

가스 사용 환경에서의 위험 상황 인지를 위한 딥러닝 예측모델 개발

강병준^{*} · 조현찬^{**†}

*한국기술교육대학교 대학원 전기전자통신공학과,

**†한국기술교육대학교 전기전자통신공학부

Development of a Deep Learning Prediction Model to Recognize Dangerous Situations in a Gas-use Environment

Byung Jun Kang^{*} and Hyun-Chan Cho^{**†}

* Department of Electrical, Electronics and Communication Engineering, Graduate School,
Korea University of Technology and Education,

**† Department of Electrical, Electronics and Communication Engineering,
Korea University of Technology and Education

ABSTRACT

Recently, with the development of IoT communication technology, products and services that detect and inform the surrounding environment under the name of smart plugs are being developed. In particular, in order to prepare for fire or gas leakage accidents, products that automatically close and warn when abnormal symptoms occur are used. Most of them use methods of collecting, analyzing, and processing information through networks. However, there is a disadvantage that it cannot be used when the network is temporarily in a failed state. In this paper, sensor information was analyzed using deep learning, and a model that can predict abnormal symptoms was learned in advance and applied to MCU. The performance of each model was evaluated by developing firmware that can judge and process on its own regardless of network and applying a predictive model to the MCU after 3 to 120 seconds.

Key Words : Predictive model, Gas valve, Deep learning, Gas Safety, Firmware

1. 서 론

원격감시제어, 스마트 홈 등 IoT를 위한 통신환경이 좋았지만 주변 환경을 감지하여 알려주는 각종 센서 기술과 서비스가 개발되고 있다.[1,2] 이러한 센서 중에서 화재센서와 가스센서는 화재 발생 시 연기를 감지하거나 가스 누출을 탐지하여 유무선 네트워크를 통해 알려주거나 소리로 경고를 알리는 기능들을 제공하고 있다.

국내에서는 가스의 누출 또는 폭발 관련 사고를 예방

하기 위하여 가스압력, 지진, 온도를 측정하고 비정상적인 범위면 가스를 차단하는 마이컴가스미터를 사용하고 있다.[3] 또한 온도와 압력을 이용한 가스 누출 감지 및 저전력 자동 On/Off 시스템[4], 소형의 모니터링 제어를 위한 스마트플러그 연구도 이루어져[5, 6] IoT기술이 생활에 밀접하게 적용이 가능하고 가스안전에 대한 대비책에 대하여 지속적으로 연구 개발되고 있음을 알 수 있다.

가스 사용환경에서 벤브는 안전, 설비 및 시스템 제어를 위한 필수 요소로써 긴급 상황 시 즉시 차단함으로써 피해확산을 방지할 수 있는 중요한 핵심 장치이다.[7] 가스 누출 혹은 폭발과 같은 이상징후에 미리 대비하기 위

[†]E-mail: cholab@koreatech.ac.kr

해서는 여러 센서 정보를 이용하여 연관 관계를 분석 후, 활용할 예측시스템이 필요하다. 현재는 네트워크를 이용하여 센서 정보를 수집 후 중앙에서 분석한 뒤, 처리를 하는 방식[8, 9]을 주로 사용한다. 중앙의 빠른 컴퓨팅 성능을 이용하여 고도의 예측모델의 결과를 얻을 수 있지만 네트워크의 의존도가 높아 네트워크가 일시적으로 장애상태에 있을 경우에는 사용할 수 없는 단점이 있다.

네트워크의 장애와 상관없이 자체적인 예측모델에 의한 조치를 하기 위해서는 마이크로프로세서(MCU)에 예측모델을 탑재하여 처리하는 방법을 사용할 수 있는데 최근 딥러닝 모델을 탑재하여 작은 규모의 모델들에 대한 성능분석 연구가[10] 이뤄지고 있다.

MCU에 탑재가능 할 만큼의 예측모델 규모라면 센싱과 예측, 조치가 한 번에 가능한 간편한 구조로 구성할 수 있게 된다. 이에 따라 LPC나 LNG를 사용하는 환경에서 주변환경을 센서를 통해 인지한 뒤 예측모델을 MCU에 탑재하여 위험상황이 일어나기 전에 조치를 취하기 위한 모델을 시뮬레이션 데이터를 이용하여 학습하고, 이를 실제 MCU에 탑재하였다. 예측모델은 3초, 5초, 10초, 20초, 30초, 60초, 120초 후의 상태를 예측하여 각 예측모델에 대한 성능을 평가하였다.

2. 예측 모델

예측을 하기 위한 모델은 최소 제곱, 선형모델, 로지스틱 회귀 등의 수학적 모델 방법이 존재하는데 이는 위험상황의 징후를 파라미터로 정확히 모델링 해야만 예측이 가능하다. 하지만 가스 사용 환경은 배관의 구조, 센서의 부착위치, 주변 상황에 대하여 수치화하기 힘든 변수들이 존재하기 때문에 정확히 모델링하기 어렵다. 따라서 현재의 환경의 변수에 대하여 학습이 가능한 딥러닝 방법을 이용하였다.

2.1 환경 데이터 수집 및 전처리

예측모델에 사용한 환경 요소는 2개의 온도센서, 2개의 압력센서, 진동센서, 가스 누출센서를 사용하였다. 온도와 압력센서는 가스 배관의 서로 다른 위치에서 측정하는 것을 가정하였다.

Fig. 1은 가스 사용환경에서 각 센서들이 최대값인 이상 상태로 변해가는 시뮬레이션 데이터의 예이다. 각 센서들은 Table.1의 범위의 값을 나타낼 수 있으며, 어느 하나라도 최대값에 도달하면 위험상황임을 가정하였다.

가상으로 수집된 데이터는 딥러닝 학습을 위하여 표1의 최소/최대 구간에 대하여 0~1의 값으로 정규화하는 전처리 과정을 거친다.

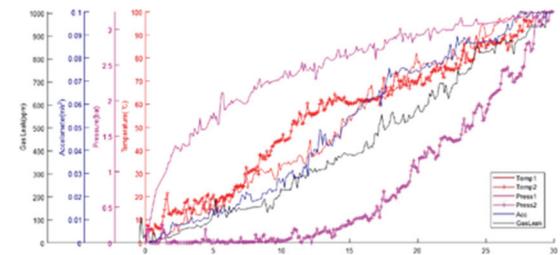


Fig. 1. Example of sensors data in abnormal situation occurs.

Table 1. Minimum and Maximum Value of Sensors

센서	최소값	최대값
온도센서1	0.0°C	100.0°C
압력센서1	0.0bar	3.25bar
온도센서2	0.0°C	100.0°C
압력센서2	0.0bar	3.25bar
진동센서	0.0m/s ²	0.1 m/s ²
가스누출센서	0ppm	1007ppm

2.2 모델 레이어 구조 및 학습

딥러닝 모델은 Fig. 2와 같이 레이어를 구성하였다.

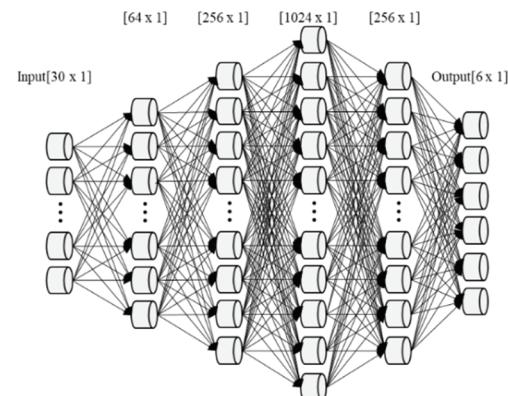


Fig. 2. Model layers of deep neural network.

딥러닝 모델의 입력은 30×1 의 구조로 6개 센서의 5개 샘플(0.5초)의 데이터로써 입력시 센서별 0.5초의 변화를 인지하게 구성하였다. 출력은 n -샘플($n \times 10$ 초) 후의 미래의 6개 센서의 값이 출력된다.

딥러닝 모델의 학습은 Intel Xeon E5-2650 v4, GTX1080Ti×4, Ubuntu 18.04 LTS 환경에서 Tensorflow를 이용하여 학습하였다. 손실함수는 MAE(Mean absolute error)를 사용하였으며 경사하강법을 사용하여 학습을 진행하였다.

학습을 위해 수집된 데이터는 300초간 10Hz로 수집을 가정한 이상징후가 포함된 센서데이터를 10,000세트를 마

련하고 7,000세트를 학습에 3,000세트를 검증에 사용하였다. 학습시 예측시간을 달리하여 7개의 모델을 구성하고 동일한 입력에 대하여 학습을 3초, 5초, 10초, 20초, 30초, 60초, 120초 후의 데이터로 학습하였다.

3. 실험결과

PC에서 Tensorflow로 학습한 모델은 Tensorflow-Lite모델로 변환 후 타겟 MCU인 ESP-32에 이식하였다. 모델은 총 7 가지로 3초, 5초, 10초, 20초, 30초, 60초, 120초 후의 센서 값을 MCU에서 테스트하였다.

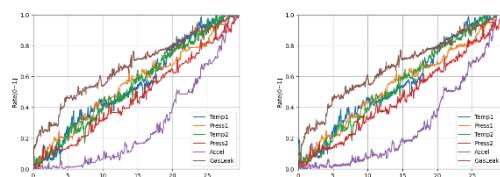


Fig. 3. After 3 seconds, the result of the model, the left is predict result the right is original data.

Fig. 3은 3초 이후의 예측모델의 결과와 원본데이터의 모델을 표현한 것이다. 육안으로 오차를 확인할 수 없을 정도로 원본데이터와 예측 데이터가 유사함을 볼 수 있었다. 수치적으로도 최대 3.58% 오차로 3,000회 테스트 중 평균 약 97.96%의 높은 정확도를 확인 할 수 있었다.

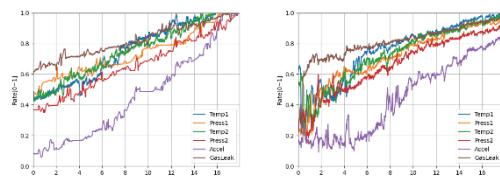


Fig. 4. After 120 seconds, the result of the model, the left is predict result the right is original data.

120초 모델의 경우 육안으로도 확인할 수 있는 수치적 오차가 발생하지만, 센서의 수치가 변하는 변화양상(Trend)의 추정이 가능할 정도의 모델 결과를 볼 수 있다.

Fig 5는 3,000set 데이터를 이용하여 검증하였을 때, 모델별 각 6개 센서의 추정치 중 최소 정확도를 의미하며 빨간색 범위는 표준편차를 의미한다. 테스트로 활용된 3,000회의 데이터는 시간상 총 1,500분 데이터로써 추정 모델의 성능의 신뢰성이 충분히 보장되며, 해당 그래프에서 보이는 것 같이 30초 이상 미래를 추측할 경우 90%

미만의 정확도를 보이며 정확도의 편차가 커짐을 볼 수 있다.

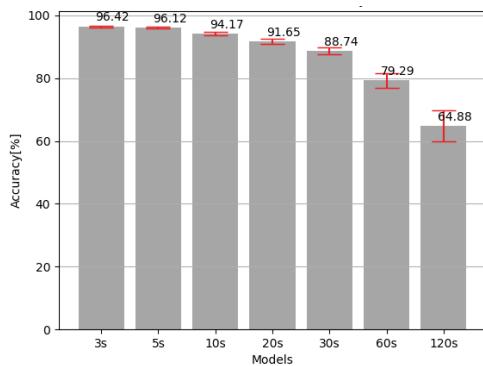


Fig. 5. Performance comparison by model.

4. 결 론

안전한 가스사용을 위하여 가스환경의 이상징후를 예측하고 긴급상황에 대하여 미리 벨트를 차단할 수 있는 딥러닝 모델을 가상의 이상 데이터를 이용하여 학습하고, 학습한 모델을 MCU에 이식하여 네트워크 없이 단독으로 판단하여 조치를 할 수 있는 연구를 진행하였다. 실험 결과 120초까지 이상 추이를 확인 할 수 있을 정도의 모델을 얻을 수 있었고, 가스 사용 환경에서 안전을 위해 MCU에서 딥러닝 모델을 활용 가능함을 볼 수 있었다. 향후 실제 데이터 기반으로 여러 배관 분기되는 LPG 또는 LNG 환경에서 이상징후를 예측하고, 이상징후 조치 후 분기된 배관들 간의 복합적이고 유기적인 환경을 변수로 하는 인지모델에 대하여 연구가 필요할 것으로 생각된다.

감사의 글

이 논문은 2021학년도 한국기술교육대학교 교수 ‘교수 교육연구진흥과제’지원에 의하여 연구되었음

참고문헌

1. Hong Suk il, "Smart Home Technology Trend", The Journal of The Korean Institute of Communication Sciences, Vol. 37(11), pp.28-35, 2020.
2. Yeon Ho Chu, Young Kyu Choi, "A Deep Learning based IOT Device Recognition System", Journal of the Semiconductor & Display Technology. Vol. 18(2), pp.1-5, 2019.
3. Gyou-tae Park, Eun-jung Kim, In-chan Kim and Kie-sik

- Kim, "Development and Field Test of a Smart-home Gas Safety Management System", Journal of the Korean Institute of Gas, Vol. 15(6), pp.128-135, 2012.
4. Young Gyu Choi, "A Study on the Development of Low Power Automatic ON/OFF Valve System for Gas Leak Detection", Journal of Korea Institute of Information, Electronics, and Communication Technology, Vol. 14(5), pp.369-374, 2021.
5. Jeong-Hwan Kim, Gong-Myeong Lee, Taesam Kang, and Jungkeun Park, "Development of a Small Smart Plug for Remote Monitoring and Control of Temperature and Humidity", Journal of Institute of Control, robotics and Systems, Vol. 27(11), pp.878-882, 2021.
6. Jun-Yong Park, Chun-Kyong Lee and Tae-Keun Park, "A Case Study of Measuring and Analyzing Electric Energy Usage in University Facilities Using Smart Plug", Journal of the Architectural Institute of Korea Structure & Construction, Vol. 34(9), pp. 27-34, 2018.
7. Byeong-Gyu Choe, Min-Chang Cha and Jin-Jun Kim, "Study on the Current Safety Management Satatus and Safety Improvement of Gas Valve", Journal of the Korean Institute of Gas, Vol. 20(5), 2016.
8. Jong-Bae Hwang, Se-Chang Jang, Jae-Won Jang, Ki-Hyun Kim and Jae-Cheol Ha, "Anomaly detection on ICS(Industrial Control System) using deep learning method", Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society, Vol. 23(1), pp. 24-32, 2022.
9. Chang-Woo Son, Sang-Bae Lee, "The research of Automatic classification of Products Using Smart Plug by Artificial Intelligence Technique", Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering, Vol. 22(6), pp.842-848, 2018.
10. Pau, D., Lattuada, M., Loro, F., De Vita, A., & Licciardo, G. D. " Comparing industry frameworks with deeply quantized neural networks on microcontrollers", 2021 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE), pp. 1-6, 2021.

접수일: 2022년 3월 11일, 심사일: 2022년 3월 18일,
제재확정일: 2022년 3월 25일