

DNN 기반 SCU 검사장비 PdM 플랫폼 개발

오성현, 김정곤*

한국공학대학교 전자공학부

osh119@tukorea.ac.kr, jgkim@tukorea.ac.kr*

DNN-based SCU Inspection Equipment PdM Platform Development

Sung Hyun Oh, Jeong Gon Kim*

Dept. of Electronic Engineering Tech University of Korea

요 약

최근 4차 산업이 발달함에 따라 AI(Artificial Intelligence)를 기반으로 무인으로 운영되는 생산자동화 공장이 주목받고 있다. 그러나, 생산자동화 공장에서 장비의 노후화에 따른 고장 문제로 생산이 중단되는 상황이 발생한다. 이러한 경우 제품의 생산물 저하 및 비용 손실이 발생한다. 따라서, 최근에는 이러한 문제를 해결하기 위해 자동화 공장에서 장비의 효율적인 유지 보수를 가능하게 하는 PdM(Predictive Maintenance) 기술이 연구되고 있다. 본 논문에서는 PdM 플랫폼의 적용 분야를 장비 노후화가 가장 심각한 자동차 산업쪽으로 선정하였다. 특히 SCU(Shift by wire Control Unit) 제품의 검사를 수행하는 검사장비의 자가 진단을 수행한다. 제안하는 플랫폼은 검사장비의 로그 데이터를 기반으로 DNN(Deep Neural Network) 모델의 학습을 수행하여 장비의 상태를 자가진단한다. 이후, 자가진단이 완료된 결과 값은 통합 모니터링 프로그램으로 전송되어 장비의 관리를 용이하게 한다.

I. 서 론

최근 AI(Artificial Intelligence) 기술의 성장에 따라 수많은 응용 분야가 연구되고 있다. 그중에서도 무인으로 운영되는 생산자동화 공장의 경우 장비의 효율적인 유지 보수를 위해 AI 기술의 적용이 필수적이다[1]. 이에 따라, 최근에는 생산자동화 공장 내 장비의 예지 보전을 수행하기 위해 PdM(Predictive Maintenance) 기술이 연구되고 있다[2]. PdM 기술은 장비의 상태를 실시간으로 진단할 뿐만 아니라 미래의 상태를 예측하여 관리의 효율성을 높이므로 장비의 수명을 최적화할 수 있다[3]. 또한, PdM 기술은 AI를 기반으로 생산자동화 공장에서 발생하는 장비의 고장 여부를 정확히 판단할 수 있다. 따라서, 장비 문제에 따른 불량률을 최소화하여 생산자동화 공장의 생산률을 최대화할 수 있다.

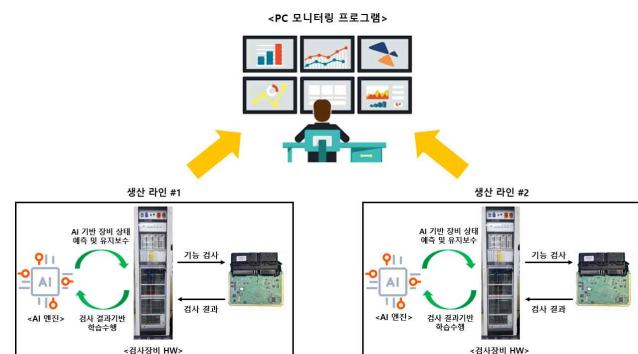
PdM 기술과 관련하여 최근에는 다음과 같은 연구가 수행되고 있다. [4]에서는 스마트팩토리 환경에서 공정 장비에 IoT(Internet of Things) 센서를 부착하여 특정 데이터를 추출하였다. 추출된 특정 데이터는 i-Forest 알고리즘을 활용하여 이상치를 검출하였다. 이후, 설정된 임계값을 기반으로 검출되는 이상치에 따라 경고를 올리는 시스템을 제안하였다. [5]의 저자들은 장비의 RUL(Remaining Useful Life)를 예측하기 위한 방법으로 Vanilla-RNN(Recurrent Neural Network) 및 LSTM(Long Short-Term Memory)-RNN 두 가지를 제안하고 비교를 수행하였다. 비교 결과 LSTM-RNN의 예측 정확도가 Vanilla-RNN보다 높았지만 모델은 더 복잡하였다. 따라서, 데이터 크기 및 예측 정확도 두 가지 측면을 고려하여 적용하려는 시스템에 맞는 AI 모델을 선정해야 한다.

따라서, 본 논문에서는 AI 기술인 DNN(Deep Neural Network) 모델을 활용하여 SCU(Shift by wire Control Unit)의 검사를 수행하는 검사장비의 예지 보전을 위한 PdM 플랫폼을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 본 논문에서 제안하는 PdM 플랫폼의 구성 및 DNN 모델의 연구결과를 기술하고, 3절에서는 본 논문의 결론을 맺는다.

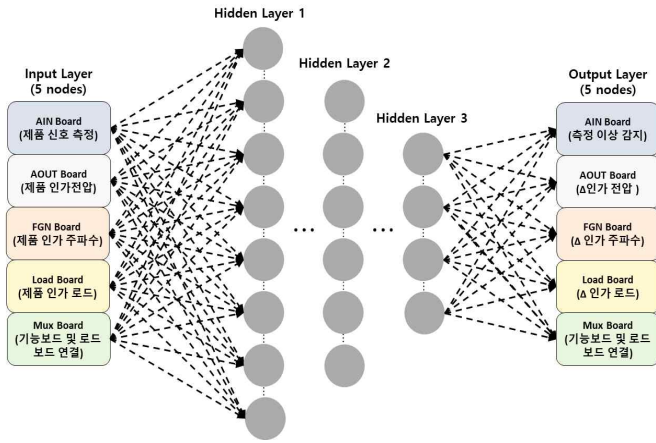
II. 본론

본 절에서는 제안하는 PdM 플랫폼 및 DNN 모델에 대해 자세히 설명한다. 먼저, 제안하는 PdM 플랫폼의 구성은 [그림 1]과 같다. 플랫폼은 크게 3가지로 구분할 수 있다. 첫번째는 검사장비 하드웨어이며, 하드웨어에서는 SCU 제품의 검사를 수행하며, 이에 따른 로그 데이터가 저장된다. 두 번째는 AI 엔진이며, 초기에 검사장비에서 발생한 로그 데이터를 기반으로 모델의 학습을 수행한다. 이후, 학습이 완료된 모델은 실제 장비에서 발생하는 데이터를 기반으로 장비의 상태를 진단 및 예측한다. 세 번째는 PC(Personal Computer) 모니터링 프로그램이다. 모니터링 프로그램은 AI의 결과 값인 진단 및 예측 데이터를 수신하여 장비의 상태를 가시화한다. 이때, 모니터링 프로그램은 다수의 장비 상태를 확인가능하도록 설계



[그림 1] 제안하는 PdM 플랫폼 구성도

* : 교신저자

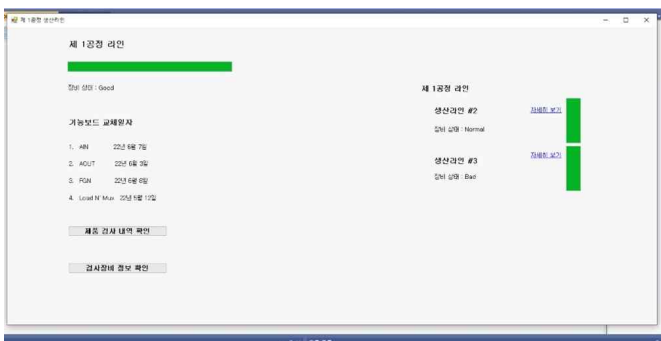


[그림 2] PdM 고려한 DNN 모델 아키텍처

하여, 생산자동화 공장의 장비관리 효율성을 개선한다.

[그림 2]는 본 논문에서 설계한 DNN 모델의 아키텍처를 보인다. DNN 모델은 Python 3.9 환경에서 개발하였다. 이때, DNN 모델은 하이퍼 파라미터 최적화를 수행하지 않은 프로토타입의 모델을 사용하였다. 그림에서 볼 수 있듯이, 검사장비 하드웨어에서 발생하는 데이터 중 제품 신호 측정 결과, 제품 인가전압, 제품 인가 주파수, 제품 인가 로드, 기능보드 및 로드 보드 연결 5가지를 사용한다. 해당 데이터들은 DNN 모델의 학습을 위해 입력 데이터로 사용한다. 출력 값은 장비 상태의 정상 및 비정상 여부를 이진수로 표기하도록 한다. 장비의 정상 및 비정상 여부는 하드웨어에서 발생하는 데이터의 상한 및 하한 임계값을 기반으로 설정할 수 있다. 그림에서 볼 수 있듯이, DNN 모델은 총 5개의 레이어로 구성하였으며, 입력 및 출력 노드는 5개씩 사용한다. 여기서, 입력과 출력 노드의 개수는 검사장비 하드웨어에 탑재된 검사 기능 보드의 개수와 동일하게 설정하여, 입력에 따라 각 기능 보드의 상태 판단 결과를 개별적으로 출력하고자 한다.

[그림 3]은 본 연구에서 개발한 통합 모니터링 프로그램의 실행 화면을 보인다. 그림에서 볼 수 있듯이, DNN 모델의 판단에 따라 장비에 탑재된 각 기능 보드의 상태가 개별적으로 나타내도록 UI(User Interface)를 설계하였다. 또한, 제안하는 프로그램을 통하여 다수의 장비 상태를 확인할 수 있도록 설계하였다. 이는 기존 MES(Manufacturing Execution System) 시스템의 한계점인 단일 장비의 상태만을 확인할 수 있던 문제를 해결한다.



[그림 3] 개발된 통합 모니터링 프로그램 UI

III. 결론

본 논문에서는 생산자동화 공장 내의 배치된 장비의 상태를 실시간으로 진단하고 예지보전을 수행하기 위한 PdM 플랫폼 개발을 제안한다. 제안하는 플랫폼의 구성요소 중에서 핵심 기술인 DNN 모델 설계 및 통합 PC 모니터링 프로그램 개발에 대해 연구를 수행하였다. 현재, DNN 모델에 대한 설계 및 모니터링 프로그램의 UI 설계는 완료되었다. 추후, 검사장비의 로그 데이터 분석 및 전처리 과정을 수행하여, 학습 및 테스트 데이터셋을 구축할 예정이다. 데이터 셋 구축이 완료된 후 DNN 모델의 학습과 하이퍼 파라미터의 최적화를 동시에 수행할 예정이다. 이후, DNN 모델의 출력값을 통합 PC 모니터링 프로그램에 전달하여 가시화하고자 한다. 본 연구의 최종 목표는 SCU 검사장비에 국한된 PdM 플랫폼이 아닌, 프로그램상에서 DNN 모델의 입출력을 설정 가능한 범용 PdM 플랫폼을 개발하고자 한다.

ACKNOWLEDGMENT

본 성과는 교육부와 한국연구재단의 지원으로 지원을 받아 수행된 3단계 산학협력 선도대학 육성사업(LINC 3.0)의 연구결과입니다.

참 고 문 헌

- [1] P. Poór, J. Basl and D. Zenisek, "Predictive Maintenance 4.0 as next evolution step in industrial maintenance development," Proc. International Research Conference on Smart Computing and Systems Engineering (SCSE), pp. 245-253, Mar. 2019.
- [2] T. Zonta, C. A. Costa, R. R. Righi, M. J. Lima, E. S. Trindade and G. P. Li, "Predictive maintenance in the Industry 4.0: A systematic literature review," Computers & Industrial Engineering, pp. 106889, Dec. 2020.
- [3] Z. M. Çınar, A. Abdussalam Nuhu, Q. Zeeshan, O. Korhan, M. Asmael and B. Safaei, "Machine Learning in Predictive Maintenance towards Sustainable Smart Manufacturing in Industry 4.0," Sustainability, pp. 8211, Oct. 2020.
- [4] D. H. Kwon and C. H. Oh, "Predictive maintenance technology for smart factory," Proc. 한국정보통신학회 2021년 춘계학술대회, pp.172-174, May 2021.
- [5] J. S. Rahhal and D. Abualnadi, "IOT Based Predictive Maintenance Using LSTM RNN Estimator," Proc. International Conference on Electrical, Communication, and Computer Engineering (ICECCE), pp. 1-5, Jun. 2020.