

딥러닝 기반 온습도 예측 모델을 통한 화재 조기 감지 시스템 구축

박치원, 홍기대, 허의남*

경희대학교

bamtorrr@khu.ac.kr, kidae92@khu.ac.kr, johnhuh@khu.ac.kr

Establishment of early fire detection system through deep learning-based temperature and humidity prediction model

Chi-won Park, Gi-Dae Hong, Eui-Nam Huh*

Kyung Hee Univ.

요약

화재 조기 감지가 늦거나 감지 시스템의 잦은 오류로 생기는 안전 불감증으로 인해 화재의 골든타임을 놓치는 경우가 존재한다. 본 논문에서는 빠르고 정확한 화재 예측을 위해 슬라이딩 윈도우 프로세스 기반 온습도 예측 LSTM 모델과 화재 감지 시스템을 제안한다.

I. 서론

21년 6월 17일 대형 물류센터에서 화재 발생에 대한 대처가 늦어 큰 피해로 이어졌다. 화재 감지 시스템의 잦은 오류로 인한 안전 불감증이 원인이었다. 또한 화재는 발화되어 단 시간에 큰 피해를 일으키기 때문에 조기 감지가 중요하다. 따라서 화재로 인한 피해를 최소화하기 위해서 빠르고 정확한 예측이 요구된다.

본 논문에서는 발화요인 중 온도와 습도의 추이를 통해 그 값을 예측하는 화재 조기 감지 모델을 제안하며, 데이터 분석의 실시간성과 정확도 보장을 위해 이산적으로 데이터를 나누어 학습하는 방식이 아닌 연속적으로 이동하며 데이터를 학습하는 슬라이딩 윈도우 기법을 적용하고 평가한다. 이를 통해서 빠른 조기감지와 정확한 예측으로 골든타임을 놓치지 않고 오작동으로 인한 안전 불감증에 빠지지 않도록 한다. 또한 제안 모델에 따른 실시간 화재 감지 시스템을 구축한다.

II. 본론



그림 1 데이터 수집 및 전송 저장

본 논문에서는 LSTM 예측 모델의 입력으로 사용하기 위한 데이터를 IoT 센서로부터 측정하여 RF 통신을 통해 라즈베리 파이 내 데이터베이스에 스트리밍 데이터를 수집한다. 실시간으로 축적되는 데이터 처리를 위해 IoT 기기에서 측정된 값을 RF 무선 모듈인 ZIGBEE 모듈을 통하여 라즈베리 파이로 전송하고 전송된 데이터는 데이터베이스에 저장되어 사용된다.

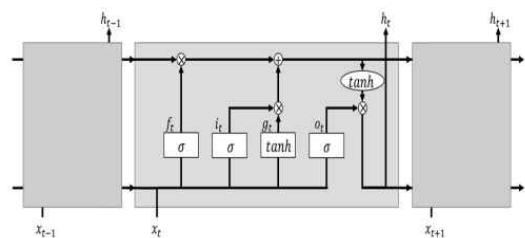


그림 2 LSTM 개념 구조

기존의 RNN 모델은 vanishing gradient라는 문제가 있어 학습하는데 한계가 있기에 이를 해결한 LSTM 모델을 이용하여 학습을 진행하였고 구현은 keras를 이용하여 모델의 신경망을 구축하였다. LSTM은 그림 2와 같이 기본적으로 Elman의 RNN과 같은 구조로 이루어져 있으나 각 state에 게이트(gate)들을 추가하여 전달할 정보들을 선택하고 셀 스테이트(cell-state)를 통해 결과 값을 갱신하여 전달한다.[1]

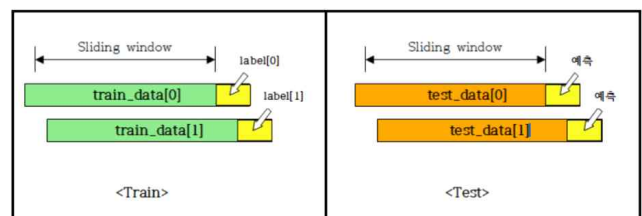


그림 3 Train, Test 데이터의 Sliding Window 구조

지정된 크기의 데이터 셋인 슬라이딩 윈도우는 그림3과 같이 일정한 간격으로 조금씩 이동하며 데이터를 분류한다. 분류된 데이터를 학습한 후 바로 다음에 위치한 데이터를 라벨로 지정하여 예측해보며 모델을 학습시킨다. 슬라이딩 윈도우가 일정한 간격으로 이동하며 겹치게 되는 구간

과 조금씩 변화되는 구간에 대해 학습하는 방식은 기존의 이산적으로 데이터를 나누어 학습하는 모델보다 갑작스러운 변화에 더 빠르게 정확하게 예측할 수 있도록 해준다. 이는 단기간에 발화되어 빠르게 확산하는 화재를 예방하기에 더욱 적합하다.

예측 모델의 개발은 데이터 수집, 데이터 정규화, 데이터 정제, 모델학습 및 성능 검증, 예측의 단계를 거친다. 데이터는 IoT센서에서 수집하여 RF 모듈을 통해 라즈베리 파이에 전송하고 데이터 베이스에 저장한다. 데이터를 그대로 학습할 수 없기에 모든 데이터를 0~1 사이 값으로 변형해주는 MinMaxScaler 방법을 이용하여 데이터를 정규화한다. 또한 단기간 내 변화가 큰 경우에도 빠르게 정확하게 예측할 수 있도록 sliding window 기법을 모델에 적용시킨다. 모델 층을 구성하여 모델학습을 진행한다. 테스트 데이터를 이용하여 성능을 검증하며 그래프로 출력해본다.

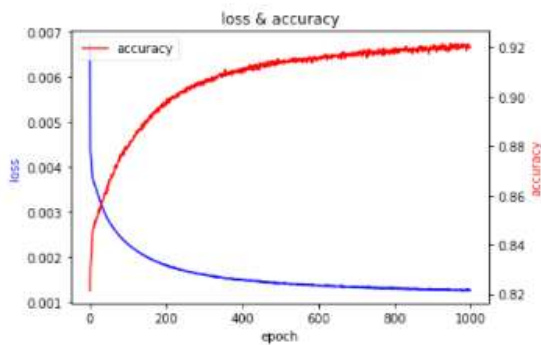


그림 4 학습 모델 오차 감소율과 정확도 증가율

데이터 셋의 테스트 정확도는 92.01%가 나왔다. optimizer는 가장 높은 정확도를 보여주는 adam으로 설정하였고 batch 길이는 100, epoch는 1000으로 설정하고 실험을 진행하였다. 126141개의 데이터만으로 진행하였기 때문에 학습시간은 20분 정도 걸렸다. look_back의 길이가 34일 때 가장 높은 정확도가 나왔다.

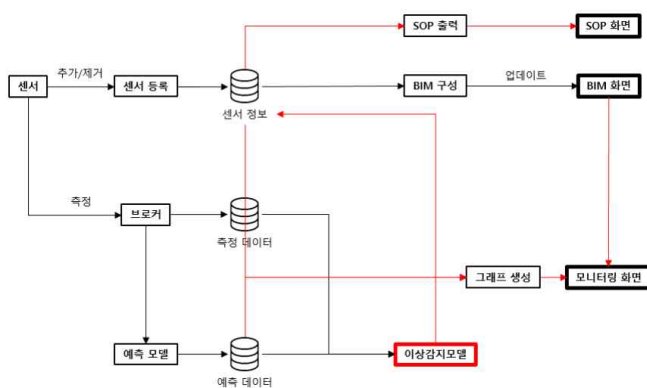


그림 5 화재 감지 시스템 구성도

실시간 화재 감지 시스템은 그림5과 같다. 센서를 추가하면 센서 정보 DB에 센서 고유 번호와 공간 정보 저장하고 연관된 센서 리스트에 업데이트된다. 센서를 통해 측정된 데이터를 측정 데이터 DB에 저장하고 예측 모델에 전달한다. 전달된 데이터를 통해 예측한 값을 예측 데이터 DB에 저장한다. 이상 감지 모델을 통해 측정 데이터와 예상 데이터를 분석하여 화재를 예측한다. 화재 예상 시 센서 정보 DB를 통해 연관된 센서 목록을

불러오고 해당되는 센서들에 대한 측정, 예측 데이터로 그래프를 생성하여 모니터링 화면에 출력해준다. 또한 해당 센서들의 공간 정보에 맞는 SOP를 불러와 SOP 화면에 출력해 화재 대처 방법을 제시한다.

III. 결론

본 논문에서는 발화 후 단기간에 빠르게 확산되는 화재를 빠르고 정확하게 예측해 골든타임 내에 안전 불감증에 빠지지 않고 대처할 수 있도록 하는 딥러닝 기반의 예측 모델과 시스템 구조를 제안한다. 예측 모델이 제시하는 특징을 위해 이산적으로 데이터를 분류하던 기존 방식과 다르게 연속적으로 분류되어 학습할 수 있는 슬라이딩 윈도우 기법을 적용시켜 개발하고 성능을 제시한다.

IoT센서를 통해 수집되어 데이터베이스에 저장된 데이터로 학습 및 테스트를 진행하였고 그 결과 92.01% 사이의 결과 값을 얻을 수 있었다. LSTM 모델의 수와 look_back의 길이 및 batch를 바꿔가는 등 다양하게 코드를 수정하고 그 결과 값을 비교해가며 성능을 개선이 필요하다.

또한 슬라이딩 기법을 적용시킨 모델과 기존 모델의 성능 차이와 좀 더 다양한 데이터들로 비교 분석하여 제시한 모델의 취지에 맞도록 보완하고 이를 적용시킨 화재 감지 시스템을 구축할 예정이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2021년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2021-0-00818, 스마트 플랜트 이상상태 조기감지를 위한 머신러닝 기반 저대역 영상/통신 Edge Computing 시스템)

참 고 문 헌

- [1] 임장혁, "Detecting Disaster Information Sentences from Unstructured Data Using Recurrent Neural Network", Seoul National University pp. 26.