

이상 데이터 재학습 기반의 고신뢰 화재 감지 시스템

이승기¹, 김원태^{1,2*}

한국기술교육대학교 컴퓨터공학과¹, *한국기술교육대학교 미래융합공학전공²

sss8412@koreatech.ac.kr, *wtkim@koreatech.ac.kr

High-reliability fire detection system based on abnormal data retraining

SeungGi Lee¹, Won-Tae Kim^{1,2*}

The Department of Computer Science and Engineering, Korea University of Technology and Education¹,

*Future Convergence Engineering, Korea University of Technology and Education²

요약

화재 감지 시스템은 화재 발생 시 경보를 통해 신속한 안전조치를 가능하게 하여 피해를 최소화하는 필수적인 설비로써 주택에 적용되었다. 하지만, 기존 화재 감지 시스템은 센서의 고장 또는 화재와 유사한 상황이 발생하는 경우 실제로 화재가 발생하지 않았음에도 불구하고 경보를 울리는 경우가 종종 발생한다. 이와 같은 오경보는 시민들에게 안전 불감증을 불러일으키고 무의미한 소방관 출동으로 소방 인력의 낭비와 비용 손실을 발생시키기 때문에 오경보에 강인한 화재 감지 시스템의 필요성이 높아지고 있다. 본 논문에서는 이상 데이터 재학습 기반의 고신뢰 화재 감지 시스템을 제안한다. 제안하는 화재 감지 시스템은 오경보를 발생시키는 이상 데이터를 판별하고 해당 데이터를 적합한 클래스로 레이블링하여 재학습을 통해 지속적으로 정확도를 향상시킨다. 제안한 화재 감지 시스템은 여러 오경보 발생 상황에서 테스트를 수행하였으며, 이상 데이터 재학습을 통해 최대 12%의 성능 향상을 확인하였다.

I. 서론

화재는 과거에서부터 인류에게 큰 피해를 입힌 재난 중 하나이다. 특히, 주택 화재는 전체 화재 발생 비율에서 가장 많은 비율을 차지하고 있으며, 이에 따른 인명, 재산 피해 또한 가장 많은 비율을 차지한다 [1]. 이와 같은 이유로 주택 화재 피해를 최소화 하기 위한 안전 설비들은 현대 시대 주거 환경에 필수적으로 요구되는 사항이며, 그 중 화재 감지 시스템은 가장 기본이 되는 화재 안전 설비로써 자리매김 되었다.

화재 감지 시스템은 화재 발생 시 경보를 통해 사람들에게 화재 발생 사실을 알리며 신속한 조치를 취할 수 있게 하여 인명 및 재산 피해를 최소화 할 수 있는 중요한 안전 설비로써 주택에 적용되었다. 그러나, 기존의 화재 감지 시스템은 화재가 발생하지 않았음에도 불구하고 화재 경보를 울리는 오경보를 종종 발생 시킨다. 오경보란 여러 환경적 요인으로 인해 화재 발생 상황과 비슷한 상황이 조성됨으로 인해 화재가 발생하지 않은 상황에서 경보를 울리는 것을 말한다. 현대 시대에 화재 감지 시스템의 오경보 발생은 상당히 많은 발생 건수가 보고되고 있으며, 이로 인해 무시할 수 없는 피해를 일으키고 있다. 실제로, 오경보의 발생 건수는 매년 증가하는 추세를 보이고 있으며, 2014년 오경보 발생 건 수 2,488,000건에서 2018년 오경보 발생 건수는 2,889,000건으로 약 400,000만건이 증가한 것을 확인할 수 있다 [2]. 또한, 오경보로 인해 영국에서는 매년 10억 파운드 이상의 비용 손실이 발생하고 있다 [3]. 이와 같이, 잦은 오경보는 시민들로 하여금 안전 불감증을 불러일으켜 화재 감지기의 감도를 낮추거나 심지어 감지기의 전원을 끄는 행위로 인해 화재 발생 시 정상적인 감지를 못하게 되는 경우가 있으며, 오경보로 인한 소방관의 오인 출동은 소방 예산의 낭비와 소방력의 공백을 야기하기 때문에 부정적인 결과를 초래한다.

기존의 단일 센서 기반의 화재 감지 시스템들은 단순 임계값을 기준으로 화재를 판단하기 때문에 오경보에 취약하다. 예를 들어, 연기 센서만을 이

용하는 화재 감지 시스템은 실제 화재에서 발생하는 연기와 요리로 인한 연기를 구별하지 못한다. 이와 같은 단일 센서로 인한 단점은 복합 센서로부터 수집되는 데이터의 퓨전을 통해 해결할 수 있다. 센서 데이터 퓨전으로 Fuzzy logic, Evidence theory, D-Number, Z-Number 그리고 머신러닝 등 과 같은 다양한 기법이 사용될 수 있다. 특히 머신러닝은 데이터의 학습을 통해 스스로 복합 센서 데이터간의 상관관계를 분석할 수 있다는 장점을 가지기 때문에 최근 대부분의 화재 감지 시스템 연구에 적용되었다. 하지만, 현재 머신러닝 기반의 화재 감지 시스템은 학습 단계에서 고려하지 못했던 상황에서 오경보 발생 위험이 존재한다. 또한, 대부분의 오경보는 원인 미상이기 때문에 학습 데이터 수집이 불가능하다. 학습이 가능한 오경보는 일부 원인이 알려진 경우에 한정된다. 결과적으로, 알려진 오경보만 학습한 머신러닝 기반의 화재 감지 시스템은 언제나 원인 미상의 오경보 발생 위험이 존재한다. 따라서, 본 논문에서는 원인 미상의 오경보에 강인성을 확보하기 위해 지속적으로 센서 데이터를 수집하여 학습 단계에서 고려하지 못한 오경보 발생 시 이를 분석하고 머신러닝 모델의 재학습을 통해 정확도를 향상시키는 고신뢰 화재 감지 시스템을 제안한다.

II. 본론

본 논문에서 제안하는 고신뢰 화재 감지 시스템의 구조는 Fig. 1과 같다.

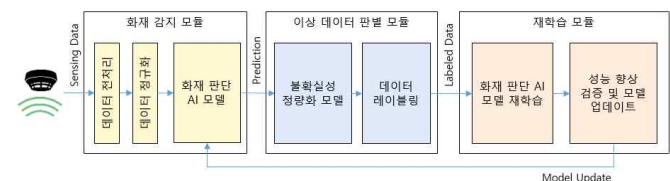


Fig. 1. 이상 데이터 재학습 기반의 고신뢰 화재 감지 시스템

센서로부터 데이터가 입력 되면 화재 감지 모듈에서 화재 발생 확률을 계산하여 이상 데이터 판별 모듈에 전달한다. 이상 데이터 판별 모듈은 입력받은 데이터에 대해 모델의 판단 불확실성을 계산하여 현재 입력받은 데이터가 이상 데이터인지 아닌지 판별한다. 이상 데이터로 판별되면 계산된 불확실성과 화재 확률에 따라 이상 데이터를 레이블링 시키고 재학습 모듈로 전송한다. 재학습 모듈에서는 수신받은 레이블링 된 이상 데이터를 재학습 시키고 재학습된 모델을 재학습 도기 전의 모델과 비교하여 실제 성능 향상이 발생 했는지 검증한다. 이 검증과정을 통하여 성능 향상이 확인된 경우 재학습된 화재 판단 AI 모델의 업데이트를 진행한다.

2.1. 화재 감지 모듈

본 논문에서 제안하는 화재 감지 시스템은 온도와 연기 데이터를 사용한다. 또한, 입력 데이터에 시간적 패턴을 가지게 하기 위해 슬라이딩 윈도우 방식으로 데이터를 전처리 한다. 슬라이딩 윈도우의 크기는 30초 이며, 간격은 1초 이다. 이후 데이터는 정규화 과정을 거쳐 0~1 크기로 변경하여 화재 판단 AI 모델에 입력된다. 화재 판단 AI 모델로 CNN(Convolution Neural Network)를 사용하며, 구조는 Fig. 2와 같다.

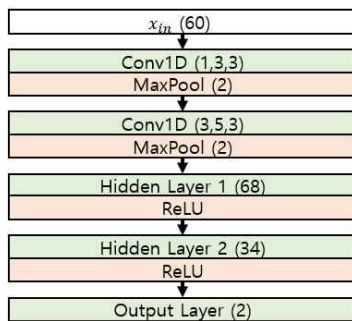


Fig. 2. CNN 모델 구조

2.2. 이상 데이터 판별 모듈

화재 감지 시스템에 입력된 데이터가 이상 데이터인지 판별하기 위해 MC(Monte Carlo) Dropout 기법을 적용하여 불확실성을 정량화 한다 [4]. 각 입력 데이터마다 계산되는 불확실성이 특정 값은 넘는다면 이상 데이터로 판별하며, 레이블 과정을 거친 후 재학습 모듈로 전송된다.

2.3. 재학습 모듈

재학습 모듈은 이상 데이터 판별 모듈로부터 수신받은 레이블링 된 이상 데이터를 재학습 하며, 검증 과정을 거쳐 실제 성능 향상이 발생 한다면 화재 판단 AI 모델의 업데이트를 수행한다. 성능 향상의 검증 지표로 1종 오류 비율(FPR), 2종 오류 비율(FNR)이 사용되며, 재학습 후 정확도의 상승, 1종 오류 비율과 2종 오류 비율의 감소가 확인되면 성능 향상이 발생한 것으로 판단한다.

2.4. 실험

본 논문에서는 NIST에서 공개한 화재 발생 상황의 실험 데이터(DataSet1 :DS1) 및 오경보 발생 상황의 실험 데이터(DataSet 2 :DS 2)를 이용한다 [5]. 화재 판단 AI 모델은 학습 데이터로 화재 및 비화재 데이터로 구성된 DS1을 사용하여 학습하고 오경보 발생을 실험한 비화재 데이터로 구성된 DS2에서 실험하여 재학습을 통한 성능 향상 확인한다. 이때 재학습 전의 지표와 재학습 후의 지표의 차이를 계산하여 성능 향상 여부를 판별한다.

2.5. 결과

실험 결과는 아래 표 1과 같다.

표 1. 오경보 데이터 재학습 실험 결과

	기준	시나리오					평균
		1	2	3	4	5	
FPR	0.337	0.244	0.130	0.119	0.215	0.337	0.209
FNR	0.035	0.034	0.035	0.032	0.030	0.035	0.033

DS2에 속하는 5개의 시나리오에서 발생한 데이터를 이용해 실험을 진행하였으며 평균 FPR는 12%의 성능 향상, 그리고 FNR은 0.1%의 성능 향상을 확인하였다.

III. 결론

본 논문에서는 화재 감지 시스템에 오경보에 강인성을 가지게 하기 위해 이상 데이터를 판별하여 해당 데이터의 재학습을 통해 지속적으로 성능을 향상 시키는 고신뢰 화재 감지 시스템을 제안하였다. 실제 화재 및 오경보 발생 데이터의 실험을 통해 제안하는 재학습 매커니즘의 효용성을 증명하였으며, 현재 1종 오류 비율에서만 뛰어난 성능 향상을 보이기 때문에 향후 2종 오류 비율 또한 향상시킬 수 있는 방법을 연구할 계획이다.

ACKNOWLEDGMENT

본 논문은 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 BK21 FOUR 사업의 지원과 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원(No. 2018-0-01456) 지원을 통하여 연구되었음

참 고 문 헌

- [1] Marty, A., and Ben, E., "Fire Loss in the United States in 2019." National Fire Protection Agency, Sep, 2020.
- [2] Haynes, H. J. G. "Fire loss in the United States." National Fire Protection Agency (2015-2019).
- [3] Chagger, R., and D. Smith. "The causes of false fire alarms in buildings." Briefing Paper, 2014.
- [4] Gal, Yarin, and Zoubin Ghahramani. "Dropout as a bayesian approximation: Representing model uncertainty in deep learning." international conference on machine learning. PMLR, 2016.
- [5] Cleary, Thomas G. "Home Smoke Alarm Project, Alarm Response to Nuisance Sources." (2005).