진동을 이용한 딥러닝 기반 구동장치 감속기 결함 분류 시스템

이세훈*, 최재호⁰, 이종현*, 이창호** 인하공업전문대학, 컴퓨터시스템과⁰ 인하공업전문대학, 컴퓨터시스템과* 한국콘베어공업(주) 기술연구소**

e-mail: seihoon@inhatc.ac.kr*, resistance26e@gmail.com^o, jh13012@gmail.com*, changholee@conveyor.co.kr**

Deep Learning based Drive Reducer Fault Classification System using Vibration

Se-Hoon Lee*, Jae-Ho Choi^O, Jong-Hyeon Lee*, Chang-Ho Lee**
Dept. of Computer Systems & Engineering, Inha Technical College^O
Dept. of Computer Systems & Engineering, Inha Technical College*
R&D Center, Korea Conveyor Ind. Co., LTD.**

• 8. 약 •

본 논문은 구동장치의 진동에서 특징 데이터를 추출하고 인공신경망에 학습을 시킨 후, 구동 장치의 결함을 분류하는 시스템을 구현하였다. 딥러닝 기술을 이용함으로써 특정 장치에 종속되지 않고 학습할 데이터의 특징에 따라 쉽게 변경 가능하다. 또한, 실제 적용될 현장에서 발생할 수 있는 예측외의 진동 환경에 유연하게 대처하기 위해 딥러닝 모델 중 CNN을 적용한 시스템을 설계하였으며, 본 연구팀의 이전 연구에서 제안된 DNN 기반의 진단시스템을 학습데이터의 환경과 다른 처리배제가 필요한 진동 환경에서 비교 실험하여 제안된 시스템이 새로운 환경적용 성능향상에 대하여 우수한 결과를 얻었음을 확인하였다.

키워드: 기계 결함 진단(Machine Fault Diagnosis), 기계 결함 분류(Machine Fault Classification), 딥러닝(Deep Learning)

I Introduction

현재 산업현장에서 사용되는 기계들은 고장으로 인한 기계 가동 중지를 예방하기 위해 정기적인 예방정비를 실시하고 있으며, 이는 기계의 불필요한 중단과 부품교체로 인해 비용손실을 초래할 수 있고, 예측하지 못한 시스템의 고장에 대처가 어렵다. 건전성 관리 (PHM)기술을 실제 산업현장에 적용하기엔 많은 시간과 비용이 발생 하는 문제점이 있으며[1], 근래 인공지능을 이용한 기계 고장예측의 필요성이 대두되고 있다[2]. 본 논문에서는 진동 데이터를 이용한 CNN 답러닝 모델을 적용하여 다양한 기계에 적용할 수 있고, 다양한 진동 환경에 유연하게 대처할 수 있는 구동장치 결합 분류 시스템을 구현한다.

II. System Design

1. Software Design

제안하는 시스템은 IoT 국제 표준인 oneM2M 기반을 아키텍처를 기반으로 하고 있으며, 오픈 소스인 Mobius를 이용한다. 게이트웨이에서는 센서를 통해 진동 추출 및 데이터 전처리를 한 후 CNN을

통해 상태를 파악하여 상태에 따라 구동 장치 중단 시키고, Raw 데이터와 딥러닝 결과를 서버로 전송한다. 웹 서버에서는 구동장치의 실시간 상태를 확인하고 고장일 시 모바일 어플라케이션 경고 메시지를 발송하는 구조이다. 웹은 스프링 프레임워크를 기반으로 구현한다. 그림 1은 제안하는 시스템의 시퀀스 다이어그램이다.

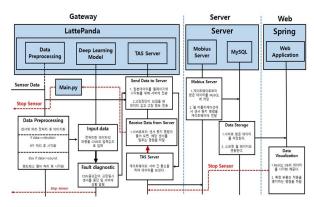


Fig. 1. Sequence Diagram

한국컴퓨터정보학회 하계학술대회 논문집 제27권 제2호 (2019. 7)

Fig2에서는 구동장치에서 발생한 진동을 각각 시간파형(Raw), 주파수파형(FFT), Spectrogram, STFT로 변환하여 딥러닝 학습을 진행하였다.

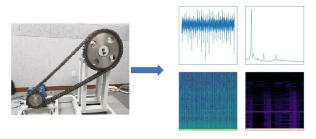


Fig. 2. Input Data Image

III. Experiments

본 논문에서는 소음으로 체인의 이상여부를 판단했던 이전 연구(3) 와는 달리 감속기의 진동을 이용하여 결함 유형별로 이상 여부를 판단하는 시스템을 구현하였다. 제안한 시스템의 성능을 검증하기 위하여, Fig2의 4가지 유형으로 전처리 하여 CNN 모델의 성능을 검증하는 실험을 진행하였다. 실험 환경으로는 체인 전문 기업으로부터 기증 받은 구동장치를 사용하였고, 감속기 정상 1개, 감속기 기어 ½개, 1개, 2개, 크랙 3개를 고장 유형으로 선택했다. 체인이 한 바퀴돌아갈 때 걸리는 시간이 5초, Samplerate가 2000이므로, 딥러닝입력 이미지 기준을 진동값 10000개로 설정하였다. 데이터셋은 각유형별 3000개씩, 총 15000개로 실험에 진행하였다.

Fig.3은 각 전처리별 학습한 모델의 성능을 나타낸 표이다. Fig.4는 각 모델별로 50회 테스트를 진행한 결과이다. 기어 2개 마모, 크랙 3개 같은 경우는, 특징점이 도드라져서 모든 모델에서 높은 정확도를 보였지만, 정상과 기어 ½개, 1개, 사이에서는 특징점이 모호해서, 정확도가 상대적으로 떨어지는 결과가 도출되었다.

	Loss	Accuracy	Input shape	Batch size	Epoch	Kernel size	Validation split
Raw	0.661	0.68	(64,48,3)	32	100	(5,5)	20%
FFT	0.068	0.97	(48,36,3)	64	50	(5,5)	20%
Spectrogram	0.006	0.99	(64,48,3)	64	50	(5,5)	20%
STFT	0.010	0.99	(48,36,3)	64	50	(5,5)	20%

Fig. 3. Model Validation Accuracy

	Normal	Wear 0.5	Wear 1	Wear 2	Cracked 3	Trial
Raw	55%	48%	62%	99%	98%	50
FFT	86%	78%	92%	99%	91%	50
Spectrogram	88%	82%	95%	99%	99%	50
STFT	84%	79%	93%	98%	99%	50

Fig. 4. Model Test Accuracy

IV. Conclusions

본 논문에서는 현장에서 사용하는 구동장치의 진동으로부터 각각 시간과형(Raw), FFT, Spectrogram, STFT 전처리를 사용하여 정상, 기어 ½개, 1개, 2개 마모, 크랙 3개의 5가지 유형을 각각 3000개의 데이터셋을 가지고 4개의 CNN 모델을 구현하였다. 정상, 기어 ½개, 1개 사이에 특징점이 모호하여 3000개의 테이터로는 이 3가지 유형 간의 정확히 구별할 정도의 정확도를 도출하지 못하였지만 나머지 가어 2개 마모, 크랙 3개의 유형은 99%로 수렴하는 정확도를 확인하였 다. 이 시스템을 발전시켜서 더 많은 데이터로 모델을 학습시킨다면 특징점이 모호했던 3개의 유형을 나머지 2개의 유형의 정확도만큼 향상 시킬 수 있을 것으로 사료된다. 또한 CNN모델을 사용하여 감속기의 고장 유형뿐만 아니라 체인의 소음을 이용하여 인장된 체인과 정상 체인을 구분하는 유형을 추가 할 수 있는 가능성을 보였다.

REFERENCES

- [1] Hyeon-seok Oh and Byung-dong Yoon,, "Research Trend of PHM Technology for Data Characteristic Factor Extraction", The Korean Society of Mechanical Engineers Vol.50, no.11, pp. 32-36, 2016
- [2] Byeng-Dong Youn, Tae-Wan Hwang, Dong-Gi Lee, Gyu-Min Na, 2017, "Status Diagnosis and Prediction of Engineering System Using Artificial Intelligence", Machine Journal, Korea Machine Society, v.57 no.3, pp.38 - 41, 2017,
- [3] Se-Hoon Lee, Ji-Seong Kim, Bo-Bae Sin "CNN based Actuator Fault Cause Classification System Using Noise", Proceedings of KSCI Conference, January. 2018.