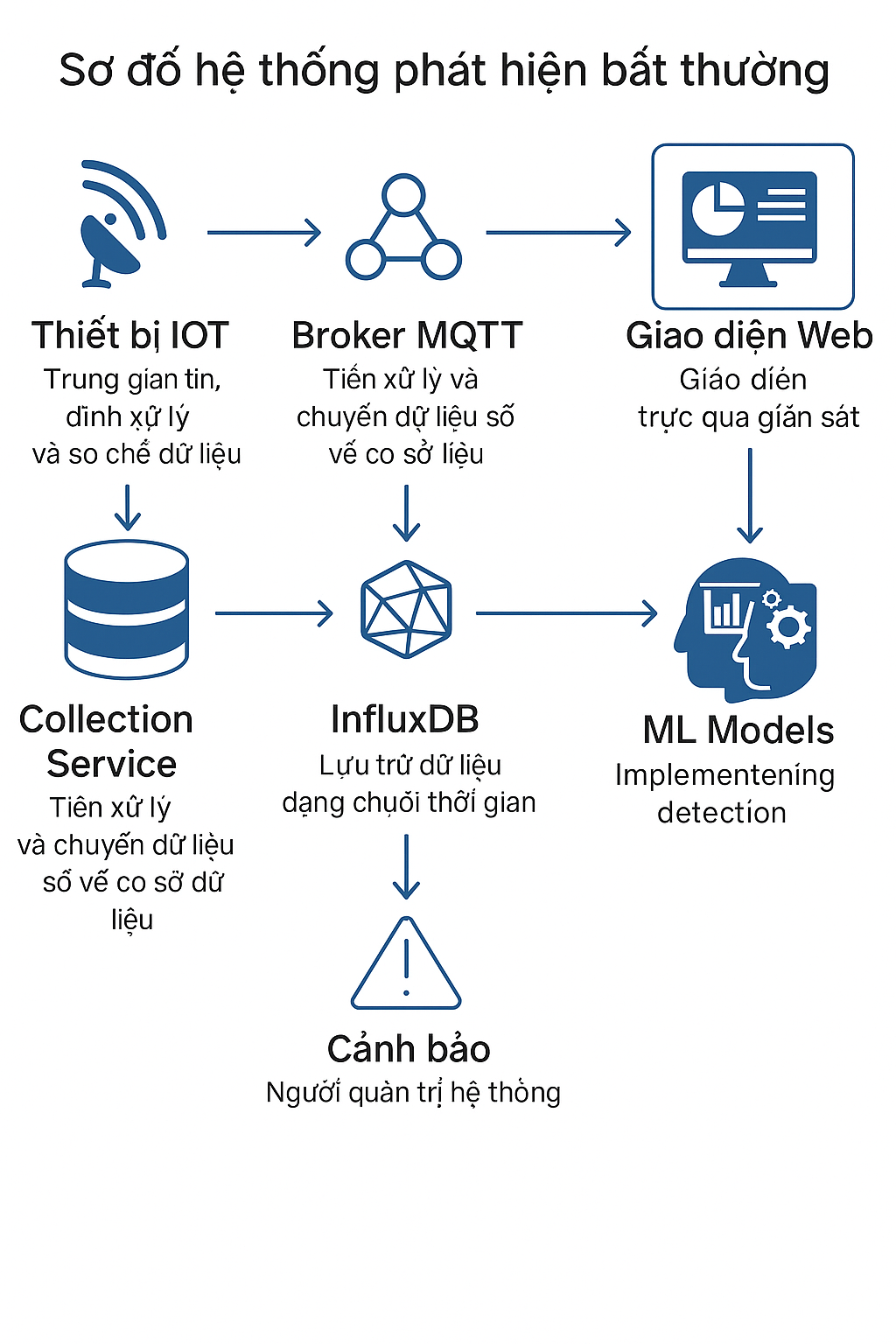
## **3.2.** Thiết kế kiến trúc tổng thể

Hệ thống được chia thành các thành phần chính như sau:

### **🔧** Kiến trúc hệ thống.







### **Mô tả các thành phần trong hệ thống:**

* **Cảm biến:** Đo rung động, áp suất, nhiệt độ.
* **Broker MQTT:** Trung gian truyền dữ liệu cảm biến.
* **Collector Service:** Nhận dữ liệu, tiền xử lý và ghi vào cơ sở dữ liệu.
* **InfluxDB, DataLake:** Lưu trữ dữ liệu time-series.
* **ML Models:** Thực hiện phân tích bất thường với Isolation Forest, VAE, GAN.
* **Giao diện Web:** Hiển thị biểu đồ, trạng thái cảnh báo, lịch bảo trì.

## Quy trình phát hiện bất thường

Quy trình phát hiện bất thường được thiết kế để liên tục giám sát và nhận diện các hành vi không mong muốn hoặc bất thường trong dữ liệu thu thập từ các thiết bị IoT tại nhà máy hoặc của khách hàng. Quy trình này bao gồm năm bước chính:

### Thu thập dữ liệu

Bước đầu tiên và quan trọng nhất là **thu thập dữ liệu** từ các nguồn IoT. Dữ liệu này có thể đến từ nhiều loại cảm biến và thiết bị khác nhau trong môi trường nhà máy, hoặc từ các máy móc, thiết bị của khách hàng. Việc đảm bảo nguồn dữ liệu ổn định và đầy đủ là nền tảng cho toàn bộ quy trình phát hiện bất thường.

### Tiền xử lý dữ liệu

Sau khi thu thập, dữ liệu thô thường chứa nhiễu, giá trị thiếu hoặc định dạng không đồng nhất. Bước tiền xử lý nhằm mục đích làm sạch và chuẩn bị dữ liệu cho quá trình huấn luyện mô hình:

* **Loại bỏ hoặc xử lý dữ liệu thiếu/sai lệch**: Các giá trị trống (NaN), trùng lặp, hoặc sai lệch rõ ràng (ví dụ: giá trị cảm biến vượt quá giới hạn vật lý) cần được xác định và xử lý (ví dụ: loại bỏ, điền giá trị trung bình, nội suy).
* **Chuẩn hóa dữ liệu**: Để đảm bảo các đặc trưng có ảnh hưởng đồng đều đến mô hình, dữ liệu được chuẩn hóa về một phạm vi nhất định. Hai phương pháp phổ biến là:
  + **Min-Max Scaling**: Biến đổi dữ liệu về phạm vi [0,1].
  + **Z-score Standardization**: Biến đổi dữ liệu để có trung bình bằng 0 và độ lệch chuẩn bằng 1.
* **Trích xuất đặc trưng thống kê**: Từ dữ liệu chuỗi thời gian, có thể trích xuất các đặc trưng thống kê hữu ích để cung cấp thêm thông tin cho mô hình. Các đặc trưng này bao gồm:
  + **Mean (Giá trị trung bình)**: Xu hướng trung tâm của dữ liệu.
  + **Standard Deviation (Độ lệch chuẩn - std)**: Mức độ phân tán của dữ liệu.
  + **Skewness (Độ xiên)**: Mức độ bất đối xứng của phân phối dữ liệu.
  + Các đặc trưng khác như median, variance, min, max, v.v.

### Huấn luyện mô hình phát hiện bất thường

Sau khi dữ liệu đã được tiền xử lý, chúng ta tiến hành huấn luyện các mô hình phát hiện bất thường. Việc lựa chọn và cấu hình mô hình phụ thuộc vào đặc điểm của dữ liệu và yêu cầu cụ thể của bài toán:

* **Isolation Forest (iForest)**:
  + Mô hình này có thể được huấn luyện trực tiếp trên **dữ liệu thô** hoặc trên **dữ liệu đã trích xuất đặc trưng thống kê**. iForest hoạt động hiệu quả bằng cách cô lập các điểm dữ liệu, với giả định rằng các điểm bất thường dễ bị cô lập hơn trong một số ít bước phân chia ngẫu nhiên.
* **Variational Autoencoder (VAE) và Generative Adversarial Networks (GANs)**:
  + Các mô hình học sâu này thường được huấn luyện trên **dữ liệu chuỗi thời gian**. Để chuẩn bị dữ liệu cho VAE/GAN, kỹ thuật **Sliding Window** (cửa sổ trượt) được áp dụng. Kỹ thuật này cắt chuỗi dữ liệu dài thành các mẫu chuỗi con có độ dài cố định, tạo ra tập dữ liệu lớn hơn và phù hợp với đầu vào của mạng nơ-ron.
  + Cụ thể, VAE sẽ học một biểu diễn nén của dữ liệu bình thường, trong khi GANs sẽ học cách tạo ra dữ liệu giống hệt dữ liệu bình thường thông qua sự cạnh tranh giữa Generator và Discriminator.

### Phát hiện và đánh dấu bất thường

Sau khi mô hình được huấn luyện, nó sẵn sàng để giám sát dữ liệu mới và phát hiện các điểm bất thường:

* **Tính toán điểm bất thường (Anomaly Score)**: Với mỗi điểm dữ liệu mới (hoặc cửa sổ dữ liệu mới), mô hình sẽ tính toán một "điểm bất thường".
  + **Isolation Forest**: Điểm bất thường tỷ lệ nghịch với chiều dài đường đi trung bình cần thiết để cô lập điểm đó.
  + **VAE**: Điểm bất thường thường dựa trên **lỗi tái tạo (reconstruction error)** của dữ liệu; lỗi càng cao, điểm bất thường càng lớn.
  + **GANs**: Điểm bất thường có thể là sự kết hợp của lỗi tái tạo từ Generator (trong các kiến trúc như AnoGAN) và/hoặc khả năng Discriminator phân loại điểm đó là "không thật".
* **Xác định ngưỡng và đánh dấu**: Một **ngưỡng (threshold)** được thiết lập cho điểm bất thường. Nếu điểm bất thường của một điểm dữ liệu mới vượt quá ngưỡng này, nó sẽ được **đánh dấu là bất thường**.

### Giao diện cảnh báo và đề xuất hành động

Bước cuối cùng là trình bày kết quả phát hiện bất thường cho người dùng và đưa ra các đề xuất hữu ích:

* **Hiển thị cảnh báo trực quan**: Một giao diện người dùng sẽ hiển thị trạng thái của thiết bị hoặc hệ thống bằng màu sắc để biểu thị mức độ bất thường:
  + **Xanh**: Bình thường (Normal)
  + **Vàng**: Nghi ngờ (Suspicious/Warning)
  + **Đỏ**: Bất thường (Anomalous/Critical)
* **Đề xuất lịch bảo trì**: Dựa trên tần suất và mức độ nghiêm trọng của các sự kiện bất thường được phát hiện, hệ thống có thể **đề xuất một lịch trình bảo trì dự đoán** (predictive maintenance). Ví dụ, nếu một thiết bị thường xuyên báo cáo các điểm bất thường nhỏ, điều đó có thể chỉ ra sự hao mòn và cần được kiểm tra hoặc bảo trì sớm để tránh hỏng hóc lớn.

## **3.4. Lựa chọn ngưỡng và xử lý bất thường**

Việc xác định một điểm dữ liệu là bất thường hay không phụ thuộc rất nhiều vào **ngưỡng (threshold)** được thiết lập cho điểm bất thường (anomaly score). Đối với các mô hình phát hiện bất thường không giám sát như Isolation Forest, VAE hay GANs, việc lựa chọn ngưỡng là một bước quan trọng và thường đòi hỏi sự cân nhắc kỹ lưỡng, vì chúng ta không có nhãn "bất thường" rõ ràng trong dữ liệu huấn luyện.

### Phương pháp lựa chọn ngưỡng

Có nhiều cách tiếp cận để lựa chọn ngưỡng, mỗi cách đều có ưu điểm và nhược điểm riêng:

1. **Dựa trên phân phối điểm bất thường**:

* **Z-score**: Phương pháp này tính toán Z-score của từng điểm bất thường dựa trên phân phối của tất cả các điểm bất thường. Những điểm có Z-score vượt quá một giá trị nhất định (ví dụ: 2 hoặc 3 độ lệch chuẩn so với trung bình) sẽ được coi là bất thường. Cách này giả định phân phối điểm bất thường là chuẩn.
* **Percentile (Phân vị)**: Đây là một cách tiếp cận đơn giản và phổ biến. Chúng ta có thể chọn một phân vị nhất định (ví dụ: top 1%, 5%, hoặc 10% các điểm có điểm bất thường cao nhất) làm ngưỡng. Những điểm rơi vào phân vị này sẽ được đánh dấu là bất thường. Phương pháp này đặc biệt hữu ích khi chúng ta biết hoặc ước tính được tỷ lệ phần trăm bất thường trong dữ liệu.
* **Các kỹ thuật thống kê khác**: Có thể sử dụng các phương pháp phân tích phân phối điểm bất thường như Box plot (IQR rule) hoặc thử nghiệm các thuật toán phân cụm (clustering) trên không gian điểm bất thường để tìm ra các nhóm điểm tách biệt.

1. **Kiểm tra thủ công hoặc kinh nghiệm thực tế**:

* Trong nhiều trường hợp ứng dụng thực tế, đặc biệt khi dữ liệu là từ các thiết bị vật lý hoặc quy trình công nghiệp, **kinh nghiệm của các chuyên gia** là vô cùng quý giá. Họ có thể xem xét các trường hợp được mô hình đánh dấu là bất thường và đánh giá xem đó có thực sự là bất thường trong ngữ cảnh thực tế hay không.
* Quá trình này thường là **lặp đi lặp lại**: huấn luyện mô hình, kiểm tra các bất thường được phát hiện, điều chỉnh ngưỡng, và lặp lại cho đến khi đạt được hiệu suất mong muốn (cân bằng giữa việc phát hiện đúng bất thường và giảm thiểu cảnh báo sai).

### Hệ thống hỗ trợ thiết lập ngưỡng động

Để tăng cường tính linh hoạt và độ chính xác, hệ thống nên được trang bị khả năng **thiết lập ngưỡng động (dynamic thresholding)**:

* **Ngưỡng động theo từng loại thiết bị**: Các loại thiết bị khác nhau (ví dụ: máy bơm, cảm biến nhiệt độ, van điều khiển) có thể có hành vi "bình thường" và phạm vi biến động khác nhau. Do đó, một ngưỡng cố định cho tất cả có thể không tối ưu. Hệ thống nên cho phép người dùng hoặc tự động điều chỉnh ngưỡng cho từng loại thiết bị hoặc thậm chí từng thiết bị cụ thể. Điều này giúp giảm thiểu cảnh báo sai (false positives) và tăng cường khả năng phát hiện các bất thường thực sự (true positives) phù hợp với ngữ cảnh riêng của từng thiết bị.
* **Điều chỉnh dựa trên phản hồi (Feedback-driven adjustment)**: Nếu có khả năng thu thập phản hồi từ người dùng về các cảnh báo (ví dụ: "đây là bất thường thực sự", "đây là cảnh báo sai"), hệ thống có thể sử dụng thông tin này để tự động tinh chỉnh ngưỡng theo thời gian, giúp mô hình ngày càng chính xác hơn.
* **Ngưỡng thích nghi theo thời gian**: Hành vi của thiết bị có thể thay đổi theo mùa, tải trọng hoạt động, hoặc quá trình hao mòn. Ngưỡng động có thể thích nghi với những thay đổi này bằng cách liên tục cập nhật dựa trên dữ liệu "bình thường" mới nhất, thay vì dựa vào một ngưỡng tĩnh được thiết lập ban đầu.

Việc lựa chọn và quản lý ngưỡng hiệu quả là chìa khóa để chuyển đổi các điểm bất thường do mô hình tính toán thành các cảnh báo hữu ích, giúp người vận hành đưa ra quyết định kịp thời và chính xác.

# **CHƯƠNG 4: THỰC NGHIỆM**

## **4.1. Tập dữ liệu và tiền xử lý**

### **4.1.1. Nguồn dữ liệu**

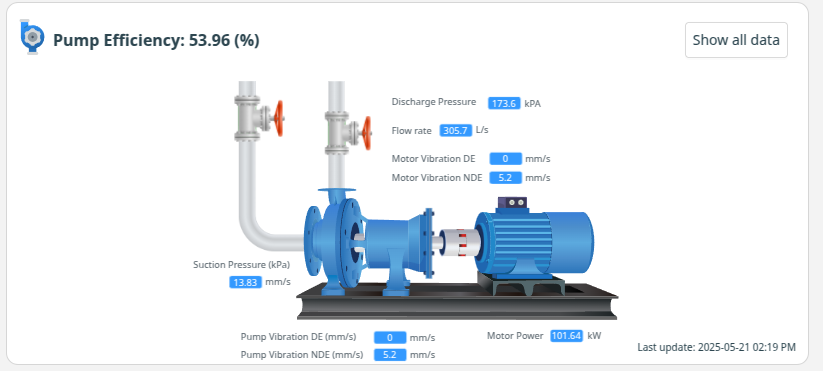
Hai loại dữ liệu được sử dụng trong quá trình thực nghiệm:

* **Dữ liệu thực tế từ nhà máy**: Lấy từ hệ thống cảm biến gắn trên máy bơm, máy nén khí. Gồm các thông số như:  
  + Áp suất (pressure)
  + Rung động (vibration)
  + Nhiệt độ (temperature)

**Mô tả dữ liệu máy bơm**

Thông tin tổng quát

* Số dòng dữ liệu: 6.000 dòng
* Số cột (thuộc tính): 67 cột
* Khoảng thời gian ghi nhận:
* Bắt đầu từ: 01/01/2019 00:00
* Kết thúc vào: 05/05/2019 23:30



Thông số kỹ thuật

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **STT** | **Thông số** | **Đơn vị** | **Giải thích** |
| 1 | Time/Date | - | Mốc thời gian của bản ghi dữ liệu, thường theo giây hoặc mili-giây. |
| 2 | Suction Pressure | kPa | Áp suất hút vào của máy bơm – thể hiện áp lực của chất lỏng trước khi được bơm. |
| 3 | Discharge Pressure | kPa | Áp suất xả ra – áp lực của chất lỏng sau khi được bơm ra. |
| 4 | Discharge FlowRate | L/s | Lưu lượng chất lỏng chảy ra tại đầu xả của máy bơm. |
| 5 | Motor Power | kW | Công suất tiêu thụ của động cơ – phản ánh mức độ tải của máy. |
| 6 | Motor Winding Temp R | °C | Nhiệt độ cuộn dây pha R của động cơ. |
| 7 | Motor Winding Temp S | °C | Nhiệt độ cuộn dây pha S. |
| 8 | Motor Winding Temp T | °C | Nhiệt độ cuộn dây pha T. |
| 9 | Motor Bearing Temp DE | °C | Nhiệt độ ổ trục phía đầu truyền động (Drive End - DE) của động cơ. |
| 10 | Motor Bearing Temp NDE | °C | Nhiệt độ ổ trục phía không truyền động (Non-Drive End - NDE). |
| 11 | Pump Bearing Temp DE | °C | Nhiệt độ ổ trục đầu truyền động của bơm. |
| 12 | Pump Bearing Temp NDE | °C | Nhiệt độ ổ trục không truyền động của bơm. |
| 13 | Motor Vibration DE | mm/s | Rung động tại đầu truyền động của động cơ. |
| 14 | Motor Vibration NDE | mm/s | Rung động tại đầu không truyền động của động cơ. |
| 15 | Pump Vibration DE | mm/s | Rung động đầu truyền động của bơm. |
| 16 | Pump Vibration NDE | mm/s | Rung động đầu không truyền động của bơm. |
| 17 | Fluid Inlet Temp | °C | Nhiệt độ chất lỏng tại đầu vào. |
| **Phân tích rung động theo tần số** | | | |
| 18 | Motor DE FFT for 1X | mm/s | Phổ tần số rung động 1X tại đầu truyền động động cơ – thường liên quan đến tốc độ quay. |
| 19 | Motor DE FFT for 2X | mm/s | Phổ rung động 2X – có thể phản ánh mất cân bằng hoặc lệch tâm. |
| 20 | Motor DE Synchronous | mm/s | Thành phần rung động đồng bộ tại DE. |
| 21 | Motor DE Non-Synchronous | mm/s | Thành phần rung không đồng bộ tại DE. |
| 22 | Motor NDE FFT for 1X | mm/s | Phổ rung 1X tại đầu không truyền động động cơ. |
| 23 | Motor NDE FFT for 2X | mm/s | Phổ rung 2X tại NDE. |
| 24 | Motor NDE Synchronous | mm/s | Thành phần rung đồng bộ tại NDE. |
| 25 | Motor NDE Non-Synchronous | mm/s | Thành phần rung không đồng bộ tại NDE. |
| 26 | Pump DE FFT for 1X | mm/s | Phổ rung 1X tại đầu truyền động bơm. |
| 27 | Pump DE FFT for 2X | mm/s | Phổ rung 2X tại đầu truyền động bơm. |
| 28 | Pump DE Synchronous | mm/s | Rung đồng bộ tại DE của bơm. |
| 29 | Pump DE Non-Synchronous | mm/s | Rung không đồng bộ tại DE của bơm. |
| 30 | Pump NDE FFT for 1X | mm/s | Phổ rung 1X tại đầu không truyền động bơm. |
| 31 | Pump NDE FFT for 2X | mm/s | Phổ rung 2X tại đầu không truyền động bơm. |
| 32 | Pump NDE Synchronous | mm/s | Rung đồng bộ tại NDE bơm. |
| 33 | Pump NDE Non-Synchronous | mm/s | Rung không đồng bộ tại NDE bơm. |
| **Thông số tính toán thủy lực** | | | |
| 34 | Discharge Head | m | Cột áp tại đầu xả – chiều cao chất lỏng được đẩy lên sau khi rời máy bơm. |
| 35 | Suction Head | m | Cột áp hút – chiều cao chất lỏng trước khi vào bơm. |
| 36 | Total Head | m | Tổng chiều cao mà bơm phải thắng (AJ = AH - AI). |
| 37 | Hydraulic Power | kW | Công suất thủy lực thực tế tạo ra bởi bơm. |
| 38 | NPSHa | m | *Net Positive Suction Head available* – mức áp suất ròng còn lại tại đầu hút, cần đủ để tránh cavitation. |
| 39 | Pump Efficiency | % | Hiệu suất thực tế của bơm, = Công suất thủy lực / Công suất đầu vào. |
| 40 | Pressure Vapour | kPa | Áp suất hóa hơi – nếu áp suất hút thấp hơn mức này thì xảy ra hiện tượng cavitation. |

Các chỉ báo lỗi hoặc bất thường (Yes/No)

|  |  |
| --- | --- |
| **Tên cột** | **Giải thích** |
| Flow Performance decrease | Giảm hiệu suất lưu lượng (so với lý tưởng). |
| Pump Efficiency decrease | Hiệu suất bơm giảm. |
| Motor Overheat, Motor Bearing Overheat | Động cơ hoặc ổ trục bị quá nhiệt. |
| Motor/Pump Vibration | Rung động cao vượt ngưỡng. |
| Rotating Loseness | Bộ phận quay bị lỏng. |
| Bearing Defect | Lỗi ổ trục (Motor hoặc Pump). |
| Unbalance | Mất cân bằng cơ học. |
| Cavitation | Hiện tượng xâm thực – nguy hiểm cho bơm. |
| Misalignment | Trục không thẳng hàng – gây rung, hao mòn. |

Phân nhóm tính năng theo chức năng kỹ thuật

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Nhóm** | **Tính năng** | **Giải thích ngắn gọn** |
| **Áp suất & Lưu lượng** | Suction Pressure, Discharge Pressure, Discharge FlowRate | Ảnh hưởng trực tiếp đến hiệu suất bơm. |
| **Nhiệt độ động cơ & bơm** | Motor Winding Temp (R, S, T), Motor Bearing Temp (DE, NDE), Pump Bearing Temp (DE, NDE) | Phản ánh tình trạng hoạt động, tải và mài mòn. |
| **Công suất & Nhiệt đầu vào** | Motor Power, Fluid Inlet Temp | Có liên hệ với tải và điều kiện vận hành. |
| **Rung động thô** | Motor/Pump Vibration (DE, NDE) | Chỉ báo sớm của lệch tâm, mất cân bằng hoặc hỏng ổ trục. |
| **Phân tích FFT & Rung động nâng cao** | FFT 1X, 2X, Synchronous, Non-Synchronous cho Motor/Pump | Phân tích sâu về tần số đặc trưng – quan trọng trong phát hiện bất thường cơ khí. |

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Catetory** | **Failure Mode** | **Data used to detection** | **Failure impact** | **Cause of Failure** | **Recommendations** |
| **Performance** | Flow Performance decrease | Pump Discharge Flow | Mechanical damage | Wear and Tear | Inspect and replace pump components (impellers, wear rings, seals, and bearings) |
|  | Increase fluid temperature that lead to cavitation problem | Blockages or Clogs | Check for and remove any blockages or clogs in the pump or suction line. |
|  |  | Worn Seals or Gaskets |  |
|  |  | System Changes (changes in flow rates, increased resistance due to added piping or fittings, or variations in the characteristics of the fluid being pumped, can affect pump performance if the pump is not adjusted accordingly) |  |
|  |  | Electrical or Motor Problem | Check Electrical Components: Inspect for any electrical issues such as voltage fluctuations or motor inefficiencies. |
| Pump Efficiency Decrease | Motor Power (Current) | Increase power consumption. | Wear and Tear | Inspect and replace pump components (impellers, wear rings, seals, and bearings) |
| Wet well level | Pump could not transfer fluid properly based on performance requirement | Cavitation | Address Cavitation Issues |
| Discharge Pressure |  | Blockages or Clogs | Check for and remove any blockages or clogs in the pump or suction line. |
| Discharge Flow Rate |  | Misalignment or Imbalance | Alignment and Balancing. |
|  |  | Worn Seals or Gaskets | Replace lubricants as per manufacturer recommendations. |
|  |  | System Changes (changes in flow rates, increased resistance due to added piping or fittings, or variations in the characteristics of the fluid being pumped, can affect pump performance if the pump is not adjusted accordingly) | Check Electrical Components: Inspect for any electrical issues such as voltage fluctuations or motor inefficiencies. |
|  |  | Inadequate or degraded lubrication |  |
|  |  | Electrical or Motor Problems |  |
| **Motor** | Motor Overheat | Motor winding temperature sensor phase (R,S & T) | Will lead to motor trip | Excessive Load | Check Load and Conditions: Ensure that the motor isn't being overloaded. |
|  |  | Poor Ventilation | Improve Ventilation |
|  |  | Faulty Cooling Systems | Inspect Cooling Systems |
|  |  | High Ambient Temperature | Check Electrical Issues (overvoltage, phase imbalances, or faulty connections) |
|  |  | Insufficient Lubrication |  |
|  |  | Electrical Issues (overvoltage, phase imbalances, or electrical faults) |  |
|  |  | Mechanical Issues (Misalignment of the motor shaft, worn-out parts) |  |
| Motor Bearing Overheat | Motor Vibration | Will lead to motor trip | Inadequate, degraded or contaminant lubrication. | Check Lubrication |
| Motor Bearing emperature |  | Incorrect installation of bearings | Inspect Mechanical Components (Check for misalignments, worn-out parts, or any mechanical issues causing increased friction |
|  |  | Overloading or Misalignment |  |
|  |  | Insufficient Clearance or Tightness |  |
|  |  | Aging or Wear Bearings |  |
|  |  | Environmental Factors |  |
| Motor Vibration | Motor Vibration | Will lead to motor trip. | Unbalance | Balancing |
|  | Component damage (bearing, seal or coupling) | Misalignment | Alignment coupling |
|  |  | Lubrication problem | Replace lubrication/perform oil purifier. |
|  |  | Bearing defect | Replace bearing. |
|  |  | Foundation | Repair the foundation. |
|  |  | Resonance |  |
|  |  | Looseness |  |
| Motor Rotating Looseness | Motor Bearing Vibration | Premature wear in mechanical drive components that leads to premature failures | Excessive motor bearing clearance | Replace bearing with proper installation Check and fit motor bearing housing |
| Motor Bearing Defect | Motor Bearing Vibration | Abnormal noise, high vibration led to pump cannot run | Bearing Lubrication contamination, | Replace bearing |
| Motor Bearing Temperature |  | misalignment |  |
|  |  |  |  |
| Motor Unbalance | Motor vibration with 1x dominant | Will lead to motor trip | Motor Manufacturing defect | Perform motor solo run to ensure balancing problem on motor |
| Motor current |  | Wear and Tear | Perform balancing process on motor |
|  |  | Accumulation of Deposits |  |
|  |  | Uneven Coating or Surface Damage |  |
|  |  | Incorrect assembly of components or improper fitting of parts during maintenance or repair. |  |
|  |  | Material Changes. |  |
|  |  | Excessive Loading or Stress |  |
|  |  | Foundation or Mounting Issues |  |
| **Pump** | Pump Bearing Overheat | Pum Vibration | Will lead to Pump trip | Inadequate, degraded or contaminant lubrication. | Check Lubrication |
| Pump Bearing emperature |  | Incorrect installation of bearings | Inspect Mechanical Components (Check for misalignments, worn-out parts, or any mechanical issues causing increased friction |
|  |  | Overloading or Misalignment |  |
|  |  | Insufficient Clearance or Tightness |  |
|  |  | Aging or Wear Bearings |  |
|  |  | Environmental Factors |  |
| Pump Bearing Defect | Pump Bearing Vibration | Abnormal noise, high vibration led to pump cannot run | Bearing Lubrication contamination, | Replace bearing |
| Pump Bearing Temperature |  | misalignment |  |
|  |  |  |  |
| Pump Vibration | Pump Vibration | Will lead to pump trip. | Unbalance | Balancing |
|  | Component damage (bearing, seal or coupling) | Misalignment | Alignment coupling |
|  |  | Lubrication problem | Replace lubrication/perform oil purifier. |
|  |  | Bearing defect | Replace bearing. |
|  |  | Foundation | Repair the foundation. |
|  |  | Resonance |  |
|  |  | Looseness |  |
| Pump Rotating Looseness | Pump Bearing Vibration | Premature wear in mechanical drive components that leads to premature failures | Excessive pump bearing clearance | Replace bearing with proper installation Check and fit pump bearing housing |
| Pump Unbalance | Pump vibration with 1x dominant | Will lead to pump trip | Pump Manufacturing defect | Perform balancing process on pump |
| Motor current |  | Wear and Tear |  |
|  |  | Accumulation of Deposits |  |
|  |  | Uneven Coating or Surface Damage |  |
|  |  | Incorrect assembly of components or improper fitting of parts during maintenance or repair. |  |
|  |  | Material Changes. |  |
|  |  | Excessive Loading or Stress |  |
|  |  | Foundation or Mounting Issues |  |
| Cavitation | Pump vibration | Abnormal noise | Insufficient Net Positive Suction Head (NPSH) | Increase inlet/suction pressure. |
| Inlet pressure | High vibration led to pump cannot run. | High Fluid Velocity | Inspect Impeller and Wear Rings |
| Vibration | Damage pump component | Blockages or Restrictions in the Suction Line |  |
|  |  | Worn-out pump components (impellers, wear rings, or volute casings, can create turbulence or irregular flow patterns, leading to cavitation |  |
|  |  | Operating a pump too far to the right of its performance curve (BEP) |  |
|  |  | Increase Temperatures |  |
| **Misalignment (Coupling/Power Transmission)** | Misalignment | Pump vibration | Increased Wear and Tear | Incorrect installation | Perform coupling alignment process. |
| Motor vibration | Vibration and Noise | Uneven or unstable foundations | Foundation repair |
| Motor current | Reduced Efficiency | Component Wear (bearings, couplings, or shafts) | Replace worn component |
|  | Seal and Gasket Damage | Thermal Expansion or Contraction |  |
|  | Bearing Failures | Vibration or Impact |  |
|  | Shaft and Coupling Damage | Inaccurate Machinery Assembly |  |
|  |  | Lack of Maintenance |  |
|  |  | Environmental Factors (seismic activity, changes in terrain, humidity or corrosive elements) |  |
|  |  | Overloading or Stress |  |

Bảng mô tả nguyên nhân gây lỗi và khuyến cáo xử lý lỗi

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Sensor Data** | **Failure Mode** | **Formula** |
| Wet well Level (m) | Cavitation    Efficiency decrese | To calculate NPSHA: (Atmospheric presure/9,8)+(**Wet well Level**)-(System Friction Loss)-(Vapour Pressure/9,8)  To calculate Total Head: Discharge Pressure Head-**Wet Well Level**+System Friction Loss+System Dynamic Loss |
| Motor Power (kW) | Efficiency decrese   Misalignment | To Calculate Pump Efficiency: Hydrolic Power/**Motor Power** If Pump Vibration>5 mm/s AND Motor Vibration>4,5 mm/s AND **Motor Power**>105%\*Motor rated Power |
| Discharge Pressure (kPa) | Efficiency decrese | To calculate Discharge Pressure Head: 1000\***Discharge Pressure**/9,8/Fluid Density |
| Discharge FlowRate (L/s) | Efficiency decrese   Performance Decrease | To Calculate Hydrolic Power: (**Discharge Flow Rate**/1000) x Total Head x 9,8  If **Discharge Flow Rate**<Pump Flow Rate (BEP)\*95% |
| Motor Winding Temp R (℃) | Motor Overheat | If **Motor Winding Temp R**>Winding Temperature Limit |
| Motor Winding Temp S (℃) | Motor Overheat | If **Motor Winding Temp S**>Winding Temperature Limit |
| Motor Winding Temp T (℃) | Motor Overheat | If **Motor Winding Temp T**>Winding Temperature Limit |
| Motor Bearing Temp DE (℃) | Motor Bearing Overheat   Motor Bearing Defect | If **Motor Bearing Temp DE**>Motor Bearing Temperature Limit  If **Motor Bearing Temp DE**>Motor Bearing Temperature Limit AND Motor Vibration DE>Motor Bearing Vibration Limit |
| Motor Bearing Temp NDE (℃) | Motor Bearing Overheat   Motor Bearing Defect | If **Motor Bearing Temp NDE**>Motor Bearing Temperature Limit  If **Motor Bearing Temp NDE**>Motor Bearing Temperature Limit AND Motor Vibration NDE>Motor Bearing Vibration Limit |
| Pump Bearing Temp DE (℃) | Pumo Bearing Overheat   Pump Bearing Defect | If **Pump Bearing Temp DE**>Pump Bearing Temperature Limit  If **Pump Bearing Temp DE**>Pump Bearing Temperature Limit AND Motor Vibration DE>Pump Bearing Vibration Limit |
| Pump Bearing Temp NDE (℃) | Pumo Bearing Overheat   Pump Bearing Defect | If **Pump Bearing Temp NDE**>Pump Bearing Temperature Limit   If **Pump Bearing Temp NDE**>Pump Bearing Temperature Limit AND Motor Vibration NDE>Pump Bearing Vibration Limit |
| Motor Vibration DE (mm/s) | Motor Vibration  Motor Bearing Defect        Misalignment      Motor Unbalance   Motor Rotating Loseness | If **Motor Vibration DE**>Motor Bearing Vibration Limit  If Motor Bearing Temp DE>Motor Bearing Temperature Limit AND **Motor Vibration DE**>Motor Bearing Vibration Limit  To calculate Motor DE Non-Synchronous: FFT process (frequency of RPM Fractions and their multiples)  If Pump Vibration>5 mm/s AND **Motor Vibration DE**>4,5 mm/s AND Motor Power>105%\*Motor rated Power  To calculate Motor DE 2X: FFT process (frequency same with 2xRPM)  To calculate Motor DE 1X: FFT process (frequency same with RPM)  To calculate Motor DE Synchronous: FFT process (frequency same with RPM and its multiples) |
| Motor Vibration NDE (mm/s) | Motor Vibration  Motor Bearing Defect        Misalignment   Motor Unbalance   Motor Rotating Loseness | If **Motor Vibration NDE**>Motor Bearing Vibration Limit  If Motor Bearing Temp NDE>Motor Bearing Temperature Limit AND **Motor Vibration NDE**>Motor Bearing Vibration Limit  To calculate Motor NDE Non-Synchronous: FFT process (frequency of RPM Fractions and their multiples)  To calculate Motor NDE 2X: FFT process (frequency same with 2xRPM)  To calculate Motor NDE 1X: FFT process (frequency same with RPM)  To calculate Motor NDE Synchronous: FFT process (frequency same with RPM and its multiples) |
| Pump Vibration DE (mm/s) | Pump Vibration  Pump Bearing Defect        Misalignment      Pump Unbalance   Pump Rotating Loseness | If **Pump Vibration DE**>Pump Bearing Vibration Limit  If Pump Bearing Temp DE>Pump Bearing Temperature Limit AND **Pump Vibration DE**>Motor Bearing Vibration Limit  To calculate Pump DE Non-Synchronous: FFT process (frequency of RPM Fractions and their multiples)  If Pump Vibration>5 mm/s AND **Motor Vibration DE**>4,5 mm/s AND Motor Power>105%\*Motor rated Power  To calculate Pump DE 2X: FFT process (frequency same with 2xRPM)  To calculate Pump DE 1X: FFT process (frequency same with RPM)  To calculate Pump DE Synchronous: FFT process (frequency same with RPM and its multiples) |
| Pump Vibration NDE (mm/s) | Pump Vibration  Pump Bearing Defect        Misalignment   Pump Unbalance   Pump Rotating Loseness | If **Pump Vibration NDE**>Pump Bearing Vibration Limit  If Pump Bearing Temp NDE>Pump Bearing Temperature Limit AND **Pump Vibration NDE**>Pump Bearing Vibration Limit  To calculate Pump NDE Non-Synchronous: FFT process (frequency of RPM Fractions and their multiples)  To calculate Pump NDE 2X: FFT process (frequency same with 2xRPM)  To calculate Pump NDE 1X: FFT process (frequency same with RPM)  To calculate Pump NDE Synchronous: FFT process (frequency same with RPM and its multiples) |
| Fluid Inlet Temp (℃) | Cavitation | To calculate vapour pressure: Refer to water vapor pressure table |
| Discharge Pressure head (m) | Cavitation | To calculate Total Head: **(Discharge Pressure**-Wet Well Level)+System Friction Loss+System Dynamic Loss |
| Total Head (m) | Efficiency decrese | To Calculate Hydrolic Power: (Discharge Flow Rate/1000) x **Total Head** x 9,8 |
| Suction Pressue(kPa) | Cavitation |  |
| Inlet Temp Rounding number (℃) | Cavitation | To calculate vapour pressure: Refer to water vapor pressure table |
| Hydrolic Power (KW) | Efficiency decrese | To Calculate Pump Efficiency: **Hydrolic Power**/Motor Power |
| Pressure Vapour (kPa) | Cavitation | To calculate NPSHA: (Atmospheric presure/9,8)+(Wet well Level)-(System Friction Loss)-(**Vapour Pressure**/9,8) |
| NPSHa (m) | Cavitation | NPSHA<NPSHR |
| Pump Efficiency (%) | Efficiency decrese | If Standard Pump Efficiency-**Pump Efficiency**>3% |
| Motor DE FFT for 1X (mm/s) | Motor Unbalance | If **Motor DE FFT for 1X**>2,5 |
| Motor DE FFT for 2X (mm/s) | Misalignment | If **Motor DE FFT for 2X**>50%\*Motor Vibration DE |
| Motor DE Synchronous (mm/s) | Motor Rotating Loseness | If **Motor DE Synchronous**>50%\*Motor Vibration DE |
| Motor DE Non-Synchronous (mm/s) | Motor Bearing Defect | If **Motor DE Non-Synchronous**>50%\*Motor Vibration DE |
| Motor NDE FFT for 1X (mm/s) | Motor Unbalance | If **Motor NDE FFT for 1X**>2,5 |
| Motor NDE FFT for 2X (mm/s) | Misalignment | If **Motor NDE FFT for 2X**>50%\*Motor Vibration NDE |
| Motor NDE Synchronous (mm/s) | Motor Rotating Loseness | If **Motor NDE Synchronous**>50%\*Motor Vibration NDE |
| Motor NDE Non-Synchronous (mm/s) | Motor Bearing Defect | If **Motor NDE Non-Synchronous**>50%\*Motor Vibration NDE |
| Pump DE FFT for 1X (mm/s) | Pump Unbalance | If **Pump DE FFT for 1X**>2,5 |
| Pump DE FFT for 2X (mm/s) | Misalignment | If **Pump DE FFT for 2X**>50%\*Pump Vibration DE |
| Pump DE Synchronous (mm/s) | Pump Rotating Loseness | If **Pump DE Synchronous**>50%\*Pump Vibration DE |
| Pump DE Non-Synchronous (mm/s) | Pump Bearing Defect | If **Pump DE Non-Synchronous**>50%\*Pump Vibration DE |
| Pump NDE FFT for 1X (mm/s) | Pump Unbalance | If **Pump NDE FFT for 1X**>2,5 |
| Pump NDE FFT for 2X (mm/s) | Misalignment | If **Pump NDE FFT for 2X**>50%\*Pump Vibration NDE |
| Pump NDE Synchronous (mm/s) | Pump Rotating Loseness | If **Pump NDE Synchronous**>50%\*Pump Vibration NDE |
| Pump NDE Non-Synchronous (mm/s) | Pump Bearing Defect | If **Pump NDE Non-Synchronous**>50%\*Pump Vibration NDE |

Bảng phân loại và công thức tính toán lỗi liên quan đến các cảm biến

**Mối liên hệ giữa các chỉ số và bất thường**

|  |  |
| --- | --- |
| **Dạng bất thường** | **Biểu hiện có thể thấy từ dữ liệu** |
| Mất cân bằng | Tăng mạnh ở FFT 1X, đặc biệt tại Motor hoặc Pump DE. |
| Hỏng ổ trục | Nhiệt độ Bearing tăng, rung động Non-Synchronous tăng bất thường. |
| Tắc nghẽn hoặc rò rỉ | Suction Pressure giảm, nhưng Motor Power hoặc nhiệt độ vẫn cao. |
| Quá tải | Motor Power và Winding Temp tăng, có thể đi kèm FlowRate cao. |
| Mất pha hoặc sự cố điện | Nhiệt độ R/S/T không đồng đều hoặc giảm dòng chảy bất thường. |

Tiền xử lý & chọn đặc trưng cho mô hình

**Phân loại các nhóm feature ( áp dụng cho cả 3 mô hình IF, VAE, GAN)**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Nhóm** | **Cột ví dụ** | **Giải thích** |
| Áp suất & lưu lượng | Suction Pressure, Discharge Pressure, Discharge FlowRate | Liên quan trực tiếp đến hiệu suất và hoạt động bất thường của máy. |
| Công suất & nhiệt độ motor | Motor Power, Motor Winding Temp R/S/T, Motor Bearing Temp DE/NDE | Cho thấy máy chạy nặng, mất cân bằng, hoặc sắp hỏng. |
| Rung động tổng quát | Motor/Pump Vibration DE/NDE | Rung cao thường báo trước lỗi cơ học. |
| Nhiệt độ bơm | Pump Bearing Temp DE/NDE | Quá nhiệt có thể liên quan đến mất bôi trơn, lệch trục. |

**Feature nâng cao (nên dùng cho VAE/GAN nếu muốn tăng độ nhạy)**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Nhóm** | **Cột ví dụ** | **Giải thích** |
| FFT rung động | FFT 1X, 2X, Synchronous, Non-Synchronous tại DE/NDE | Giúp mô hình học rõ các dạng lệch tâm, mất cân bằng, hỏng ổ trục. |
| Nhiệt đầu vào | Fluid Inlet Temp | Góp phần đánh giá điều kiện đầu vào thay đổi bất thường. |
| Đầu hút/xả theo mét | Discharge Head, Suction Head, Total Head | Cho biết công suất thực tế bơm đạt được. |

**Isolation Forest**

* Đặc trưng gợi ý: Motor Power, Suction/Discharge Pressure, tất cả rung động DE/NDE.
* Ưu điểm: Không cần gán nhãn, phát hiện outliers theo khoảng cách/độ hiếm.
* Lưu ý: Chuẩn hóa dữ liệu (MinMaxScaler / RobustScaler).

**VAE (Variational Autoencoder)**

* Đặc trưng gợi ý: Full feature set (không bỏ biến nào), vì VAE học phân phối tổng thể.
* Ưu điểm: Mô hình hóa sự “bình thường”, điểm bất thường có MSE cao.
* Lưu ý: Phải train bằng dữ liệu bình thường (không chứa abnormal).

**GAN (Anomaly GAN / BiGAN)**

* Đặc trưng gợi ý: Như VAE.
* Ưu điểm: Phát hiện các điểm dữ liệu không thể sinh ra (out-of-distribution).
* Lưu ý: Dữ liệu phải có tính thời gian hoặc mối quan hệ phức tạp mới thấy rõ sức mạnh của GAN.

Tổng quan mục tiêu mô hình

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Mô hình** | **Loại** | **Ưu điểm** | **Yêu cầu dữ liệu** |
| **Isolation Forest** | Unsupervised | Nhanh, mạnh cho phát hiện outlier | Không yêu cầu dữ liệu time-series |
| **VAE** | Semi-supervised / Unsupervised | Học biểu diễn "bình thường", phát hiện bằng lỗi tái tạo | Yêu cầu chuẩn hóa & dữ liệu sạch |
| **GAN (Anomaly GAN)** | Semi-supervised / Unsupervised | Phát hiện điểm dữ liệu không thể sinh ra | Cần nhiều dữ liệu bình thường, tránh nhiễu |

4.4 Phân tích dữ liệu

A screenshot of a graph

AI-generated content may be incorrect.

A screenshot of a graph

AI-generated content may be incorrect.

A screenshot of a computer screen

AI-generated content may be incorrect.

A screenshot of a computer screen

AI-generated content may be incorrect.

A screenshot of a computer

AI-generated content may be incorrect.

A screenshot of a computer screen

AI-generated content may be incorrect.

A screen shot of a graph

AI-generated content may be incorrect.

A screenshot of a graph

AI-generated content may be incorrect.

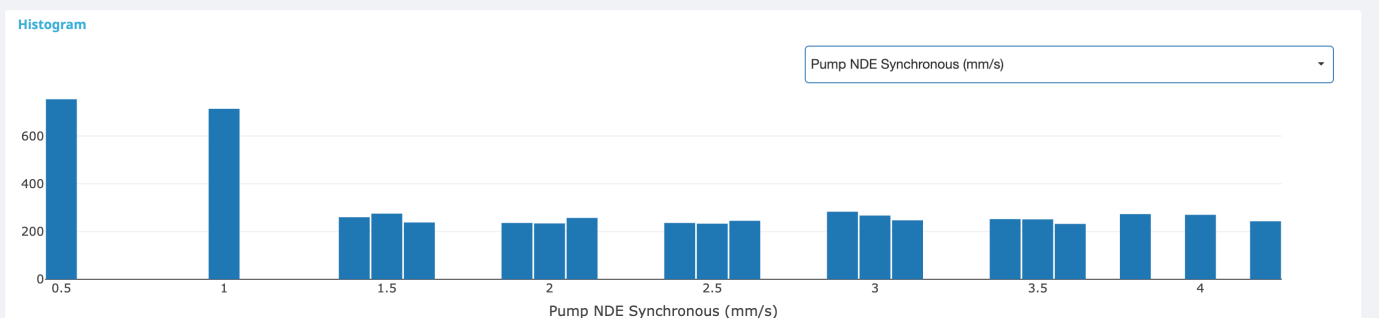
A screenshot of a data graph

AI-generated content may be incorrect.

A screenshot of a graph

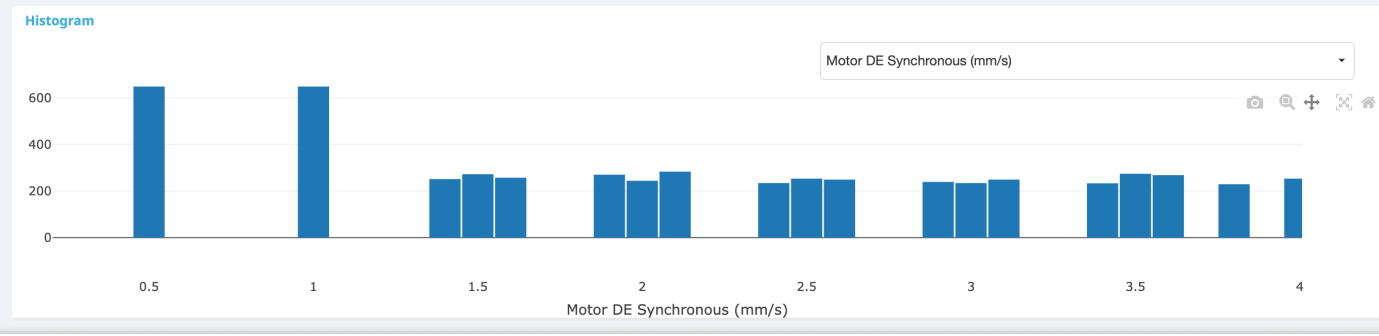
AI-generated content may be incorrect.

Histogram phân phối dữ liệu



A graph with blue bars

AI-generated content may be incorrect.



A screenshot of a graph

AI-generated content may be incorrect.

A graph with blue bars

AI-generated content may be incorrect.

A screenshot of a graph

AI-generated content may be incorrect.

PCA

A green ball of dots

AI-generated content may be incorrect.

A graph with blue and white text

AI-generated content may be incorrect.

A screenshot of a computer

AI-generated content may be incorrect.

A graph of a number of machines

AI-generated content may be incorrect.

Modeling Results

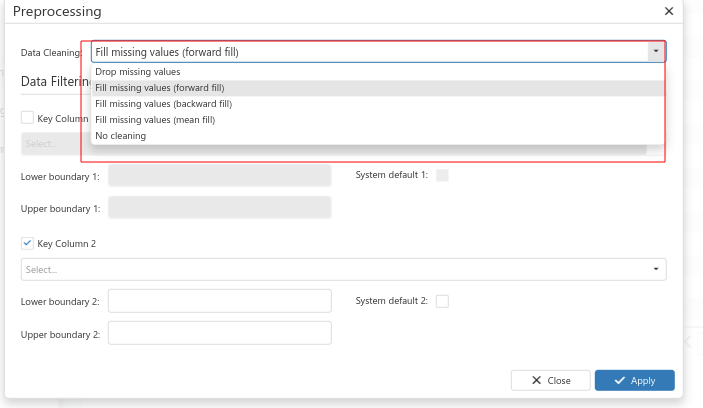
A screenshot of a computer

AI-generated content may be incorrect.

A screenshot of a computer

AI-generated content may be incorrect.

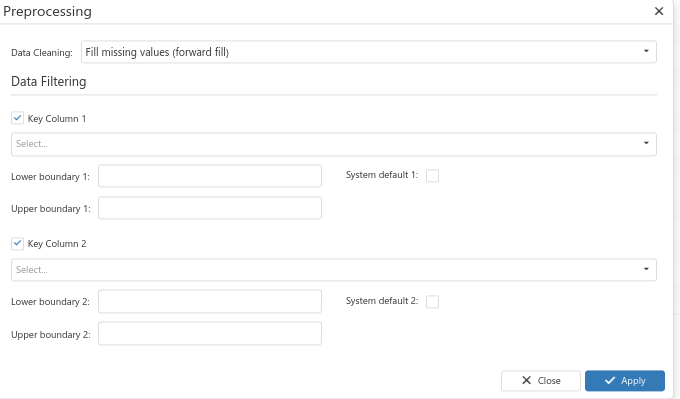
### **4.1.2. Tiền xử lý dữ liệu**



Tùy chọn "Data Cleaning" (Làm sạch dữ liệu)

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Tùy chọn** | **Giải thích** | **Khi nào nên dùng?** |
| **Drop missing values** | Xóa toàn bộ dòng dữ liệu có giá trị bị thiếu (NaN). | Khi chắc chắn rằng thiếu dữ liệu là không chấp nhận được hoặc chỉ thiếu rất ít. |
| **Fill missing values (forward fill)** | Dùng giá trị trước đó để điền vào ô bị thiếu. | Phù hợp với dữ liệu theo thời gian (time-series), giá trị thường thay đổi liên tục. |
| **Fill missing values (backward fill)** | Dùng giá trị sau đó để điền vào ô bị thiếu. | Khi cần lấp dữ liệu mà phía sau gần hơn hoặc đáng tin hơn. |
| **Fill missing values (mean fill)** | Tự động điền giá trị trung bình của cột. | Phù hợp khi dữ liệu có phân phối đều và không có xu hướng rõ ràng theo thời gian. |
| **No cleaning** | Không làm gì cả – giữ nguyên dữ liệu như ban đầu. | Dùng khi dữ liệu đã được làm sạch trước hoặc bạn muốn tự xử lý sau bằng script. |

Data Filtering – Bộ lọc dữ liệu



Giao diện này cho phép chọn 1 hoặc 2 cột dữ liệu (Key Columns) để lọc ra các giá trị nằm ngoài ngưỡng cho phép. Điều này cực kỳ quan trọng trong bài toán phát hiện bất thường vì:

* Loại bỏ các outlier vật lý không hợp lệ (do lỗi cảm biến, nhập sai, hỏng thiết bị).
* Giữ lại tập dữ liệu ổn định hơn để mô hình học chuẩn hơn.

|  |  |
| --- | --- |
| **Thành phần** | **Mô tả** |
| ✅ Key Column 1 / Key Column 2 | Chọn các **cột giá trị quan trọng** cần giới hạn (VD: Discharge Pressure, Motor Power, Vibration,...) |
| **Lower boundary** | Ngưỡng dưới: giá trị nhỏ nhất được chấp nhận. |
| **Upper boundary** | Ngưỡng trên: giá trị lớn nhất được chấp nhận. |
| System default | Nếu tick vào, phần mềm sẽ tự động ước tính ngưỡng từ phân phối dữ liệu, thường dùng z-score hoặc IQR. |

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Dữ liệu training** | **Dữ liệu bất thường Test** | **Dữ liệu bình thường Test** | **VAE** | **Isolation Forest** | **GAN** |
| 10.000 | 200 | 200 | A screenshot of a computer  AI-generated content may be incorrect. | A screenshot of a computer screen  AI-generated content may be incorrect. | A screenshot of a computer  AI-generated content may be incorrect. |
| 10.000 | 200 | 400 | A screenshot of a computer  AI-generated content may be incorrect. | A screenshot of a computer  AI-generated content may be incorrect. | A screenshot of a computer  AI-generated content may be incorrect. |
| 10.000 | 200 | 600 | A screenshot of a computer  AI-generated content may be incorrect. | A screenshot of a computer  AI-generated content may be incorrect. | A screenshot of a computer screen  AI-generated content may be incorrect. |
| 10.000 | 200 | 800 | A screenshot of a computer  AI-generated content may be incorrect. | A screenshot of a computer  AI-generated content may be incorrect. | A screenshot of a computer  AI-generated content may be incorrect. |

## **4.3. Đánh giá và so sánh kết quả**

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Mô hình** | **Ưu điểm** | **Nhược điểm** | **Tốc độ xử lý** | **Độ chính xác** |
| Isolation Forest | Nhanh, không cần nhãn | Kém với chuỗi phức tạp | ★★★★☆ | ★★★☆☆ |
| VAE | Nhận diện tốt chuỗi thời gian | Cần dữ liệu sạch, nhiều epoch | ★★☆☆☆ | ★★★★☆ |
| GAN | Sinh dữ liệu, mạnh với imbalance | Khó huấn luyện | ★☆☆☆☆ | ★★★★★ |

## **4.4. Triển khai hệ thống**

* **Kết nối cảm biến → MQTT broker**
* **Tiền xử lý dữ liệu real-time → InfluxDB**
* **ML Service** gọi các mô hình để phân tích
* **Giao diện Web:**
  + Giao diện người dùng có thể chủ động cấu hình các thông số để huấn luyện mô hình
  + Xây dựng biểu đồ, hiện thị dữ liệu thời gian thực
  + Cảnh báo màu đỏ/vàng/xanh
  + Đề xuất bảo trì định kỳ khi bất thường liên tục xảy ra

# 

# 

# 

# **CHƯƠNG 5: KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN**

## **5.1. Kết luận**

Đề tài **"Phát hiện bất thường trong máy móc công nghiệp sử dụng các thuật toán máy học"** đã tập trung vào việc ứng dụng ba mô hình phổ biến trong lĩnh vực học máy để nhận diện các bất thường trong dữ liệu cảm biến công nghiệp. Thông qua quá trình khảo sát, tiền xử lý, huấn luyện và triển khai, một số kết quả đáng chú ý đã đạt được:

* **Mô hình Isolation Forest** cho khả năng phát hiện nhanh, xử lý nhanh phù hợp với lượng dữ liệu lớn và môi trường yêu cầu phản hồi theo thời gian thực. Tuy nhiên, khả năng biểu diễn mối quan hệ phức tạp của chuỗi thời gian còn hạn chế.
* **Mô hình VAE** cho phép học đặc trưng tiềm ẩn của dữ liệu và phát hiện các sai lệch thông qua lỗi tái tạo. Đây là một lựa chọn hiệu quả với dữ liệu chuỗi thời gian, đặc biệt trong các hệ thống có sự dao động nhỏ.
* **Mô hình GAN** thể hiện hiệu quả vượt trội khi làm việc với dữ liệu mất cân bằng, đồng thời có khả năng sinh dữ liệu để bổ sung cho các trường hợp thiếu dữ liệu huấn luyện. Tuy nhiên, nhược điểm của GAN là khó huấn luyện và cần nhiều tài nguyên.
* Hệ thống phát hiện bất thường được kết hợp nền tảng MQTT (EMQX), giao diện web và mobile app để hiển thị dữ liệu cảnh báo. Hệ thống có thể đáp ứng xử lý hơn 100.000 điểm dữ liệu, download hơn 570.000 dòng dữ liệu, đáp ứng nhu cầu xử lý thời gian thực.

## **5.2. Hạn chế**

Mặc dù đạt được nhiều kết quả khả quan, đề tài vẫn tồn tại một số hạn chế:

* **Chưa tích hợp mô-đun dự đoán thời điểm hỏng hóc**, vốn là phần quan trọng của bảo trì dự đoán (đã được triển khai riêng trong dự án công ty).
* **Việc lựa chọn ngưỡng phát hiện bất thường** còn mang tính thủ công, chưa có chiến lược tối ưu hóa tự động.
* **Thiếu đánh giá định lượng hoàn chỉnh** như Precision, Recall, F1-Score do không có tập dữ liệu gán nhãn đầy đủ.

## **5.3. Hướng phát triển**

Trong tương lai, đề tài có thể được mở rộng theo các hướng sau:

* Kết hợp phát hiện và dự đoán hỏng hóc của máy móc, thiết bị IoT.
* Lựa chọn ngưỡng dữ liệu phù hợp, tối ưu. Hiện tại hệ thống đang phải lựa chọn ngưỡng thủ công và cần có chuyên gia hỗ trợ để lựa chọn các huấn luyện để đưa ra mô hình tối ưu nhất.
* Kết hợp và truyển khai lên hạ tầng điện toán đám mây để mở rộng quy mô và hỗ trợ nhiều thiết bị, nhà máy hơn nữa trong tương lai.

# **Tổng kết**

Đề tài đã hoàn thành đầy đủ các mục tiêu đặt ra:

* Xây dựng và đánh giá ba mô hình phát hiện bất thường.
* Tích hợp mô hình vào hệ thống IoT trong môi trường công nghiệp.
* Đưa ra các cảnh báo kịp thời phục vụ hoạt động bảo trì.