

인공지능 기술을 활용한 유해화학물질 탐지 방법

조숙경, 백성하*, 박봉섭**, 김경배

서원대학교, *인하공업전문대학, **소방청

skyindb@seowon.ac.kr, *bshzeratul@gmail.com, **leeraksa@korea.kr, gbkim@seowon.ac.kr

A Method of Detecting Hazardous Chemicals using Artificial Intelligence Technology

Cho Sook Kyoung, Baek Seong Ha*, Park Bong Seop**, Kim Gyoung Bae

Seowon Univ., *Inha Technical College, **National Fire Agency

요약

본 논문은 유해화학물질을 판독하기 위해 영상 데이터를 이미지로 분해한 후 AI 학습을 통해 물질 종류를 검출하는 방법을 제안한다. 제안한 방법은 이미지 인식에 좋은 성능을 보이는 CNN 계열 AI 모델로 학습을 한 후 유해화학물질 특성에 맞는 파라미터를 적용해 영상 내의 객체 검출과 물질 종류를 판독하도록 한다. 사전 학습을 통해 모델 복잡도를 판단한 후 학습에서 조정해야 하는 파라미터를 입력 이미지 크기, CNN 네트워크, 이미지 Threshold, 영상 Threshold, 인식 판정 Threshold로 결정하였다.

I. 서론

국내 화학산업의 규모는 2019년 168조원으로 국가 제조업 총 생산의 9.3%를 담당하며, 2018년도 기준 상업용 화학물질은 29,499 종이 유통되고 있다[1]. 이에 따라 화학적 요인의 사고 및 화재 발생 건수가 증가하고 있는 추세이다[1,2]. 소방청은 정밀유기화학, 반도체, 의약, 나노·무기 소재 등의 화학제품에서 지속적으로 발생하는 화학사고에 대응하고자 부처합동 전국 7개 화학센터를 운영하고 있다. 그러나, 화학사고 재난 전문가 부족 문제 및 대응 시스템이 엑셀 파일 및 책자 등으로 제공되어 즉각적이고 신속한 대처를 하지 못하는 문제에 직면하고 있는 상황이다[3,4]. 이를 해결하기 위해 소방청은 인공지능 기술과 소방 데이터 기반의 유해화학물질 판독 시스템을 구축 중이다[3].

현재 화학물질의 누출/화재/폭발 같은 재난 현장에서는 사람의 육안이나 냄새 등으로 물질을 판독하고 대처 방안을 모색해 대응하고 있지만, 유해가스나 폭발 가능성 등의 문제로 원거리에서 화재나 누출이 작아지길 기다리는 형편이다. 그러므로, 인공지능 기반의 유해화학물질 판독 시스템은 원거리에서도 누출/화재 원인 물질이 무엇인지를 알아내고 대응할 수 있는 기능을 필수적으로 요구한다.

본 연구는 원거리에서도 누출/화재 물질을 탐지해 화학재난 사고에 대비할 수 있는 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 원거리에서 영상을 촬영하여 유해화학물질 판독 시스템으로 전송 후 훈련된 인공지능이 물질이 무엇인지를 판독하는 것이다. 유해화학물질의 액체, 기체, 고체의 상태 및 누출/화재 상황에 따라 영상을 전송받아 해당 물질에 대한 정보를 알려준다. 본 연구에 사용될 인공지능 기술 분야는 시각 지능이며, 입력된 이미지 데이터에서 객체를 인식하는 것이 인공지능 학습의 목표이다. 이 학습 목표에 따라 전체 이미지에서 배경과 구분되는 객체 영역을 식별한 후 분리된 객체 영역의 특징을 분석하여 객체를 인식한다. 이 과정에서 다량의 이미지 데이터를 학습해야 하며, 지도/비지도 학습 방식을 모두 활용한다. 그래서, 인공지능의 이미지 및 객체 인식을 이용하여 영상 내에서 유해화학물질을 탐지하고, 어느 물질인지 그 종류를 인식한다.

II. 시각 인공지능 기술을 이용한 유해화학물질 탐지 방법

2.1 시각적 인식에 따른 유해화학물질 특성

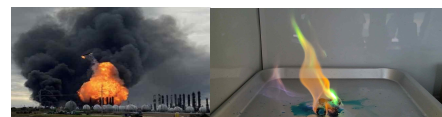
유해화학물질은 고유의 특징과 색상을 가지고 있다. 형태가 액체, 기체, 고체 상태로 한가지 형태일 수도 있고 공기 중에 노출되는 경우 다른 형태로 변환하는 물질도 있다. 또한, 색상도 다양하고 혼합물이 될 경우 고유 색상이 아닌 다른 색상으로 가스를 누출할 수 있다. 연소성을 가지는 물질도 있고 아닌 물질도 있다. 다음 그림은 유해화학물질 사고에 따른 시각적 특성 분류이다.



[그림 1] 유해화학물질의 액체 형태 누출



[그림 2] 유해화학물질의 기체 형태 누출



[그림 3] 유해화학물질의 화재/연소 상태

액체 상태는 바닥과 배관에서 흐르는 특징을 가지며, 다양한 색상으로 누출되는 특징이 있다. 기체 상태는 연기의 색상이 혼합되어 나타날 수 있고, 불꽃과 연기가 동시에 존재하는 특징을 가진다. 화재/연소 상태는 불꽃과 연기가 동시에 발생하거나 불꽃의 색상이 다양하게 혼합되어 나타나는 특성이 있다.

2.2 유해화학물질 판독을 위한 AI 모델 설계

유해화학물질 판독을 위한 AI 모델은 유해화학물질의 시각적 특징을 고려해 볼 때 머신 러닝 기법 중 CNN이 적합하며, CNN 모델을 기초로 한

객체 탐지와 분류 모형을 조사 후 적용해야 한다. 그 후 해당 모델을 유해 화학물질 판독에 적용할 때의 문제점을 도출하고, 최적의 AI 모델을 설계한다. CNN은 시각인지 분야에 활용되는 딥러닝 기술의 큰 개념으로, 입력되는 영상의 품질, 크기, 양과 분류하고자 하는 대상의 규모에 따라 AlexNet, Inception, VGGNet 등 실체화된 다양한 모델이 존재한다[56]. 이 중에서 유해화학물질에 적합한 모델의 종류를 탐구하고, 이를 실데이터에 적용하여 최적화하는 과정을 수행한다.

본 연구에 사용된 영상은 FHD급 이하의 컬러 이미지를 사용한다. 그리고, 초반 인식해야 하는 대상 레이블의 종류는 10개이므로 해당 조건에서 좋은 성능을 보인다고 입증된 AlexNet급과 yolov5를 적용하여 실 구축된 데이터를 활용하여 학습을 진행하면서 최적 모형을 개발한다.

불꽃 인식은 기본적으로 연주황의 불꽃 색과 고유의 색을 같이 지니고 있어 프레임 단위로 보면 완전히 동일하게 판독되는 문제점이 있다. 그러므로, 연소의 속도에 영향을 줄 수 있는 물질의 양과 불꽃 온도, 다른 물질과 혼합되어 연소될 때 각 물질의 특징을 추출할 수 있는 형태의 인식 모델이 필요하다. 연기 인식은 물질에 따라 색상 차이가 크지 않은 경우가 있어 색상 단독 뿐만 아니라 색상의 세부 차이나 각 프레임 간의 변화를 물질 판독 요소로 사용해야 한다.

2.3 동영상 기반 인식을 위한 프로세스 설계

일부분의 데이터로 224*224, 64*64, 128*128 해상도를 입력으로 하여 단순 모형을 생성해 학습을 한 결과 정확도가 향상되지 못하고 에러값이 잘 수렴되지 않아 매우 단순한 모델은 적합하지 못하다. 또한, 테스트 데이터에 대해서 실험한 결과 [그림 4]처럼 평균 0.6 정도의 정확도에 머물고 있어, 해상도를 보다 높은 AlexNet을 이용하여 모델을 복잡하게 변경해야 한다.

| | | | |
|------------|--------|-------|--|
| Epoch 1/20 | 217/21 | ===== | - 252s 9s/step - loss: 0.7036 - accuracy: 0.6967 - val_loss: 1.9221 - val_accuracy: 0.0000e+00 |
| Epoch 2/20 | 217/21 | ===== | - 245s 9s/step - loss: 0.4018 - accuracy: 0.8177 - val_loss: 5.0476 - val_accuracy: 0.6195 |
| Epoch 3/20 | 217/21 | ===== | - 232s 9s/step - loss: 0.0982 - accuracy: 0.9753 - val_loss: 10.5876 - val_accuracy: 0.6652 |
| Epoch 4/20 | 217/21 | ===== | - 257s 10s/step - loss: 0.0300 - accuracy: 0.9823 - val_loss: 4.8193 - val_accuracy: 0.6663 |
| Epoch 5/20 | 217/21 | ===== | - 247s 9s/step - loss: 0.0172 - accuracy: 0.9960 - val_loss: 7.5487 - val_accuracy: 0.6930 |
| Epoch 6/20 | 217/21 | ===== | - 231s 9s/step - loss: 0.0044 - accuracy: 0.9998 - val_loss: 10.0536 - val_accuracy: 0.6930 |
| Epoch 7/20 | 217/21 | ===== | - 231s 9s/step - loss: 0.0020 - accuracy: 0.9999 - val_loss: 11.3893 - val_accuracy: 0.6930 |
| Epoch 8/20 | 217/21 | ===== | - 229s 8s/step - loss: 0.0024 - accuracy: 0.9995 - val_loss: 8.3556 - val_accuracy: 0.6930 |
| Epoch 9/20 | 217/21 | ===== | - 231s 9s/step - loss: 0.0015 - accuracy: 0.9998 - val_loss: 6.5417 - val_accuracy: 0.6930 |

[그림 4] 128*128 해상도를 이용한 학습 결과

불꽃/연기 인식 특성으로 알아본 바, 유해화학물질의 분류는 단일 이미지 프레임으로는 분류가 어렵기 때문에, 동영상 내의 연속적인 이미지를 모두 사용한다. 동영상 내의 연속적인 이미지를 사용한 유해화학물질 판독 방법은 다수 개 이미지의 인식 평균으로 결정하거나, 차별성이 있는 이미지 중 가장 많이 발견된 물질로 결정하는 두 가지 알고리즘으로 구현할 수 있다.

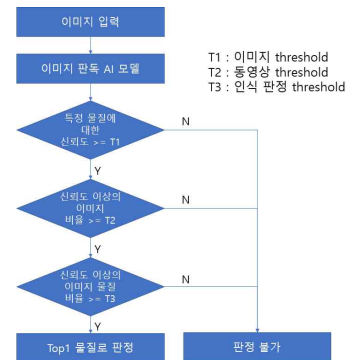
동영상 단위 인식을 위한 파라미터와 인식 기준을 결정할 때 프레임 이미지 처리 방법과 물질 판독 기준은 다음 [그림 5]와 같다.



[그림 5] 이미지 프레임 처리 방법과 물질 판독 기준

10초 가량의 영상 프레임레이트가 30fps일 때 판독해야 하는 이미지는 300장이다. 이미지 Threshold를 70%, 영상 Threshold를 60%, 인식 판정 Threshold를 80%로 결정한 후, 영상의 각 이미지 프레임에서 물질의 신뢰도를 계산한다. 계산된 신뢰도가 이미지 Threshold 이

상인 이미지가 250장 일 때, 83% 이미지가 판독 가능 이미지이므로 영상 Threshold 보다 크다. 해당 이미지 중 질산으로 인식한 비율이 98%이면 인식 판정 Threshold 80보다 크므로 영상 내 물질은 질산으로 판정한다. 이 알고리즘을 순서도로 표현한 그림은 다음 [그림 6]과 같다.



[그림 6] 동영상 내 유해화학물질 인식 정확도 향상을 위한 순서도

III. 결론

본 논문에서는 유해화학물질을 판독하기 위한 AI 학습 모델의 파라미터 및 방법을 제안했다. AI 학습 모델 파라미터를 선정하기 위해 사전 학습을 진행하였고, 유해화학물질의 사고 형태와 물질의 형태를 조사 분석하였다. 분석된 결과를 토대로 단일 이미지로는 유해화학물질의 분류가 어렵고, CNN이나 Yolo를 단독으로 적용하기에 어렵다는 결론을 내렸다. 따라서, 동영상 내의 연속적인 이미지를 모두 판독하여 이미지 인식 평균을 이용하거나, 차별성이 있는 이미지가 발견되면 그 중 가장 많이 발견되는 이미지를 특정 유해화학물질로 결정하는 두 가지 형태의 알고리즘을 제시하였다.

향후 제안된 알고리즘으로 10종류의 유해화학물질에 대해 학습을 진행하여 인식을 및 판독 결과 정당함에 대해 평가를 진행하여 AI 알고리즘을 성능 평가 결과를 도출해야 한다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 과학기술정보통신부와 정보통신산업진흥원 주관으로 소방청 컨소시엄에서 수행하는 “AI융합 유해화학물질 판독시스템 사업” (2022~2024)의 지원을 받았음

참 고 문 헌

- [1] 화학물질안전원 (<https://nics.me.go.kr/>)
- [2] “한국 화학산업의 경제 및 사회적 영향 분석,” 최종보고서, 한국화학산업연합회, Dec. 2020.
- [3] 김연진, 박봉섭, 김경배, “인공지능기술 기반의 유해화학물질 사고 대응에 관한 연구,” 한국통신학회 하계종합학술발표회, pp.359-360, June, 2022.
- [4] 조철희, 이동원, 김홍필, “산성 화학물질 누출 시 향상된 염기중화제 선정에 관한 연구,” 한국위험물학회지, 8(1), pp.54-59, 2020.
- [5] P. Lubin, et.al. “Advances in Deep Space Exploration via Simulators & Deep Learning,” <https://www.researchgate.net/publication/339199431>, pp.1-16, Feb. 2020.
- [6] <https://medium.com/coinmonks/paper-review-of-alexnet-caffenet-winner-in-ilsvrc-2012-image-classification-b93598314160>