

사회적 취약지구를 위한 전용 화재감지 AIoT 플랫폼

최아영*, 최은서*, 이해빈*, 최재준**
 *한양여자대학교 스마트 IT 과 학부생
 **한양여자대학교 스마트 IT 과 지도교수

cay9910@gmail.com, bin020129@gmail.com, ces0648@naver.com, jchoi@hywoman.an.ac.kr

Dedicated fire detection AIoT platform for socially vulnerable districts

A-young Choi *, Hye-Been Lee*, Eun-Seo Choi*, Jea-Jun Choi*
 *Dept. of Smart IT, Han-Yang Women's University

요 약

본 논문의 사회적 취약지구를 위한 전용 화재감지 AI' sTory 플랫폼은 달동네와 판자촌과 같이 소외계층이 집약된 곳이라면 노후된 기기와 전선들이 많을 것이고 그렇다면 전기적 요인으로 인한 화재가 발생할 것이라는 가설에서부터 시작한다. 피해의 최소화를 위해 고안한 사회적 취약지구를 위한 전용 화재감지 AI' sTory는 스파크를 감지하고, 전선 주위의 발열량을 모니터링하며, 화재를 감지한 즉시 소방서로 연락을 취하는 인공지능 시스템이다. 더 나아가 센서로부터 데이터를 받아 매일 온·습도, 전력 접촉부의 온도, 계절 등 여러 환경을 고려해 화재가 발생할 확률을 계산한다. 또한 화재가 발생하지 않아도 매일 화재 발생 위험률을 제공한다. 이 정보를 제공하기 위해 사회적 취약지구를 위한 전용 화재감지 AI' sTory는 하드웨어와 소프트웨어, 인공지능으로 구성하였다.

1. 서론

[1] 소방청 국가화재정보센터가 제공하는 국가화재 통계에서는 전기적 원인 외에도 기계적, 가스누출, 화학적, 방화 등 다양한 원인을 집계하고 있지만 '원인을 알 수 없지만 이것으로 인해 발생했다고 추정' 하는 미확인 단락은 전기화재가 유일하다. [2] 실제로 서울 강남구 판자촌 구룡마을 대형 화재 또한 전기적 요인에서 비롯된 것으로 소방당국이 추정했지만 정확한 최초 발화지점이나 원인은 알 수 없다. 마을 안에 폐쇄회로 TV가 거의 없기 때문에 사회적 취약지구를 위한 전용 화재감지 AI' sTory를 사용하면 최초 발화지점은 물론 화재 원인을 훨씬 좁힌 상태에서 조사할 수 있다는 가능성을 확인하고자 한다.

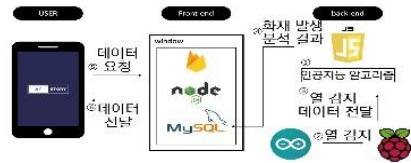
2. 구현

2-1 시스템 기능

- 1) 데이터 시각화 : 센서로부터 전달받은 데이터를 사용자에게 그래프를 통해 시각화 하여 제공한다.
- 2) 화재 위험도 : 화재 위험도를 수치로 제공한다.
- 3) 화재 신고 : 인공지능이 화재를 감지한 경우 소방서에 신고하며, 주소지 정보를 제공한다.
- 4) 화재 알림 : 화재가 발생 시 사용자에게 어플을 통해 화재 알림을 제공한다.

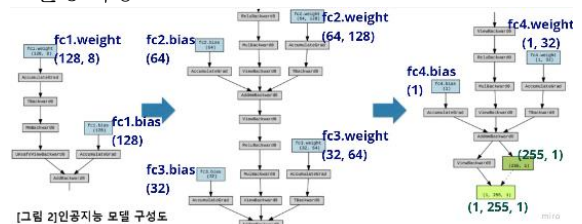
2-2 하드웨어

- 1) 온습도 센서 모듈 : 화재에 영향을 끼치는 습도를 측정한다.
- 2) 비접촉식 온도 센서 : 노후된 전선의 접지부 등을 타겟으로 하는 타겟 온도 및 주변 온도를 측정한다.
- 3) 불꽃감지 센서 모듈 : 적외선을 통해 스파크를 감지한다.



(그림 1) 시스템 및 하드웨어의 전체 흐름도

2-3 인공지능



[그림 2]인공지능 모델 구성도

(그림 2) 인공지능 모델 흐름도 (회색상자는 히든 및 입출력 레이어)

- 오차행렬

오차행렬(confusion matrix, 혼동행렬)은 학습된 분류 모델이 예측을 수행하면서 얼마나 헛갈리고(confused) 있는지를 함께 보여주며 이진 분류에서의 성능 지표로 자주 사용된다. 오차행렬에는 4 가지의 True Positive(TP), False Positive(FP), False Negative(FN), True Negative(TN)이 있으며, 이 논문에서는 오차행렬을 이용한 이진 분류 평가 지표를 사용 Accuracy(정확도), Precision(정밀도)를 통해 인공지능을 학습시키고, Accuracy(정확도), Precision(정밀도)를 높이기 위해 Recall(재현율), F1 score 를 추가로 사용했다.

[3]Accuracy(정확도): 전체 관측치 중 실제 값과 예측치가 일치하는 정도를 의미(제대로 분류된 데이터의 비율)하며, 가장 직관적으로 모델의 성능을 나타낼 수 있는 평가 지표이다.

Precision(정밀도): Precision은 Positive 로 예측한 관측치 중 실제 값이 Positive 인 정도를 나타내는 정확성(Exactness)을 평가하는 지표이다.

- 인공신경망(CNN)

CNN 은 데이터로부터 직접 학습하는 딥러닝의 신경망 아키텍처로, 데이터에서 특징을 추출하여 패턴을 학습한다. 이 논문에서 학습하려는 인공지능의 데이터가 복잡한 비선형 관계 학습이라고 판단했다. 그래서 회귀분석(Regression)이 아닌 CNN 을 사용하여야 한다고 판단하여 CNN 모델을 만들어 인공지능을 학습시켜 화재 발생 위험도를 예측한다.

Name	Description	Name	Description
결측치 처리	평균 값으로 대체 (fillna(X.mean()))	Optimizer	Adam 최적화 알고리즘 사용 (optimizer =optim.Adam())
데이터 정규화 (StandardScaler)	데이터 표준화 (평균 0, 표준편차 1)	학습률 스케줄링	검증 데이터의 손실을 모니터링하며 학습률 조정 (ReduceLRonPlateau 사용)
학습 및 데이터 분할	데이터를 학습용과 테스트용으로 분할 (train_test_split 사용)	Epochs	200
신경망 모델	입력층, 은닉층, 출력층으로 구성된 신경망	조기 종료	검증 손실이 증가할 때 학습을 조기 종료 (early stopping)
손실 함수	이진 교차 엔트로피 손실 함수 사용 (BCELoss 사용함)	오차행렬	모델 성능을 평가하는 행렬로 이진 분류의 결과를 나타냄

(그림 3) 인공지능에 사용된 기술 설명

3. 실행 및 실행결과

season	flame_sensor_value	humidity	object_temp	ambient_temp	fire
winter	1	47	20.5	60.5	1
winter	1	57	21	60.5	1
winter	1	46	21	60.5	1
winter	1	46	21	70	1
winter	1	55	20.8	70	1
winter	1	74	20.7	70.9	1
winter	1	74	20.7	75	1
winter	1	46	20.3	72	1
winter	1	42	20.3	72	1
winter	1	42	20.3	72	1
winter	1	62	20.5	76	1
winter	1	33	21	80	1

```
Confusion Matrix:
[[29  2]
 [16 17]]
Accuracy: 0.71875
Precision: 0.8947368421052632
Recall: 0.5151515151515151
F1 Score: 0.6538461538461537
Mean Squared Error: 0.19811316289800893
```

(그림 3) 인공지능을 학습시키기 위한 csv 파일

(그림 4) 인공지능 학습 실행 결과 화면

데이터 로딩 및 전처리 과정에서 X 값의 평균값으로 결측치를 대체한다. 또한 season 열에 윈 - 핫 인코

딩을 적용하고 StandardScaler()코드를 사용하여 데이터를 정규화 하는 과정을 거쳐 인공지능을 학습시킨다. dataset 은 train 과 test 로 나뉜다(train_test_split 사용). 신경망 모델을 정의하는 과정에서 이진 분류를 위해 sigmoid 활성화 함수를 사용한다. 또한 과적합을 방지하기 위해 각 fully connected layer 뒤에 Dropout 계층을 사용한다. 모델 훈련 과정은 test 를 사용하여 검증 손실을 계산하고, 학습률 스케줄링을 적용하고 유효성 검사 손실을 기반으로 조기 중지를 구현한다. 모델의 출력은 화재 위험도에 대한 예측 수치이며, 확률 예측을 위해 mean squared error(MSE), R-squared score, 평균 제곱근 오차와 같은 측정항목을 출력하여 MSE 를 통해 모델의 예측 성능을 평가한다. 그 후 실제 화재 발생시점의 데이터를 아두이노 센서로 받아 csv 파일로 저장하고, 학습시킨 인공지능과 저장된 csv 파일을 통해 계산한 화재 위험 확률과 모니터링 등을 시스템을 통해 사용자에게 제공된다. 또한 이 정보들은 DB 에 저장되며 각 지역별, 계절별 등 범주형 빅데이터 제공이 가능하다.

4. 결론

4.1 결론 요약

본 논문에서는 화재의 원인이 불명확하고 피해의 규모가 큰 전선 화재의 위험도로 매일 안전을 점검하고, 화재 발생 시 피해 규모를 최소화 할 수 있는 시스템을 제안 뿐만 아니라 직접 개발하였다.

사용량이 늘며 시스템에 실질적인 데이터의 축적에 따라 인공지능의 정확도는 높아질 것이고, 지역별, 계절별 등으로 구분할 수 있는 범주형 빅데이터를 얻게 될 것이다. 이 범주형 빅데이터는 화재에 대한 이해도를 갖는데 다양한 쓰임새를 가질 것으로 기대된다.

4.2 향후 연구 확장

현재 학습 데이터가 많이 제공되는 상황이 아니기 때문에 데이터를 축적하여 인공지능을 계속 학습시켜 나가며 수정해야 하며, 향후 연구 확장을 통하여 인공지능의 검증결과 정확도가 높고 MSE 가 너무 낮은 과적합(훈련 집단에서의 정확도는 높지만 테스트 집단에서의 정확도가 떨어짐)을 해결 할 것이다.

※본 프로젝트는 과학기술정보통신부 정보통신창의 인재양성사업의 지원을 통해 수행한 ICT 멘토링 프로젝트 결과물입니다.

참고문헌

- [1] 윤대원, ‘(월요기획)전기화재? 원인 분석이 우선이다.’, 전기인뉴스, pp.1-3, 2018 년 및 소방청 국가화재 정보센터, ‘국가화재 통계’
- [2] 엄현식, ‘구룡마을 대형 화재 원인은 전기문제? ...방화 의심 흔적은 아직 없어’ , 핀포인트뉴스, p. 1, 2023 년
- [3] 이준혁, 유승열, 신성철, 강동훈, 이순섭, 이재철, ‘기계학습 알고리즘을 활용한 베어링의 고장 예측 알고리즘 개발에 관한 연구’, 한국마린엔지니어링학회지 제 43 권 제 6 호, p. 457, 2019 년