

전기차 모터 결함 진단을 위한 고해상도 스펙트로그램 기반 딥러닝 모델

박병준, 한동석
경북대학교 대학원 전자전기공학부

qudwns7171@knu.ac.kr, dshan@knu.ac.kr

High-resolution Spectrogram-based Deep Learning Model for Diagnosing Electric Vehicle Motor Defects

Byeong Jun Park, Dong Seog Han
School of Electronic and Electrical Engineering, Kyungpook National Univ.

요약

영구자석 동기모터(permanent magnet synchronous motor, PMSM)는 여러 장점을 바탕으로 전기차를 비롯한 다양한 산업 분야에서 널리 사용되고 있다. 그러나 PMSM의 결함은 성능 저하와 안전 문제를 초래할 수 있어, 이를 조기에 감지하고 진단하는 것이 중요하다. 본 논문에서는 단시간 푸리에 변환을 통해 생성된 고해상도 스펙트로그램 이미지를 실시간으로 분석하는 딥러닝 모델을 제안한다. 이 모델은 전류 및 진동 감지 센서로부터 얻은 PMSM 데이터를 입력으로 받아 스펙트로그램을 이미지화하여 시맨틱 분할을 적용한다. 제안된 모델은 기존 방법의 한계를 극복하며, 실시간 결함 진단에서 높은 정확도와 효율성을 제공한다.

I. 서론

영구자석 동기모터(permanent magnet synchronous motor, PMSM)는 전기 모터의 한 종류로, 전력 변환과 정밀한 회전 제어가 필요한 산업 분야에서 사용된다. 특히 전기차의 핵심부품으로 고효율, 고성능을 특징으로 하는 전동기다. PMSM의 결함은 기계적 또는 전자기적 요인으로 인해 발생하며, 진동과 소음을 동반한 여러 종류의 증상을 야기한다. 제품 내 PMSM에서 발생한 각종 결함은 성능 저하는 물론, 안전성 및 운영 중단 문제와 직결되며 장단기적으로 심각한 문제를 일으킬 수 있다. 이런 이유로 PMSM의 결함을 조기에 감지하고 진단하는 연구는 최근 몇 년간 꾸준히 관심을 받고 있다[1].

PMSM의 회전자에 결함이 발생하면 모터에서 검출된 전류, 진동, 소음 신호 스펙트럼의 특정 고조파 성분의 진폭이 크게 변화한다는 사실이 알려져 있다[2]. 그러나 모터의 회전 속도가 변하거나 외부 소음이 개입을 하면 이러한 고조파 차수들을 밝혀내기 어려워진다. 따라서 효과적인 결함 진단을 위해서 높은 시간-주파수 해상도의 스펙트럼이 요구되는데, 신호의 특성을 시간-주파수 영역에서 분석하는 기술인 단시간 푸리에 변환(short time Fourier transform, STFT)이 이를 가능케한다. 그러나 이 방법은 상대적으로 시간이 걸리며, 고전적인 분석 방식으로는 특정 고조파 성분을 확정하기 힘들다. 본 논문은 STFT 처리된 신호를 이미지로 시각화한 고해상도 스펙트로그램을 실시간으로 분석하는 지능형 딥러닝 진단 모델을 고안한다.

딥러닝 기술이 발전함에 따라 모터 결함 진단 연구에 이 기술을 적용하려는 연구가 다양하게 진행되어왔다. 그러나 기존의 방식은 외부 신호와 잡음에 취약하며, 동시에 들어오는 여러 신호에 대해 입체적으로 결함을 탐지하지 못하는 한계가 있다. 본 논문에서 제안하는 모델은 PMSM의 여러 감지 센서로부터 온 다중 신호

데이터를 입력 받아서 결함을 정확히 분류할 뿐 아니라 결함 주파수 사이드 밴드를 픽셀 단위로 검출하여 결함 정도를 파악하는 시맨틱 분할 모델이다.

II. 본론

시맨틱 분할은 이미지나 비디오에서 각 픽셀이 어떤 객체나 클래스에 속하는지 예측하는 컴퓨터 비전 기술이다. 본 논문에서는 스펙트로그램의 모든 픽셀의 결함 여부를 실시간으로 판단하고 분류하는 것이 주요 목표다. PMSM에서 검출된 신호의 결함 주파수 성분은 큰 진폭을 가지며 일정한 사이드 밴드를 형성하고 있다. 이 사실을 바탕으로 고해상도의 스펙트로그램을 픽셀 단위로 빠르고 정확하게 분석하기 위한 두 가지 딥러닝 전략을 취한다.

고해상도의 시간-주파수 정보를 실시간으로 처리하기 위해 백본 네트워크 내의 다운 샘플링 횟수를 증가시킨다. 이 방식을 취함으로써 특징 맵의 크기가 작아져 연산 속도가 빨라지고, 수용 영역이 넓어져서 전체 스펙트로그램의 문맥적 정보를 더 잘 얻을 수 있다. 그러나 특징 맵의 공간적 세부 표현을 제한하기 때문에 정확한 주파수 대역을 감지하기 어려울 수 있다. 이 절충은 다음 전략을 취함으로써 해소된다.

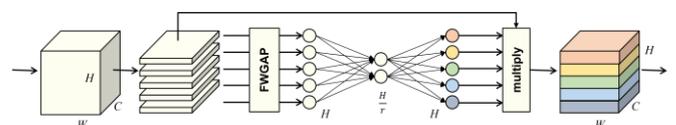


그림 1. FAM 구조

결함이 있는 PMSM에 기인한 전류 및 진동 신호에 대해 결함 성분은 시간 영역보다 주파수 영역의 의존성이 더 크다. 본 논문에서는 Hu 등[3]이 제안한 어텐션 메커니즘의 장점을 반영한 FAM(frequency

attention module)을 제안하여 딥러닝 모델을 구성한다. FAM 은 주파수 간 상호 의존성을 학습하여 중요한 주파수를 강조하고 불필요한 주파수를 억제한다. 그림 1 은 FAM 의 구조를 보여준다. 이 모듈은 매개변수와 연산량이 매우 적으며 모든 CNN 기반 모델에 적용이 가능하다는 장점이 있다.

본 논문이 제안한 모델은 AI 허브에서 제공하는 자율주행 고장진단 데이터로 학습되고 검증된다[4]. 이 데이터 셋은 여러 전차의 PMSM 및 감속기에서 수집한 550,800 개의 스펙트로그램 이미지로 구성된다. 훈련, 검증, 테스트의 비율은 8:1:1 이며, 각 이미지의 해상도는 2000×1280 픽셀로 고해상도 이미지 분할 모델의 실시간성을 평가하기에 적절하다. 결함에 대해 정상, 편심 주의, 편심 결함, 감자, 기어 결함으로 클래스가 구분되어 있다.

제안한 구조가 성능에 미치는 효과를 검증하기 위해, 시멘틱 분할 모델로 잘 알려진 DeepLabV3+ [5]를 사용한다. 인코더의 백본으로 ResNet-18[6]을 채택하며, 원래의 구조와 제안한 다운 샘플 구조의 스트라이드 값을 각각 [1, 2, 2, 1], [2, 2, 2, 2]으로 설정하여 추론 시간을 비교한다. 또한, 다운 샘플링이 추가된 모델에 FAM 을 각 합성곱 단계의 마지막에 적용하여 전체 모델 성능에 대한 제안한 구조의 영향을 관찰한다.

표 I
FAM 과 추가적인 다운샘플링의 유무에 따른 추론 속도 비교

	Original	Heavy stride w/o FAM	Heavy stride w/ FAM
#FPS	44	126	118

표 II
FAM 유무에 따른 모델의 정확도 비교

	w/o FAM	w/ FAM
Classification Error(%)	0.36	0.24
Total	95.28	96.39[+1.11]
Normal	99.62	99.56[-0.06]
mIoUs(%)		
Eccentricity-10	92.84	94.03[+1.19]
Eccentricity-20	90.42	93.28[+2.86]
Demagnetization	96.01	97.04[+1.03]
Reducer defect	97.52	98.02[+0.50]

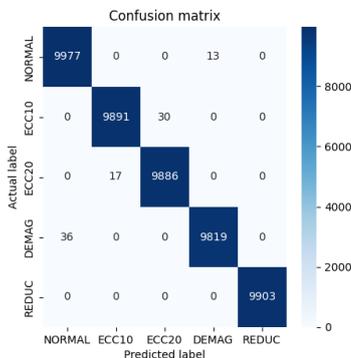


그림 2. 제안한 모델의 결함 분류에 대한 혼동 행렬

표 I 은 모델의 다운 샘플링과 FAM 의 여부에 따른 추론 속도를 보여준다. 추론은 배치 사이즈를 1 로 설정하여 단일 NVIDIA RTX-4080 GPU 로 측정한다. 원래의 모델에 비해 다운 샘플 된 모델의 단위 시간 당 이미지 처리량이 약 3 배 빠르다. 또한, 모델에 FAM 을 도입하더라도 추론 속도의 변화가 미미하여 실시간성이 유지되고 있음을 보여준다. 표 II 는 FAM 의 유무에 따른 모델의 성능을 나타낸다. FAM 을 적용함으로써 거의

모든 결함 탐지 및 분류에서 더욱 뛰어난 정확도를 얻는다. 그림 2 는 FAM 을 적용한 모델의 분류 결과에 대한 혼동 행렬이다. 모든 결함에 대해 99.6% 이상의 분류 정확도를 얻어 전체적으로 분류 성능이 우수하다.

III. 결론

본 연구는 PMSM 의 결함 진단을 위한 딥러닝 기반 접근법을 탐구한다. 제안된 모델은 PMSM 에서 발생하는 다양한 결함을 정확하게 탐지하고 분류하는데 효과적임을 입증했다. 특히, FAM 의 도입은 모델의 성능을 향상시키고 결함을 보다 정확하게 분류할 수 있게 한다. 이러한 결과는 전기차 산업에서 PMSM 의 결함 진단 시스템의 발전에 기여할 것으로 기대된다. 앞으로의 연구에서는 실제 결함 진단 및 상태 모니터링 시스템에 적용 가능한 독자적인 모델을 연구하여, 효율적인 분할 구조와 실제 환경에서 적용 가능한 지능형 진단 체계에 대해 탐구할 것이다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학 ICT 연구센터지원사업의 연구결과로 수행되었음 (IITP-2024-2020-0-01808). 또한, 2023 년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술진흥원의 지원을 받아 수행된 연구임 (P0024162, 2023 년 지역혁신클러스터육성).

이 연구는 과학기술정보통신부의 재원으로 한국지능정보사회진흥원의 지원을 받아 구축된 "자율주행 고장진단 데이터"를 활용하여 수행된 연구이다. 본 연구에 활용된 데이터는 AI 허브(aihub.or.kr)에서 다운로드 받을 수 있다.

참고 문헌

- [1] G. Niu, X. Dong, and Y. Chen, "Motor fault diagnostics based on current signatures: a review," *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, 2023.
- [2] F. Lin, S. Zuo, and W. Deng, "Impact of rotor eccentricity on electromagnetic vibration and noise of permanent magnet synchronous motor," *Journal of Vibroengineering*, 20(2):923- 935, 2018.
- [3] J. Hu, L. Shen, and G. Sun, "Squeeze-and-excitation networks," In *Proc. of the IEEE CVPR*, 2018, pp. 7132- 7141.
- [4] 한국지능정보사회진흥원, Oct. 2023 "자율주행 고장진단 데이터," <https://aihub.or.kr/aihubdata/data/view.do?currMenu=&topMenu=&aihubDataSe=data&dataSetSn=71347>.
- [5] L.-C. Chen, Y. Zhu, G. Papandreou, F. Schroff, and H. Adam, "Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation," In *Proc. ECCV*, 2018, pp. 801- 818.
- [6] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep residual learning for image recognition," In *Proc. CVPR*, 2016, pp. 770-778.