

객체 탐지를 통한 실내 공간의 위험도 산출 기법

귀쯔이, 권영우

경북대학교 컴퓨터학부

ziyi@knu.ac.kr, ywkwon@knu.ac.kr

Study of Risk Assessment Based on Object Detection

Zi Yi Guo, Young-Woo Kwon

School of Computer Science and Engineering
Kyungpook National University

요약

지진이나 화재와 같은 재난 발생 시 실내에 설치된 물건으로 인하여 피해가 더욱 커지는 경향이 있다. 이에 본 논문에서는 실내 시설물로 인한 피해를 최소화하기 위해 객체 탐지 모델 사용하여 실내에 존재하는 위험물들을 식별하고 해당 장소의 위험등급을 계산할 수 있는 기법을 제안한다. 빠르고 정확한 객체 탐지를 위하여 Mask R-CNN을 이용하여 실내에 위치한 위험물을 식별 모델을 설계하였으며 재난의 종류에 따라 위험도를 다르게 계산할 수 있도록 위험도 계산 공식을 정의하였다. 이를 통해 자연재난 발생 시 실내물건의 위험성으로 인한 피해를 줄일 수 있을 것으로 기대한다.

I. 서론

지진, 화재와 같은 재난으로 인한 피해가 점차 증가하고 있으며 이로 인한 대응 및 복구 비용 또한 급격히 늘고 있다.[1]. 재난에 대비하기 위하여 예측 시스템, 감지 및 경보 시스템, 대응 시스템 등 다양한 체계 구축을 통해 피해 저감에 많은 노력을 기울이고 있다. 하지만 이와 같은 노력은 재난으로 인한 직접적인 피해를 줄이기 위한 것으로 재난 상황 발생 시 실내에 비치된 물건으로 인한 2차 피해를 줄이기 위한 연구는 아직 미흡한 실정이다. 지진 발생 시 실내에 설치된 시설물에 의해 직접적인 상해를 입거나 대피 경로가 차단되어 피해가 늘어날 수도 있으며, 화재 발생 시 가연성 물건으로 인하여 심각한 피해를 입을 수도 있다.

본 논문에서는 실내 시설물에 의해 발생할 수 있는 2차 피해를 최소화하기 위해 실내 공간에 대한 위험도 계산 기법을 제안한다. 실내에 위치한 시설물을 Mask R-CNN 기법을 사용하여 식별하고 물품별 위험 지수를 사용하여 해당 공간에 대한 재난 위험도를 산출한다. 재난의 종류에 따라 실내 시설물의 위험도가 다르므로 위험도 재난 유형에 따라 물품별 위험 지수를 재정의해야하며 이를 통해 다양한 종류의 재난에 적용될 수 있도록 한다. 본 연구를 통해 재난에 대한 선제적 대응을 가능하게 하고 재난 발생 시 피난 과정에서 발생할 수 있는 2차 피해를 줄일 수 있을 것으로 기대한다.

II. 관련연구

최근에 연구자들은 자연재해에 대한 다양한 대응 방법을 시도하고 있다. 딥러닝 방법을 이용하여 지진을 판별하는 연구가 있다[1]. 또한 딥러닝 방법의 최적화와 발전으로 응용 가능한 범위가 확대되고 있다. 엑스선 이미지로 위험물품 검사[3]를 통해 안전검사 직원을 보조해 인건비 절감과 효율성을 높일 수 있다. 그러나 자연재난 발생 시 실내 물품의 위험도 측면에서 피해를 예방하기 위한 연구가 부족하다. 따라서 재난에 대비할 수 있도록 실내에 존재할 수 있는 위험물의 분석과 위험도 지정이 필요하다. 객체 탐지 기술을 이용하여 실내 위험물을 인식하고 물품의 위험도 등급 반정과 실내 총 위험등급의 계산을 통해 자연재해 발생 시 사람들이 더 빠르고 안전하게 대피할 수 있도록 도움이 된다. 그리고 피난 중 발생할 수 있는 2차 피해를 줄일 수 있다.

III. 구현

본 논문은 전이학습으로 COCO2014 데이터 트레이닝에서 얻은 가중치 모델을 객체 자동 감지 알고리즘 모델의 전처리 모델로 사용한다. 그리고 전처리 모델에 기반한 위험물 데이터 세트를 훈련 한다. 전이학습은 트레이닝 데이터를 감소시킬 뿐만 아니라 트레이닝 효율성을 향상시킨다. 또한 전이학습은 모델 일반화 능력이 더욱 좋고 측정모형의 검출 정확도와 모델 성능을 효과적으로 향상시켜 준다.

본 논문에서는 Mask R-CNN 과 생성한 데이터 세트에 기반하여 객체 탐지 알고리즘의 훈련 세트와 태그를 조정하여 특정 물품의 인식을 더 정확하게 할 수 있도록 한다. 그리고 수식화를 통해서 자연재해 상황별 실내 위험물 등급의 총합을 계산한다.

3.1 모델 구조

Mask R-CNN[4]은 Faster R-CNN[5]에 최적화된 객체 분할 모델이다. 이 모델은 이미지의 목표물을 효과적으로 감지하고 각각에 대해 고품질의 분할 마스크를 생성한다. Faster R-CNN은 분류와 표적 검사만 할 수 있지만 Mask R-CNN은 인식된 물체의 테두리를 분할할 수 있다. 성능으로는 Mask R-CNN의 weight 네트워크의 트레이닝 단계가 간결하고 속도는 5fps 이다.

아래 그림1은 Mask R-CNN모델 알고리즘 순서도이다. ResNet-FPN을 사용하여 이미지의 특징을 추출한 후 RPN 네트워크는 존재하는 목표구역(Region Of Interest, ROI)을 추출한다. 그리고 ROI Align층을 통해 특정 사이즈의 피쳐 맵을 생성한다. 이후에 전체 연결 층을 통해 분류하거나 목표박스를 회귀한다. 또는 전체 컨볼루션(Full Convolution) 연산을 통해 분할 구역의 이미지를 얻는다.

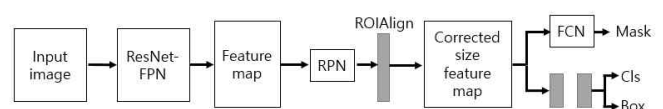


그림 1. Mask R-CNN 알고리즘 순서도

3.2 실험 환경 및 데이터 세트

본 실험 환경은 windows10 운영체제로 AMD Ryzen 5 3600 6-core 프로세서를 사용하고 프로그래밍 소프트웨어는 Pycharm을 사용한다. 그리고 실험의 구체적인 구현에는 딥러닝 프레임인 Tensorflow 와 Keras의 프레임워크와 Mask R-CNN을 사용한다.

본 연구에서는 CVPR indoor 데이터 세트 이용하여 실내 이미지를 이용한 데이터 세트를 제작하였다. Labelme 표시 도구를 사용하여 실내에 위험할 수 있는 물품에 대한 포인트를 표시한다. 그리고 물품 속성에 태그를 추가하여 JSON 파일에서 저장한다. 표시 양식은 그림2와 같다. 태그 클래스는 'table lamp', 'vase', 'chandelier', 'picture frame', 'ceiling fan'으로 저장한다.

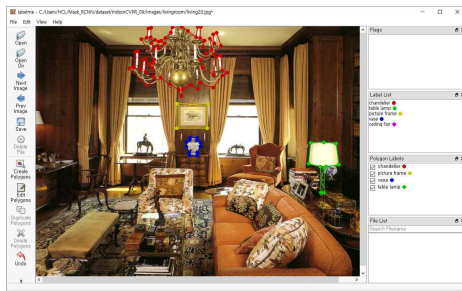


그림2 Labelme 도구에 표시 양식

본 연구에서는 데이터 세트를 훈련 세트(60개), development set(10개), 테스트 세트(35개) 으로 무작위로 분류한다. epoch값을 10으로 설정하고 epoch당 설정 스텝 수를 100으로 설정하며 트레이닝 후 네트워크 손실 (loss) 값은 0.55가 되었다. 아래 그림2는 모델 loss 값 변화도이다.

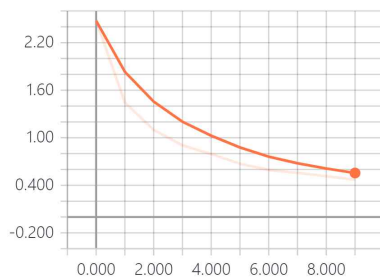


그림 3. 모델 loss 값 변화도

그리고 테스트 세트를 사용하여 테스트를 진행하였다. 실험 결과는 아래 그림4와 같다.

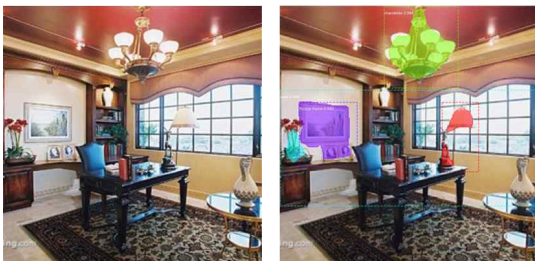


그림 4. 테스트 전후 비교

3.3 위험도 계산

자연재난 위험도분석 평가지표[1]을 참고해서 실내에 있을 수 있는 위험

물은 다섯 가지 클래스로 분류하였고 자연재해는 두 가지로 분류하였다. 실내 물품은 자연재해에 따라 위험 등급이 다르다.

표 1. 자연재난 상황 시 실내 위험물 등급

Risk Area	Risk Identified	Level of Risk (Earthquake) (1-10)	Level of Risk (Fire) (1-10)	Consequences
Living Room Area	Chandelier	5	6	Earthquake : Heavy and easy to crushed people. Fire : The wire is easy to catch fire again.
	Table lamp	2	3	Earthquake : Easy to shake and tip over. Fire : The wire is easy to catch fire again.
	Vase	2	3	Earthquake : Fragile and stabbed people. Fire : Plants tend to make fires bigger
	Picture frame	3	2	Earthquake : Easy to fall. Fire : Easy to catch fire
	Ceiling fan	6	5	Earthquake : Have sharp blades. Fire : The wire is easy to catch fire again.

실내 전체의 위험도 계산을 위해 수식(1)을 이용한다. 이때 L은 총 위험등급, D는 각물품의 위험등급이다.

$$L = \sum_{i=0}^n D_i \quad (1)$$

따라서 지진 상황 시 그림3의 위험등급은 아래 수식(2)와 같이 계산한다.

$$Chandelier5 + Table lamp2 + Vase2 + Picture frame3 = 12(2)$$

그리고 화재 상황 시 그림3의 위험등급은 수식(3)과 같이 계산한다.

$$Chandelier6 + Table lamp3 + Vase3 + Picture frame2 = 14(3)$$

IV. 결론 및 향후 과제

본 논문은 Mask R-CNN 기반의 객체탐지 기법을 이용하여 자연재난 상황 시 실내 위험물을 식별하고 실내 공간에 대한 위험도를 산출한다. 위험 물품에 대한 식별과 위험등급 계산을 통해 자연재해 발생 시 실내의 위험 등급을 알 수 있고 발생할 수 있는 피해를 예방할 수 있다. 향후 위험 등급을 더 상세하게 분석하기 위해 위험물품 면적을 식별할 수 있게 개선할 예정이고 3D로 위험물 인식 개발을 진행할 계획이다. 그리고 다양한 종류의 재난과 실외 장소에서 존재할 수 있는 위험물의 식별과 위험 등급을 산정할 예정이다.

참 고 문 헌

- [1] 김금지, 황정근, 김가희, 정도준, “전문가 설문조사를 통한 자연재난 위험도분석 평가지표 활용 가능성에 대한 검토,” 한국방재학회, pp.47-55, 2021.
- [2] O. M. Saad, A. G. Hafez and M. S. Soliman, “Deep Learning Approach for Earthquake Parameters Classification in Earthquake Early Warning System,” *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, pp. 1-5, 2020.
- [3] T. Franzel, U. Schmidt, and S. Roth, “Object Detection in Multi-view X-Ray Images,” *DAGM/OAGM 2012: Pattern Recognition*, pp. 144-154, 2012.
- [4] K. He, G. Gkioxari, P. Dollár and R. Girshick, “Mask R-CNN,” *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp. 2980-2988, 2017.
- [5] S. Ren, K. He, R. Girshick and J. Sun, “Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, pp. 1137-1149, 2017.