



LIÊN HIỆP CÁC HỘI KHOA HỌC VÀ KỸ THUẬT VIỆT NAM
HỘI KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ MỎ VIỆT NAM



TUYỂN TẬP BÁO CÁO

HỘI NGHỊ KHOA HỌC VÀ KỸ THUẬT MỎ TOÀN QUỐC LẦN THỨ XXIX

ĐỘT PHÁ PHÁT TRIỂN ỨNG DỤNG

KHOA HỌC, CÔNG NGHỆ, ĐỔI MỚI SÁNG TẠO VÀ CHUYỂN ĐỔI SỐ
TRONG NGÀNH CÔNG NGHIỆP MỎ VÀ NĂNG LƯỢNG VIỆT NAM

NHÀ XUẤT BẢN XÂY DỰNG
ĐÀ NẴNG - 2025



ỨNG DỤNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO TRONG DỰ BÁO HƯ HỎNG CỦA ĐỘNG CƠ ĐIỆN SỬ DỤNG TRONG KHAI THÁC MỎ

Đỗ Như Ý

Trường Đại học Mỏ - Địa chất
Email: donhuy@humg.edu.vn

Tóm tắt:

Động cơ điện là thiết bị động lực chính trong khai thác mỏ thường có công suất lớn, chế độ vận hành cao và làm việc trong môi trường khắc nghiệt như bụi bẩn, độ ẩm lớn, rung chấn mạnh nên thường xuyên xuyên gặp sự cố trong quá trình làm việc. Hiện nay việc chẩn đoán các hư hỏng của động cơ vẫn đang sử dụng các kỹ thuật và phương pháp truyền thống mất nhiều thời gian dẫn tới kém hiệu quả. Để theo kịp với sự thay đổi nhanh chóng của cách mạng khoa học công nghệ 4.0 thì việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo vào các lĩnh vực khoa học công nghệ nói chung trong đó có việc chẩn đoán hư hỏng của động cơ nói riêng là một xu thế không thể đảo ngược. Nội dung của bài báo đi nghiên cứu ứng dụng của trí tuệ nhân tạo để dự báo hư hỏng của động cơ điện sử dụng trong khai thác mỏ, kết quả nghiên cứu là cơ sở khoa học để tham khảo trong việc lựa chọn công nghệ giải pháp phù hợp trong việc vận hành các thiết bị cơ điện mỏ và tối mô hình khai thác mỏ thông minh.

Từ khóa: Hư hỏng động cơ, trí tuệ nhân tạo, động cơ điện

1. Đặt vấn đề

Động cơ điện là thiết bị động lực chính trong các khâu công nghệ trong khai thác mỏ. Khi làm việc trong khai thác mỏ dưới tác động của môi trường có độ ẩm cao, bụi bẩn lớn làm cho động cơ tiềm ẩn nguy cơ hư hỏng cao, như: già hóa cách điện, lệch trục, ngắn mạch một số các cuộn dây... Việc hư hỏng đột xuất các động cơ dẫn tới ngừng sản xuất, tăng cao nguy cơ mất an toàn trong quá trình làm việc nhất là các khâu công nghệ quan trọng [1].

Hiện nay việc dự đoán nguy cơ hư hỏng cho động cơ điện chủ yếu vẫn sử dụng dựa trên kinh nghiệm của cán bộ vận hành.

Tuy nhiên, với sự phát triển của khoa học và công nghệ thì trí tuệ nhân tạo (AI) được sử dụng nhiều trong các lĩnh vực trong đó việc sử dụng AI để dự đoán tình trạng hoạt động của động cơ từ đó phát hiện và cảnh báo sớm các hư hỏng tiềm ẩn gây ra hư hỏng cho động cơ điện mang lại nhiều hiệu quả kinh tế. Việc phát hiện sớm giúp giảm thời gian dừng máy, giảm chi phí sửa chữa không mong muốn và tăng độ tin cậy trong quá trình làm việc của hệ thống [2][3].

Việc sử dụng trí tuệ nhân tạo trong giám sát và chẩn đoán hư hỏng của động cơ điện trong khai thác mỏ không chỉ mang lại lợi ích về mặt kinh tế mà còn mở ra một hướng tiếp cận mới trong quản lý và bảo

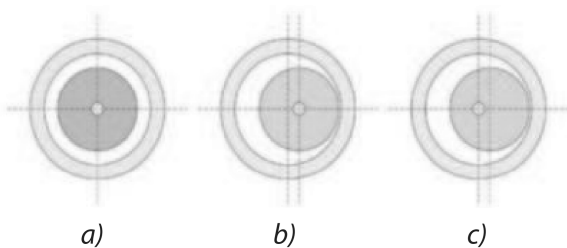
trì hệ thống điện đây là một xu thế không thể đảo ngược [4]. Nội dung của bài báo đi nghiên cứu ứng dụng của trí tuệ nhân tạo để dự báo hư hỏng của động cơ điện sử dụng trong khai thác mỏ, kết quả nghiên cứu là cơ sở khoa học để tham khảo trong việc lựa chọn công nghệ giải pháp phù hợp trong việc vận hành các thiết bị cơ điện mỏ và tới mô hình khai thác mỏ thông minh.

2. Nội dung nghiên cứu

2.1. Nhận diện hư hỏng của động cơ điện

Trong quá trình làm việc, động cơ điện thường xảy ra một số hư hỏng cơ bản thường gặp như sau [5]:

a) *Bất thường của khe hở không khí*: Độ lệch tâm khe hở không khí được thể hiện khi khoảng cách khe hở không khí giữa rotor và stator không đồng đều. Trong trường hợp lệch tâm tĩnh, vị trí của khe hở không khí hướng tâm nhỏ nhất được cố định. Ngược lại trong trường hợp lệch tâm động, vị trí của khe hở không khí nhỏ nhất xuất hiện sau khi quay rotor.



Hình 1. Khe hở không khí:

a) Đồng tâm, b) Lệch tâm tĩnh, c) Lệch tâm động

Trong trường hợp tĩnh, các thành phần của việc lệch tâm xuất hiện ở các tần số được xác định bởi công thức:

$$f_{ec} = f_g \left\{ (R \pm n_d) \left(\frac{1-s}{p} \right) \pm n_{ws} \right\} \quad (1)$$

Trong đó:

f_{ec} - tần số lệch tâm;

f_g - tần số điện cung cấp;

R - số lượng thanh rotor;

s - hệ số trượt;

p - số đôi cực; $n_d = \pm 1$; $n_{ws} = 1, 3, 5, 7$

Hệ số trượt được tính theo công thức:

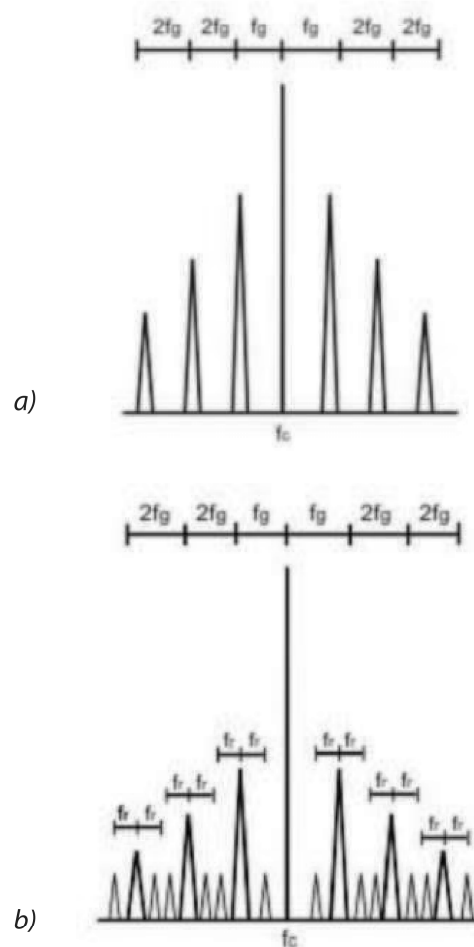
$$s = \frac{N_s - N_r}{N_s} \quad (1)$$

Trong đó:

s - hệ số trượt;

N_r - tốc độ quay rotor;

N_s - tốc độ đồng bộ



Hình 2. Khe hở không khí

a) Lệch tâm tĩnh, b) Lệch tâm động

Tần số trung tâm f_c trên Hình 2 theo công thức (2):

$$f_c = Rf_g \quad (2)$$

Trong đó R là số thanh rotor, khi có lệch tâm động, các thành phần từ độ lệch tâm tính được điều chế thêm với tần số quay f_r .

b) Rotor bị hư hỏng

Nguyên nhân chính khiến thanh rotor bị hỏng là khi bắt đầu chu kỳ làm việc với dòng điện khởi động và xuất hiện các xung tải. Thanh rotor bị gãy có thể gây ra tia lửa điện và quá nhiệt bên trong động cơ. Bằng cách kiểm tra phổ tần số của dòng điện stator, có thể phát hiện các giai đoạn đầu của hư hỏng thanh rotor. Khi có thanh rotor bị hỏng, các thành phần dòng điện trong cuộn dây stator có thể được phát hiện ở các tần số theo công thức (3):

$$f_{brb} = f_g \left[k \left(\frac{1-s}{p} \right) \pm s \right] \quad (3)$$

Trong đó:

f_{brb} - tần số khi thanh roto bị hỏng;

f_g - tần số điện cung cấp;

p - số đôi cực;

s - hệ số trượt;

$k = 1, 2, 3, \dots$

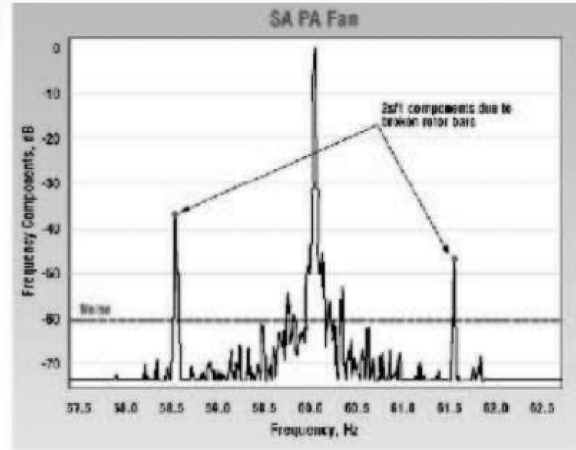
Từ hình 3, xác định được các dải biên trên và dưới thể hiện xung quanh tần số cung cấp và cách nhau hai lần tần số trượt, xác định theo công thức (4):

$$f_{slip} = sf_g \quad (4)$$

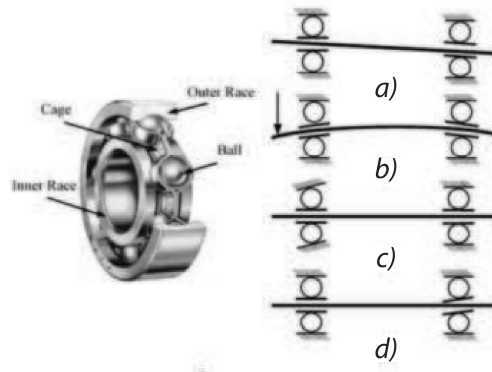
Trong đó: f_{slip} - tần số trượt;

f_g - tần số điện cung cấp;

s - hệ số trượt.



Hình 3. Dải tần số từ động cơ điện bị hỏng thanh rotor



Hình 4. Cấu trúc của vòng bi với bốn dạng sai lệch:

- a) Trục lệch tâm, b) Cong trục,
c) Vành ngoài vòng bi bị lệch,
d) Vành trong vòng bi bị lệch

Nếu có sự khác biệt giữa các thành phần chính và dải bên lớn hơn 50 dB thì rotor không có hư hỏng, khác biệt phạm vi từ 40 đến 50 dB thì có thể có một thanh bị hỏng, khác biệt dưới 40 dB thì có thể có một số thanh bị gãy hoặc vòng đai rotor bị nứt.

c) Vòng bi bị hỏng

Các hư hỏng của vòng bi khó phát hiện so với các hư hỏng của rotor, những sai lệch của vòng bi có thể phát hiện hư hỏng ổ trục bằng cách phát hiện các thành phần tần số f_0 và f_1 theo (5) và (6):

$$f_0 = 0.4nf_{rm} \quad (5)$$

$$f_1 = 0.6nf_{rm} \quad (6)$$

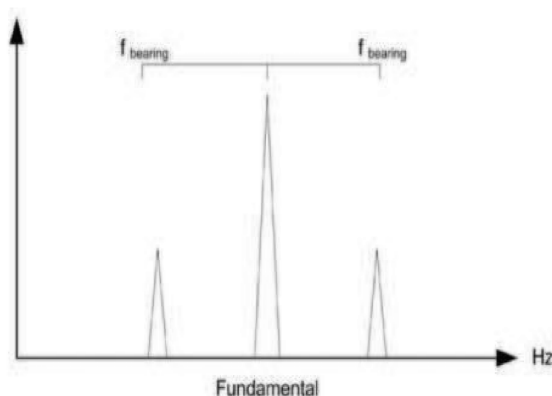
Trong đó:

f_0 - tần số thấp;

f_1 - tần số cao;

n - số bi;

f_{rm} - tần số cơ học của rotor.



Hình 5. Các thành phần tần số do hư hỏng ổ trục

d) Ngắn mạch cuộn dây stator

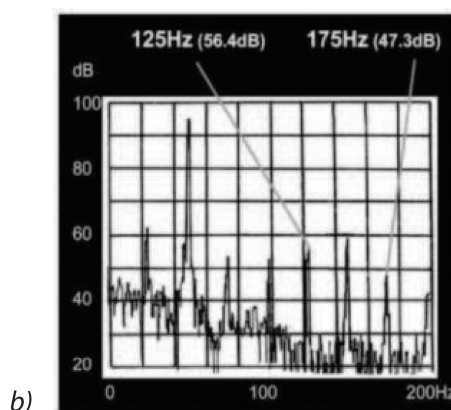
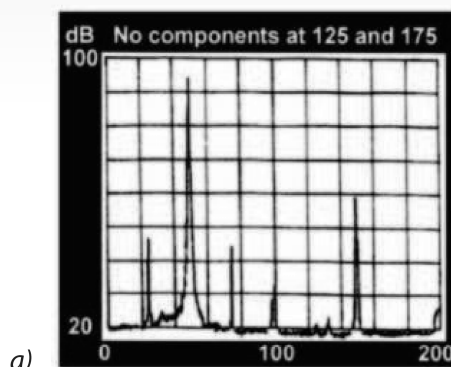
Hầu hết các hư hỏng của stator đều liên quan đến cuộn dây, ngắn mạch tạo ra lượng nhiệt quá mức trong cuộn dây stato và làm mất cân bằng dòng điện. Các thành phần dòng điện của động cơ chịu ảnh hưởng của các cuộn dây bị ngắn mạch có thể được phát hiện ở các tần số được chỉ ra trong Hình 6.

Ngắn mạch cuộn dây được thể hiện theo công thức (7):

$$f_{st} = f_g \left(\frac{n}{p} (1-s) \pm k \right) \quad (7)$$

Trong đó:

f_{st} - tần số thể hiện ngắn mạch; f_g - tần số điện cung cấp; $n = 1, 2, 3, \dots$



Hình 6. Phổ dòng điện trong các trường hợp:
a) Bình thường, b) Ngắn mạch

2. Kỹ thuật AI để phát hiện hư hỏng động cơ

2.1. Các phương pháp học máy

Các thuật toán học máy được áp dụng rộng rãi để phát hiện hư hỏng động cơ, bao gồm [6]:

- **Thuật toán Support Vector Machines (SVM):** Bài toán tối ưu trong SVM chính là bài toán đi tìm đường phân chia sao cho biên là lớn nhất. SVM đã cho thấy hiệu suất tốt trong việc phân loại hư hỏng động cơ, đặc biệt là khi xử lý các không gian đặc điểm có chiều cao, có hiệu quả trong việc tách các lớp hư hỏng khác nhau và đã được áp dụng thành công để phát hiện hư hỏng ổ trục, gãy thanh rotor và hư hỏng cuộn dây stator.



- **Thuật toán Random Forest:** là một tập hợp mô hình, rất hiệu quả cho các bài toán phân loại vì nó huy động cùng lúc hàng trăm mô hình nhỏ hơn bên trong với quy luật khác nhau để đưa ra quyết định cuối cùng. Random Forest đã được sử dụng hiệu quả để phân loại hư hỏng đa lớp trong phát hiện hư hỏng động cơ.

- **Thuật toán K-Nearest Neighbor (k-NN):** k-NN là một trong những thuật toán học có giám sát đơn giản nhất trong Machine Learning. Thuật toán k-NN đã được áp dụng để phát hiện hư hỏng động cơ do tính đơn giản và hiệu quả của nó trong các nhiệm vụ nhận dạng mẫu. Nó đã cho thấy hiệu suất tốt trong việc phân loại hư hỏng ổ trục và độ lệch tâm của rôto.

2.2. Các phương pháp học sâu

Các kỹ thuật học sâu đã cách mạng hóa nhiều lĩnh vực của AI, bao gồm cả phát hiện hư hỏng động cơ, bao gồm:

- **Mạng nơ-ron tích chập (CNN):** CNN đã cho thấy hiệu suất tốt trong việc xử lý và phân loại dữ liệu 2D, phù hợp để phân tích phổ đồ hoặc biểu diễn tần số thời gian của tín hiệu động cơ. CNN đã được áp dụng thành công để phát hiện nhiều hư hỏng động cơ khác nhau bằng cách sử dụng tín hiệu rung và dòng điện.

- **Mạng nơ-ron hồi quy (RNN) và Mạng bộ nhớ dài hạn ngắn (LSTM):** RNN và LSTM rất phù hợp để phân tích dữ liệu chuỗi thời gian, nên có thể xử lý tín hiệu động cơ theo thời gian. Các mạng này đã chứng minh hiệu suất tốt trong việc phát hiện và dự đoán hư hỏng động cơ, đặc biệt là trong các tình huống mà sự tiến hóa theo thời gian của tín hiệu.

- **Bộ mã hóa tự động (Autoencoders):** Được sử dụng để học tính năng không giám sát và giảm chiều trong phát hiện hư hỏng động cơ. Chúng đặc biệt hữu ích để trích xuất các tính năng có ý nghĩa từ dữ liệu cảm biến thô và đã được sử dụng kết hợp với các bộ phân loại khác để cải thiện độ chính xác phát hiện hư hỏng.

- **Phương pháp lai và tổ hợp:** Kết hợp wavelet + mạng nơ-ron: để cải thiện khả năng trích xuất và phân loại tính năng hoặc kết hợp hệ chuyên gia + học máy: để tăng cường độ chính xác phát hiện hư hỏng

3. Ứng dụng mô hình AI để giám sát hư hỏng của động cơ

3.1. Mô hình đề xuất

Mô hình sử dụng AI để đánh giá mức độ hư hỏng ngắn mạch cuộn dây của động cơ không đồng bộ 3 pha rotor lồng sóc được đưa ra trên hình 7.

Mô hình được đề xuất bao gồm:

- Các bộ cảm biến để lấy dữ liệu dòng điện của động cơ khi hoạt động: Các loại cảm biến phổ biến bao gồm: Cảm biến dòng điện, cảm biến điện áp, cảm biến nhiệt độ.

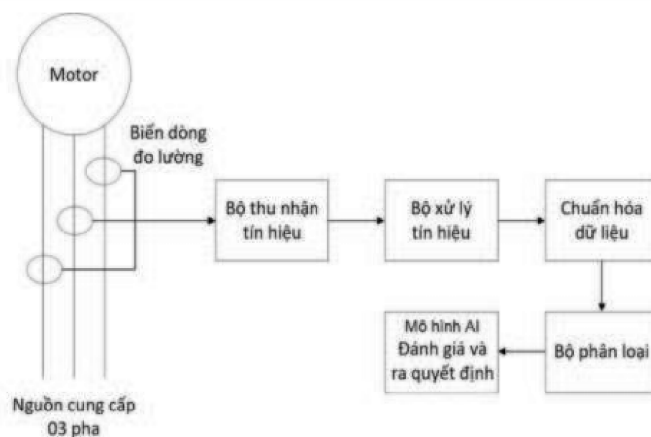
- Bộ thu nhận dữ liệu lấy mẫu cao, thu nhận và lưu trữ dữ liệu trên miền thời gian.

- Bộ xử lý tín hiệu sẽ biến đổi dữ liệu trên miền thời gian về miền tần số để có dữ liệu về phổ dòng điện của động cơ bằng cách biến đổi Fourier.

- Bộ chuẩn hóa dữ liệu sẽ biến đổi, tăng cường chất lượng dữ liệu.

- Bộ phân loại sử dụng một hoặc nhiều các thuật toán học máy, đã được học từ

các dữ liệu cũ và hoàn thiện mô hình, để phân loại dữ liệu thành bất thường hoặc không bất thường.



Hình 7. Mô hình đề xuất

Bộ dữ liệu được thu thập từ 02 động cơ không đồng bộ 03 pha lồng sóc được điều khiển bởi 02 bộ biến tần, một bảng điều khiển mô phỏng hư hỏng và một cụm biến trở để mô phỏng tải. Động cơ có thông số: 4 cực, công suất 01 HP, mạch đấu dây tam

giác, nguồn điện 220V và dòng điện định mức 03 A. Nguồn cung cấp cho động cơ được điều chỉnh với tần số 30 đến 60Hz với bước 5Hz. Kết quả dự báo với các mô hình AI được đưa ra trong bảng 1 và đồ thị so sánh trên hình 8.

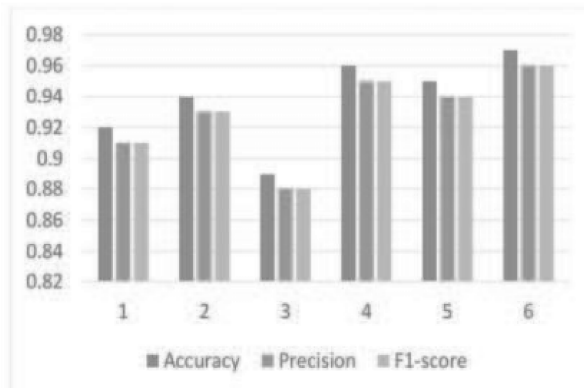
Bảng 1. Kết quả dự báo hư hỏng của động cơ

Thuật toán	Độ chính xác tổng thể (Accuracy) (%)	Độ chính xác dự báo (Precision) (%)	Độ chính xác của mô hình AI (F1-score) (%)
SVM	92	91	91
RandomForest	94	93	93
k-NN	90	88	88
CNN	96	95	95
LSTM	96	94	94
CNN-LSTM	97	96	96

Kết quả trên Bảng 1 cho thấy các phương pháp đều cho kết quả độ chính xác cao từ trên 90% trở lên, tuy nhiên phương pháp học sâu, đặc biệt là mô hình CNN-LSTM lai, vượt trội hơn các kỹ thuật học máy truyền

thống về độ chính xác. Hiệu suất vượt trội của mô hình CNN-LSTM có thể là do khả năng nắm bắt cả các đặc điểm không gian và thời gian từ các tín hiệu động cơ. Ngoài ra phương pháp học sâu (đặc biệt là CNN-

LSTM) cho thấy hiệu suất vượt trội trong việc phát hiện và phân loại các loại hư hỏng cụ thể, đặc biệt là đối với các hư hỏng tinh vi hơn như hư hỏng ổ trục mới phát sinh hoặc mất cân bằng rôto nhỏ.



Hình 8. So sánh hiệu quả của các thuật toán AI dự báo hư hỏng động cơ

4. Kết luận

Động cơ điện là thành phần then chốt trong nhiều ứng dụng công nghiệp, và độ tin cậy của chúng đóng vai trò quan trọng để đảm bảo vận hành liên tục và giảm thiểu thời gian ngừng máy. Bài báo này trình bày một tổng quan và phân tích toàn diện về các kỹ thuật trí tuệ nhân tạo (AI) được áp dụng trong phát hiện hư hỏng động cơ điện bao gồm học máy, học sâu và các phương pháp lai. Nghiên cứu này cung cấp cái nhìn sâu sắc về trình độ hiện tại và định hướng tương lai trong lĩnh vực này sử dụng AI trong giám sát dự báo hư hỏng động cơ. Kết quả cho thấy các hệ thống phát hiện hư hỏng dựa trên AI mang lại cải thiện đáng kể về độ chính xác, khả năng phát hiện sớm và khả năng thích ứng so với các phương pháp truyền thống, mở ra con đường cho hoạt động công nghiệp đáng tin cậy và hiệu quả hơn. Mô hình dự báo đưa ra trong bài báo có thể được triển khai ứng dụng cho các

động cơ quan trọng của khai thác mỏ như tời trục, quạt gió, bơm nước để nâng cao hiệu quả hoạt động và an toàn trong khai thác mỏ □

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Đỗ Như Ý (2016). Nghiên cứu ảnh hưởng của nhiệt độ và độ ẩm đến tình trạng cách điện của mạng điện mỏ hầm lò, Hội thảo KHCN Mỏ toàn Quốc.
2. Đỗ Như Ý (2018). Nghiên cứu ảnh hưởng của hiện tượng méo dòng điện đến hiệu quả làm việc của động cơ không đồng bộ ba pha, Hội nghị toàn quốc KH trái đất và tài nguyên với phát triển bền vững (ERSD).
3. Pham Van Nam, Do Ba Quang Huy, nnk (2024). Using Artificial Intelligence (AI) for Monitoring and Diagnosing Electric Motor Faults Based on Vibration Signals. International Conference on Information Networking (ICOIN).
4. Nguyễn Đức Thành, Trần Hoài Linh, Nguyễn Công Phương, Phạm Văn Nam (2024). Ứng dụng mạng nơ-ron trong chẩn đoán lỗi động cơ dựa trên tín hiệu độ rung. Tạp chí Khoa học và Công nghệ Quân sự.
5. Nguyễn Duy Minh (2022). Ứng dụng công nghệ ai nhằm nâng cao hiệu quả vận hành của động cơ điện tại giàn công nghệ hải thạch. Luận văn Thạc sỹ, trường Đại học Mỏ - Địa chất.
6. Faiz Ahmad, Shahzad, nnk (2024). Electric Motor Fault Detection using Artificial Intelligence. Electrical Systems.

APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN FAULT PREDICTION OF ELECTRIC MOTORS USED IN MINING OPERATIONS

Do Nhu Y

Hanoi University of Mining and Geology

Email: donhuy@humg.edu.vn

Abstract:

Electric motors are the main power equipment in mining operations, typically characterized by large capacity, high-intensive operating modes and harsh working environments, such as dust, high humidity, and strong vibrations. These conditions frequently lead to operational failures. Currently, motor failure diagnosis still uses traditional techniques and methods, which takes a lot of time and leads to inefficiency. To keep up with the rapid changes of the 4.0 Scientific and Technological Revolution, the application of AI to the science and technology in general, including the diagnosis of motor failures in particular is an irreversible trend. The content of the article studies the application of AI to predict failures of electric motors used in mining. The research results are the scientific basis for reference in choosing appropriate solutions in the operation of mine electromechanical equipment thereby contributing to the development of intelligent mining models.

Keywords: Motor fault, artificial intelligence, electric motor

TUYỂN TẬP BÁO CÁO
HỘI NGHỊ KHOA HỌC VÀ KỸ THUẬT MỞ TOÀN QUỐC LẦN THỨ XXIX
ĐỘT PHÁ PHÁT TRIỂN ỨNG DỤNG
KHOA HỌC, CÔNG NGHỆ, ĐỔI MỚI SÁNG TẠO VÀ CHUYỂN ĐỔI SỐ
TRONG NGÀNH CÔNG NGHIỆP MỎ VÀ NĂNG LƯỢNG VIỆT NAM

CHỊU TRÁCH NHIỆM XUẤT BẢN

Giám đốc, Tổng Biên tập

NGÔ ĐỨC VINH

Biên tập: LÊ ĐÌNH CƯỜNG
Chế bản: NGÔ MINH ĐỨC
Thiết kế bìa: NGÔ MINH ĐỨC
Soát bóng: KIỀU KIM TRÚC
NGUYỄN LAN ANH
ĐỖ MAI HƯƠNG

In 250 cuốn, khổ 19x27cm tại Công ty Cổ phần In truyền thông Việt Nam, địa chỉ: Số 843 đường
Hong Hà, phường Hong Hà, TP. Hà Nội. Số đăng ký KHXB: 3311-2025/CXBIPH/04-392/XD ngày
26 tháng 8 năm 2025. QĐXB số 118-2025/QĐ-XBXD ngày 26/8/2025. Mã số ISBN: 978-604-82-8623-1.
In xong và nộp lưu chiểu Quý 3/2025.