전이학습 기반 가스 누출 감지

마르셀*, 손금영*, 박장식* * 경성대학교 전자공학과 e-mail : jsipark@ks.ac.kr

Gas Leak Detection Based on Transfer Learning

Marshall*, Keum-Young Son*, Jangsik Park*
*Dept of Electronic Engineering, Kyungsung University

요 약

본 논문에서는 가스 누출을 감지하기 위하여 가스 누출 영상과 연기 영상으로 구성된 데이 터셋으로 심층학습하는 방안을 제안한다. 가스 누출 영상 확보를 위해서는 열화상 카메라를 사용하여야 하고, 심층학습을 위해서는 가스 누출 현장에서 영상을 확보하는 것이 필요하기 때문에 심층학습을 위한 충분한 영상을 확보하는데 어려움이 있다. 부족한 영상 데이터를 가스 누출과 특성이 비슷한 연기 영상을 활용하는 전이학습 방법을 제안한다. 시뮬레이션 결과 가스 누출과 연기 영상으로 구성된 데이터셋으로 학습한 경우 가스 누출 영상만으로 학습한 결과에 비하여 우수한 가스 영역 분할을 할 수 있음을 보인다.

1. 서론

최근 영상 이해 및 분석(image and video anlaysis)에서는 인터넷과 SNS 등을 활용하여 대량의 영상 데이터를 확보하고, 컨벌루션 신경망(CNN, convolutional neural network) 또는 심층학습(DL, deep learning) 모델을 통하여 괄목할 만한 성능의 개선이 이루어지고 있다. 심층학습기반으로 보안감시(video surveillance), 의료영상 분석(medical image analysis) 등에 실질적인 성과를 보이고 있다. 그러나 CNN 심층학습은 기본적으로 많은 컨벌루션 필터와 노드를 통하여 특징맵을 추출하고, 분류 및 검출인식을 수행하기 때문에 라벨링된(labeled) 데이터가 필요하다. 라벨링된 데이터를 확보하기 위해서는 상당한 시간과 비용이 소요된다. 또한, 특수한 영상인 경우에는 영상을 확보하는데 어려움이 있다.

최근 심흥학습 모델을 학습하는데 있어 부족한 영상데이터와 라벨링된 데이터를 보완하는 방법으로 전이학습 (transfer learning)이 제안되고 있다[1,2]. 본 논문에서는 가스 누출 감지를 위한 전이학습 방법을 제안한다. 가스누출 감지를 위하여 일반 RGB 카메라 대신 열화상 카메라를 활용하고 있으며, 가스 누출 영상을 확보하는데 어려움이 있다. 본 논문에서는 가스 누출은 연기가 발생하는 과정과 유사한 특징을 갖고 있는 점에 착안하여 충분한학습 데이터를 확보하기 위하여 가스 누출 영상과 연기영상으로 구성된 데이터셋으로 가스 누출 감지를 위한 학습을 수행한다. 시뮬레이션 결과 제안하는 전이학습 방법으로 가스 누출 영역을 보다 정확하게 분할할 수 있음을 확인하고, 연기 감지에도 활용할 수 있음을 보인다.

2. 전이학습 기반 가스 누출 감지

전이학습은 다른 형태의 데이터를 활용하여 학습하거나, 학습 데이터와 실험 데이터의 분포 또는 형태가 다른 경우에도 학습을 가능하게 하는 기계학습 기법이다[3]. 각데이터가 속해 있는 영역인 도메인(domain)과 임무(task)에 따라 구분할 수 있다. 도메인은 해당 데이터의 특징 공간 및 분포를 의미한다. 학습과 실험 간의 임무가 동일한데, 도메인이 다른 전이학습을 도메인 적응(domain adaptation)이라고 한다.

가스 누출 감지를 위한 심층학습을 적용하기 위해서는 충분한 영상 데이터가 필요하다. 가스 누출 영상은 고가의 열화상 카메라를 활용하여 획득할 수 있다. 가스 누출 현 장에서의 영상을 획득하는데 있어 가스 누출에 의하여 폭 발 등의 위험한 상황이 발생할 수 있다.

본 논문에서는 가스 누출과 유사한 영상 특징을 보이는 연기 영상을 활용하여 심층학습 모델을 학습하는 방안을 제안한다. 가스 누출 영상을 열화상 카메라로 획득되기때문에 계조 영상이다. 따라서 RGB 카메라로 촬영된 영상을 계조 영상으로 변환한 연기 영상과 가스 누출 영상데이터로 학습 데이터를 구성한다.

3. 실험 결과 및 검토

누출 가스를 감지 시뮬레이션을 누출 가스 영상만으로 구성된 데이터셋과 연기 영상과 누출 가스 영상으로 구성 된 데이터셋으로 심층학습 후 성능 비교 분석한다.

가스 누출 감지를 위한 심층학습 모델은 FCN-AlexNet 모델[4] 을 적용한다. 가스 누출 영상만으로 구성된 데이터셋은 155장으로 학습으로 124장, 검증용

2019년도 한국멀티미디어학회 춘계학술발표대회 논문집 제22권 1호

으로 31장으로 활용한다. 가스 누출과 연기 영상으로 구성된 데이터셋은 전체 266장이며 학습으로 213장, 검증용으로 53장을 활용한다. 그림 1과 2는 각각 학습에 사용하는 가스 누출과 연기의 라벨링된 영상이다. 가스 누출 영상에서는 기계기구부, 배경, 가스 누출 영역으로 클래스(class)를 구분한다. 그림 2의 연기 영상에서는 잔디, 배경, 놀이시설, 연기 등으로 클래스를 구분한다.

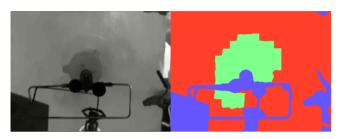


그림 1. 가스 누출 영상과 라벨링 영상



그림 2. 연기 영상과 라벨링 영상

가스 누출 영상만으로 학습하고 가스 영역 분할 시뮬레이션 결과가 그림 3이며, 그림 4는 가스 누출과 연기 영상으로 구성된 학습 데이터셋으로 학습과 가스 감지 영역분할 시뮬레이션 결과이다. 그림 3에서는 가스 누출 영역분할에 있어 일부 영역을 정확하게 분할하지 못한다. 가스누출 농도가 높은 누출 주변 지역은 구분하여 분할되지만,확산되어 농도가 낮은 영역을 구분 분할이 되지 않고 있다. 그림 4에서는 대체로 가스 누출 및 확산되는 영역을 분할하는 것을 확인할 수 있다.

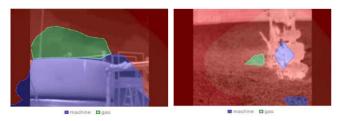


그림 3. 가스 누출 영상 데이터셋으로 학습한 결과

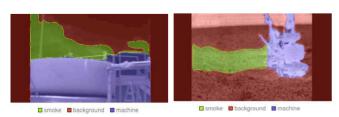


그림 4. 가스 누출과 연기 영상 데이터셋으로 학습한 결과

그림 5는 가스 누출과 연기 영상으로 구성된 학습 데이터셋으로 학습한 결과를 활용하여 연기 검출에 적용한 결과이다. 연기 검출 실험에서는 전통 가옥, 사람, 잔디, 하늘 그리고 연기 영역을 분할한다. 대체로 사람 등과 분 리하여 연기 영역을 구분하는 것을 확인할 수 있다.





■ vegetation ■ sky ■ people ■ building ■ smoke

vegetation sky building smoke

그림 5. 가스 누출과 연기 영상 데이터셋으로 연기 검출 학습 결과

4. 결론

본 논문에서는 가스 누출 감지를 위한 심층학습 모델학습을 위하여 부족한 가스 누출 영상을 연기 영상으로 보충하는 전이학습 방법을 제안한다. 시뮬레이션을 통하여 가스 감지 영역에 대하여 보다 정확한 분할을 할 수 있음을 확인하고, 연기 감지에도 효과가 있음을 보인다. 심층학습 결과를 바탕으로 데이터셋을 보충하여 보다 정교한 모델을 확보하고, 실시간 가스 누출 감지 시스템을 개발하고자 한다.

감사의 글

본 논문은 사업 과학기술정보통신부, 정보통신진홍센터의 정보보호핵심원천기술개발사업의 "기간시설 보안 감시 및 안전 관리를 위한 3D맵 영상통합관제 시스템 개발" (No.2018-0-00488)과제와 2018년 BB21+ 사업에 의하여지원되었음.

참고문헌

- [1] Thrun, Sebastian; Pratt, Lorien, "Learning to Learn," Springer Science & Business Media, Dec., 2012
- [2] Ganin, Yaroslav, et al. "Domain-adversarial training of neural networks." The Journal of Machine Learning Research 17.1, pp. 2096–2030. 2016
- [3] Pan, Sinno Jialin, and Qiang Yang. "A survey on transfer learning." IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 22.10 pp. 1345–1359, 2010.
- [4] Jonathan Long, Evan Shelhamer and Trevor Darrell, "Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation," The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 3431–3440, 2015