

PHÂN TÍCH LỖI ĐỘNG CƠ CẢM ỨNG BẰNG MẠNG NƠ-RON TÍCH CHẬP ĐA ĐẦU VÀO TRÊN DỮ LIỆU ĐO THỰC NGHIỆM

Hoàng Hào - 240101044

GVHD: PGS. TS Lê Đình Duy

Tóm tắt

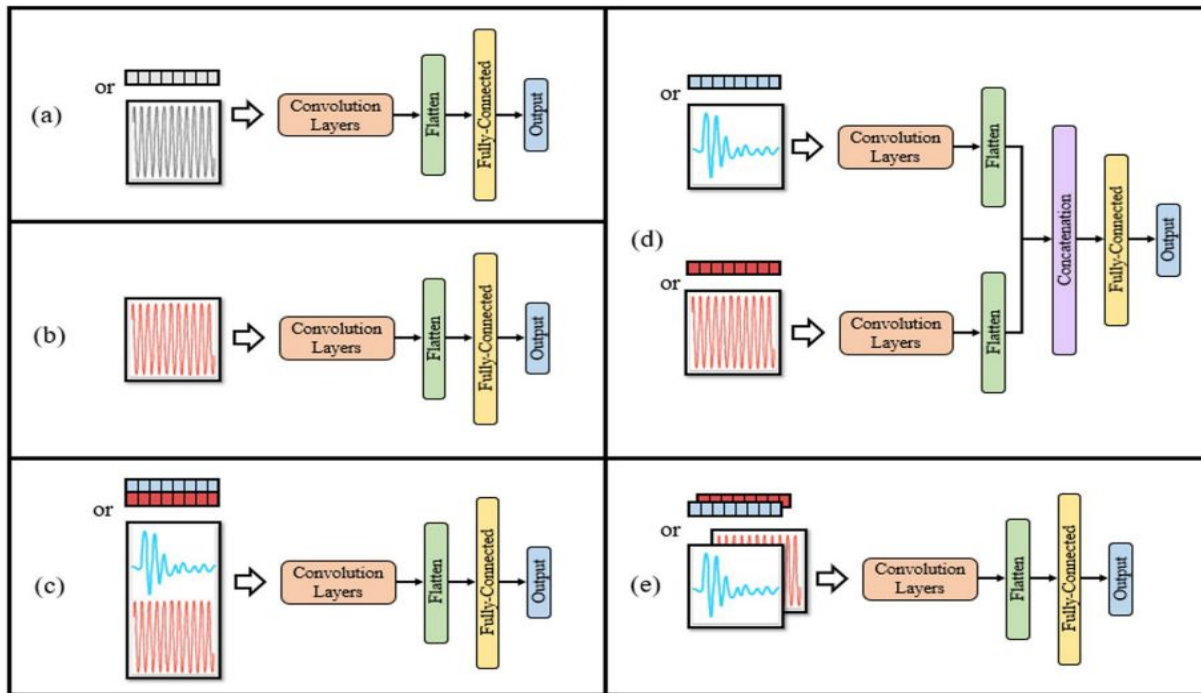
- Lớp: CS2205.FEB2025
- Link Github của nhóm:
<https://github.com/hdsme/CS2205.FEB2025>
- Link YouTube video:
- Hoàng Hào



Giới thiệu

1. Các phương pháp giám sát lỗi động cơ cảm ứng là cực kỳ quan trọng trong công nghiệp, việc tầm soát lỗi giúp hạn chế các rủi ro trong quá trình bảo trì và vận hành
2. Mô hình CNN đa đầu vào cho phép kết hợp đặc trưng từ nhiều nguồn tín hiệu, giúp cải thiện độ chính xác và khả năng phát hiện lỗi sớm trong môi trường công nghiệp.[6]
3. Dataset "Motor Current and Vibration Monitoring Dataset for various Faults in an E-motor-driven Centrifugal Pump" từ kho lưu trữ 4TU.ResearchData [4].
4. Hướng tiếp cận này kỳ vọng góp phần nâng cao khả năng chẩn đoán sớm và chính xác, hỗ trợ triển khai các hệ thống bảo trì dự đoán trong công nghiệp [6].

Giới thiệu



Hình 1: Kiến trúc mô hình 1D CNN đa đầu vào

Mục tiêu

1. Tiền xử lý và chuẩn hóa bộ dữ liệu đo thực nghiệm từ hệ thống động cơ – bơm, bao gồm tín hiệu rung và dòng điện với nhiều loại lỗi khác nhau, nhằm phục vụ huấn luyện, kiểm định và đánh giá mô hình dự đoán [1], [4].
2. Xây dựng kiến trúc mạng nơ-ron tích chập (CNN) đa đầu vào, trong đó mỗi nhánh xử lý một loại tín hiệu (rung hoặc dòng điện), và tích hợp các đặc trưng tại tầng fully connected cải thiện khả năng phân loại lỗi động cơ cảm ứng [3], [6].
3. Huấn luyện mô hình trên tập dữ liệu đa dạng lỗi, kiểm thử trên các nhóm lỗi chưa thấy trong huấn luyện, và đánh giá hiệu quả mô hình dựa trên các chỉ số độ chính xác (Accuracy), F1-score và confusion matrix [2], [6].

Nội dung và Phương pháp

Nội dung

- Chuẩn bị và xử lý dữ liệu tín hiệu rung và dòng điện từ hệ thống động cơ – bơm với nhiều lỗi và mức độ khác nhau, chia thành các tập huấn luyện, validation và test. [8]
- Phân tích đặc trưng tín hiệu ở miền thời gian và tần số để phục vụ chẩn đoán lỗi.
- Thiết kế mô hình 1D-CNN hai nhánh, kết hợp đặc trưng tại tầng fully connected để phân loại lỗi [3],[6].
- Huấn luyện, tinh chỉnh siêu tham số và đánh giá mô hình bằng Accuracy, F1-score và confusion matrix [2],[6].

Nội dung và Phương pháp

Phương pháp

- Tải và chọn dữ liệu từ 4TU.ResearchData [4], chuẩn hóa dữ liệu và định dạng đầu vào phù hợp cho CNN.
- Xây dựng mô hình CNN đa đầu vào với hai nhánh riêng biệt, trích xuất đặc trưng qua các lớp chuyên dụng và đưa qua tầng Fully Connected phân loại lỗi [3], [7].
- Huấn luyện mô hình, chia dữ liệu train/validation/test theo tỷ lệ 80/10/10 và tính chỉ số tham số trên tập validation [11]
- Đánh giá hiệu quả mô hình bằng Accuracy, F1-score, Confusion Matrix [7], [10]

Kết quả dự kiến

Xây dựng mô hình chẩn đoán lỗi động cơ cảm ứng sử dụng 1D-CNN đa đầu vào, kết hợp tín hiệu rung và dòng điện qua tầng fully connected.

Mô hình được huấn luyện trên dữ liệu thực nghiệm với hơn 20 dạng lỗi và ba mức tốc độ. Kỳ vọng đạt độ chính xác $>95\%$, F1-score >0.9 với các lỗi phổ biến, và giảm nhầm lẫn so với mô hình đơn kênh.

Tài liệu tham khảo

- [1]. W. Zhang, G. Peng, C. Li, Y. Chen, Z. Zhang: A new deep learning model for fault diagnosis with good anti-noise and domain adaptation ability on raw vibration signals, 2017.
- [2]. Y. LeCun, Y. Bengio, G. Hinton: Deep learning, 2015.
- [3]. C. Zhou, Z. He, Y. Zi: A multi-channel convolutional neural network model for fault diagnosis of rotating machinery, 2018.
- [4]. S. Bruinsma, R.D. Geertsma, R. Loendersloot, T. Tinga: Motor current and vibration monitoring dataset for various faults in an E-motor-driven centrifugal pump, 2022.
- [5]. J. Lee, B. Bagheri, C. Jin: Introduction to cyber manufacturing, 2016.
- [6]. H. Shao, H. Jiang, H. Zhang, Y. Niu: Rolling bearing fault diagnosis using an optimized deep convolutional neural network, 2018.

Tài liệu tham khảo

- [7]. M. Abdelmaksoud, M. Torki, M. El-Habrouk, M. Elgeneidy: Convolutional neural network based multi-signals fault diagnosis of induction motor using single and multi-channels datasets, 2022.
- [8]. R. Wang, J. Tang, J. Sun, Y. Lei: Data-driven fault diagnosis and fault-tolerant control of industrial processes: A review, IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020.
- [9]. H. Wang, K. Peng, Y. Li: Fault diagnosis of induction motor based on wavelet packet transform and deep neural networks, 2019.
- [10]. L. Zhang, Z. Yang, M. Chen: A deep learning-based method for fault diagnosis of rotating machinery using multi-sensor data fusion, 2019.
- [11]. D.P. Kingma, J. Ba: Adam: A Method for Stochastic Optimization, 2014.