

딥러닝 기반 스피들 모터 이상 탐지를 위한 최적 샘플링 속도 연구

박수연¹, 오윤서¹, 김시종², 전창재^{1*}
세종대학교¹, 한국전기연구원²

syeon_park@naver.com¹, kidchammys@naver.com¹, sijongkim@keri.re.kr², cchun@sejong.ac.kr^{1*}

A Study on the Optimal Sampling Rate for Deep Learning-based Spindle Motor Abnormal Detection

Suyeon Park¹, Yoonseo Oh¹, Sijong Kim², Chang-Jae Chun^{1*}
Sejong University¹, Korea Electrotechnology Research Institute²

요약

본 논문에서는 스피들 모터의 이상 상태탐지 모델 정확도를 분석하기 위해 샘플링 속도에 따른 딥러닝 모델 정확도를 비교하였다. 또한, 스피들 모터의 고장 정도에 따른 결과를 분석하기 위해 다양한 이상 진동신호크기에 대한 이상탐지 정확도를 확인하였다. 시뮬레이션을 통해 제안한 딥러닝 기반 이상탐지 모델과 임계점 기반 이상탐지 모델의 성능을 비교하였으며, 설명가능 인공지능 (XAI) 알고리즘을 활용하여 어떤 특징값이 이상 탐지에 가장 효과적인지 확인하였다.

I. 서론

스마트공장은 생산 과정에 디지털 자동화 솔루션이 포함된 정보통신기술을 적용한 지능형 생산공장을 말한다. 스마트공장은 불량, 고장 등의 문제가 발생하면 원인을 파악하고 문제를 해결할 수 있으며, 생산성을 향상시킬 수 있다는 장점을 가지고 있다. 이를 가능하게 하는 것은 스마트공장에서 수집하는 데이터이다. 특히 CNC 공작기계의 스피들 모터는 스마트공장에서 빼놓을 수 없는 중요한 장비이며, 특히 기계 가공 시 가장 부하가 많이 걸리는 장치이다. 연구 [1]에서는 스피들 모터에 진동센서를 장착하여 주요한 특징값을 찾고 KPCA (Kernel Principal Component Analysis)를 이용하여 이상을 탐지했다. 연구 [2]에서는 진동센서를 통해 획득한 데이터를 사용하여 CNN (Convolution Neural Network)를 이용하여 스피들 베어링 결함을 진단하였다. 하지만 이러한 연구에서는 진동신호 샘플링 속도 분석 등 데이터 획득 효율에 대한 고려가 부족하다. 이러한 데이터 획득 효율은 데이터 통신 프로토콜 및 하드웨어를 결정하는데 매우 중요한 요소이다. 본 논문에서는 스피들 모터의 이상을 정확하고 효율적으로 탐지하기 위해 스피들 모터 고장을 보다 정확히 탐지할 수 있는 딥러닝 기반 이상 탐지 모델을 사용했으며, 정확도를 유지하며 데이터 획득 효율을 극대화할 수 있는 샘플링 속도를 찾기 위해, 샘플링 속도에 따른 정확도를 비교하였다. 시뮬레이션을 통해 임계점 기반 모델과 딥러닝 기반 모델의 이상 탐지 성능을 i) 샘플링 속도에 따라 ii) 이상 신호의 크기에 따라 분석하였으며, 설명 가능한 인공지능 (eXplainable AI, XAI) 알고리즘을 사용하여 결과를 분석하였다.

II. 본론

2.1 딥러닝 기반 스피들 모터 이상 탐지 모델

본 논문에서는 딥러닝 기반 이상 탐지를 위해 feedforward neural network (FFNN) 모델을 활용하였다. 제안하는 FFNN 모델은 입력층과 7 개의 은닉층, 출력층으로 구성되어있으며, 각각의 층이 가지는 노드의

개수는 순서대로 7, 50, 80, 120, 120, 120, 80, 50, 2 이다. 활성화함수는 Relu, 출력함수는 Softmax, 손실함수는 Categorical Crossentropy 를 사용했으며 최적화를 위해 Adam 알고리즘을 사용하였다. 학습 횟수는 100 epoch 이고 학습률은 0.0001 이다. 훈련 데이터와 테스트 데이터의 비율은 8:2 로 설정하였으며, 모델 학습 및 테스트는 Python 3.9.12, Tensorflow 2.9.1 환경에서 수행하였다.

2.2 샘플링 속도에 따른 이상 탐지 정확도 분석

본 논문에서는 원본 데이터를 다운샘플링 하는 방법으로 11 krpm 속도로 회전하는 스피들 모터의 샘플링 속도에 따른 성능변화를 확인하였다. 1 kS/s 의 속도로 샘플링 한 원본 데이터의 샘플링 속도를 10 S/s 까지 낮춰주면서 다운샘플링을 진행하였고, 다운샘플링한 데이터를 사용해서 이상 탐지에 필요한 특징들을 생성하였다. 생성한 데이터를 제안하는 모델에 입력해 이상 탐지를 진행한 결과, 기대했던 대로 샘플링 속도가 낮아질수록 이상 탐지 정확도가 점차 낮아지는 것을 확인했다. 샘플링 속도가 75 S/s 일 때부터 눈에 띄는 성능저하가 나타나기 시작하여 샘플링 속도가 50 S/s 가 되는 지점에서 96.1 %의 이상 탐지 정확도를 보였다. 또한, 스피들 모터의 고장 정도에 따른 결과를 분석하기 위해 50 S/s 에서 다양한 이상 진동신호크기에 대한 이상탐지 정확도를 확인하였다.

2.3 실험결과

2.3.1 데이터

본 논문에서 데이터를 수집하기 위해 사용한 모터는 최대 60 krpm 의 속도로 회전할 수 있는 2.2 kW 고주파 스피들 모터이다. 데이터를 수집하기 위해 11 krpm 의 속도로 회전하는 스피들 모터에 센서를 부착해, 센서의 진동 값을 1 kS/s 의 속도로 샘플링 하였다. 수집한 미가공 데이터의 개수는 총 554,744 개로 정상 데이터의 개수는 299,744 개이고, 이상 데이터의 개수는 255,000 개이다. 정상 데이터는 새 스피들 모터에서

수집하였으며, 이상 데이터는 1 년 이상 사용한 중고 스피들 모터에서 수집하였다. 데이터를 전처리하기 위해 샘플링할 때 잘못 측정된 이상치를 제거하였다. 전처리한 데이터를 1 초 주기로, 0.1 초의 간격으로 잘라서 '평균', '분산', '왜도', '첨도', '최댓값', '최솟값', '중앙값'의 7 개 특징값을 갖는 데이터 세트를 생성하였다. 생성된 데이터 세트의 개수는 총 5,529 개로 정상 데이터의 개수는 2,988 개이고 이상 데이터의 개수는 2,541 개이다.

2.3.2 임계점 기반 이상 탐지 결과

총 7 개의 데이터 특징값 중에서 정확도가 가장 높았던 '최솟값'을 사용해서 임계점 기반 이상 탐지를 진행하였다. FPR 25 % 이내에서 가장 높은 정확도 값을 최종 정확도 값으로 선정했다.

2.3.3 다운 샘플링에 따른 이상 탐지 결과

다운 샘플링을 진행한 결과 그림 1 과 같은 결과를 확인하였다. 임계점 기반 이상 탐지 방법의 정확도 보다, 딥러닝 기반 이상 탐지 모델의 정확도가 더 높았다. 딥러닝 기반 이상 탐지 모델은 50 S/s 로 샘플링 속도를 낮출 때의 정확도가 96.1 %, 임계점 기반 이상 탐지 방법은 500 S/s 로 샘플링 속도를 낮출 때의 정확도가 95.0 % 인 것을 확인할 수 있었다.

그림 1. 샘플링 속도에 따른 성능변화

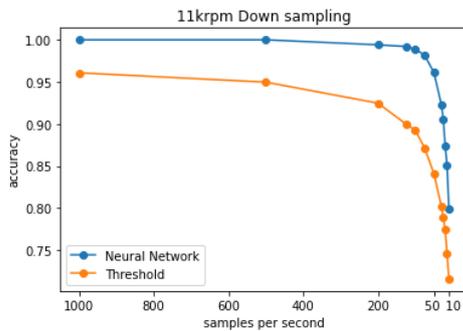


그림 2. 이상 데이터 크기에 따른 성능변화

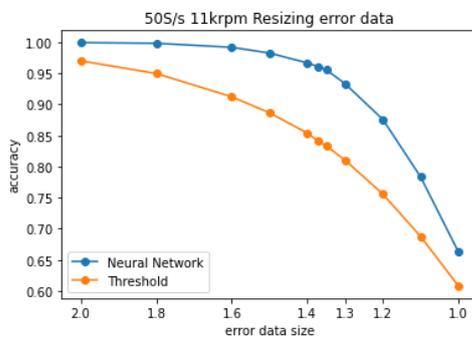
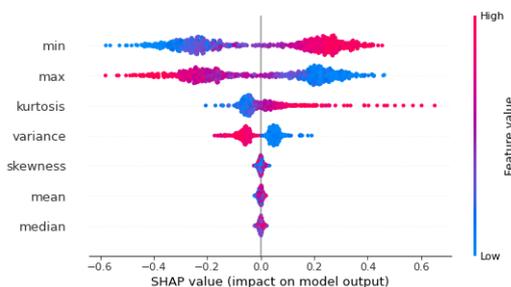


그림 3. 딥러닝 모델에 대한 XAI 분석 결과



2.3.4 이상 진동신호의 크기에 따른 이상 탐지 결과 분석

50 S/s 의 샘플링 속도에서 이상의 정도가 얼마나 심해져야 이상을 잘 감지할 수 있는지를 알아보기 위해 이상 진동데이터의 크기를 바꿔주면서 정확도를 측정하였다. 정상 데이터의 크기와 이상 데이터의 크기의 비율을 1:x 로 두고 x 값을 바꿔주며 정확도를 구했다. 원본 데이터에서의 정상 데이터와 이상데이터 크기 비율은 1:1.37 이다. 그림 2 에서 볼 수 있듯이 x = 2 인 경우 임계점 기반 이상 탐지 방법과 딥러닝 기반 이상 탐지 모델 모두 정확도가 높은 것을 확인할 수 있다. 임계점 기반 이상 탐지 방법은 x = 1.8 일 때 95.0 % 이고, 이상 탐지 모델은 x = 1.35 일 때의 정확도가 95.6 % 인 것을 확인할 수 있다. 따라서, 제안하는 딥러닝 기반 이상탐지 모델이 임계점 기반 이상탐지 모델의 경우보다 25 % 작은 크기의 이상 데이터에 대해 유사한 성능 (95 % 이상의 정확도) 을 보이는 것을 확인했다.

2.3.5 이상 탐지 결과에 대한 XAI 분석

딥러닝 기반 방식에서 훈련한 결과를 바탕으로 SHAP 라이브러리를 사용해서 XAI 분석을 진행했다 [3]. 그림 3 에서와 같이 데이터 특징값 중 '최솟값'과 '최댓값'이 이상 탐지 결과에 많은 영향을 미치는 것을 볼 수 있다. XAI 분석에 따르면, '최솟값'이 높고, '최댓값'이 낮을수록 정상이라고 판단한다. 이를 통해서, 스피들 모터 이상 탐지에 가장 효과적인 데이터 특징값은 '최솟값'과 '최댓값'임을 확인하였다.

III. 결론

본 논문에서는 제안하는 딥러닝 기반 이상탐지 모델 및 임계점 기반 이상탐지 모델에 대해, 다양한 샘플링 속도에 따른 정확도를 비교하였고, 이상 데이터의 크기에 따른 이상 탐지 정확도를 분석하였다. 또한, XAI 분석을 통해 이상 탐지에 도움이 되는 주요한 특징값은 '최솟값'과 '최댓값'임을 확인하였다.

ACKNOWLEDGMENT

이 연구는 2022 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 국가과학기술연구회의 지원을 받아 수행된 한국전기연구원 기본사업(No. 22A01019). 본 연구는 2022 년도 중소벤처기업부의 기술개발사업 지원에 의한 연구임 [RS-2022-00156456]. 이 논문은 2021 년도 세종대학교 교내연구비 지원에 의한 논문입니다.

참 고 문 헌

- [1] W. Chen, Z. Yang, C. Chen, and F. Chen, "Health Condition Evaluation Method for Motorized Spindle Based on Rotation Error and Vibration," Annual Reliability and Maintainability Symposium, 2018, pp. 1-7.
- [2] X. Ding and Q. He, "Energy-Fluctuated Multiscale Feature Learning with Deep ConvNet for Intelligent Spindle Bearing Fault Diagnosis," IEEE Trans. Inst. Measure., vol. 66, no. 8, pp. 1926-1935, Aug. 2017.
- [3] S. M. Lundberg and S. I. Lee, "A unified approach to interpreting model predictions," *Advances in neural information processing systems*, pp. 4768-4777, 2017.