

딥러닝 기반 객체 해석을 이용한 지능형 상황 인식 알고리즘

박준태*, 한규필*

*금오공과대학교 컴퓨터공학과

e-mail : qkrwnsxo92@naver.com, kphan@kumoh.ac.kr

A Smart Incident Recognition Algorithm Using Deep Learning-Based Object Analysis

Jun-Tae Park*, Kyu-Phil Han*

Dept of Computer Engineering, Kumoh Nat'l Institute of Technology

요 약

최근 딥러닝 기반 영상인식 시스템이 다양한 환경에 적용되고 있지만, 대부분 정지사진형태의 객체 인식 방식이기 때문에 장시간동안 이루어지는 상황인지와 고차원적인 상황 해석에는 부족한 면이 있다. 그러므로, 본 논문에서는 인간에 의해 발생하는 상황을 인지하기 위해서 객체 검출과 추적 알고리즘을 적용하여 실시간 영상으로부터 사람 객체를 검출하고 방재 및 방범을 위한 ‘침입’ 및 ‘배회’와 같은 특정 위험상황을 인식하는 방법을 제안한다.

1. 서론

최근 각종 강력 범죄 및 방화사건이 빈번히 발생함에 따라 사회안전에 대한 관심이 높아지고 있다. 지자체에서는 CCTV 통합관제센터를 개별적으로 운영하여 방범, 방재 등의 서비스를 운영하고 있다. 지자체 통합관제센터와 연계된 CCTV는 급격히 증가하고 있으나, 관제 인력은 매우 부족하여 관제 품질 저하 우려의 목소리가 나오고 있다. 하지만 최근 지능형 CCTV 기술의 발전으로 지금까지 인력에 의존했던 CCTV 관제를 일부 영역에 대해서는 지능형 정보기술 시스템으로 대체되고 있다. 또한, 인공지능을 위한 하드웨어의 성능이 증가되고 딥러닝 기술이 크게 발전함에 따라 합성곱 신경망(convolutional neural network)을 사용한 객체 인식, 검출 기술이 지능형 CCTV에 적용되고 있다. 본 논문에서는 딥러닝 기반 객체 분석 기법을 적용하여 방재, 방범을 위한 특정 상황을 인식하는 연구에 대해 설명한다.

2. 관련연구

입력 영상에서 딥러닝 기반 객체 분석 기법을 적용하여 특정 객체를 인식, 검출하고 객체 추적(object tracking) 알고리즘을 통해 검출된 객체를 추적하여 특정 상황을 인식할 수 있다. 딥러닝 기반 객체 분석 기법은 R-CNN[1], Faster R-CNN[2], SSD[3], YOLOv1[4] 등과 같은 객체 검출 기법이 대표적이라 할 수 있다.

2.1 YOLO: Real-Time Object Detection

YOLO 객체 검출기는 합성곱 신경망 기반으로써 기존 방법의 객체 검출과 인식하는 과정을 하나로 통합한 모델

이다. 따라서 R-CNN, Faster R-CNN 등과 같은 기존 방식의 딥러닝 알고리즘 보다 초당 프레임 처리 속도가 빠르다. 하지만 낮은 mAP(mean Average Precision)의 결과를 가지는 단점이 있다. 이를 극복하기 위해 딥러닝 네트워크 모델 개선 및 여러 학습 기법을 적용한 연구를 통해 성능을 증가시켜 오고 있다. 그림[1]에서 보는 것과 같이 YOLOv2[5]와 YOLOv3[6]는 모두 기존의 알고리즘 보다 좋은 성능을 가지는 것을 확인할 수 있다.

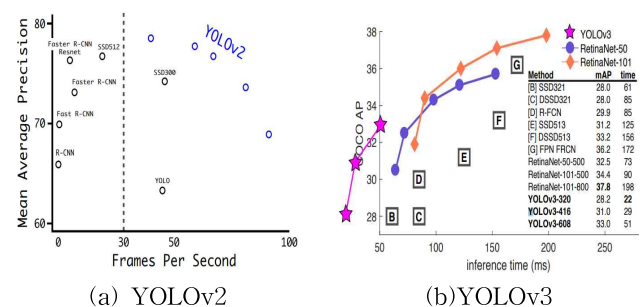


그림1. 딥러닝 기반 객체검출 기법 성능 비교

2.2 Object Tracking

객체 추적은 입력 영상에서 사람이나 동물, 차량 등의 특정한 객체의 위치 변화를 찾는 컴퓨터 비전 기술이다. 영상의 각 프레임 내에서 객체의 크기, 색, 모양, 윤곽선 등 객체의 특징적인 정보 간의 유사도를 활용하여 객체의 위치 변화를 추적한다. 객체 추적 알고리즘 중 하나인 중심추적(centroid tracking) 알고리즘은 검출된 객체의 위치정보를 통해 객체를 추적하는 방법이다. 입력 영상의 모든 단일 프레임에서 검출된 객체에 대한 바운딩 박스 좌표를

객체 추적기에 전달한다. 이때 객체 추적기는 현재 프레임에서 기존 객체의 바운딩 박스 중심과 다음 프레임에서의 새로운 객체의 바운딩 박스 중심 간 유클리드 거리를 계산하고 비교하여 객체를 추적한다.



그림2. 객체 추적 실험결과

3. 제안한 방법

3.1 침입 및 배회상황 정의

침입 및 배회 상황을 인식하기 위해서는 해당 상황에 대한 명확한 정의를 필요로 한다. 침입은 1명 또는 다수의 사람이 특정 영역을 침입하는 경우이며 배회는 1명 또는 다수의 사람이 특정 영역에서 일정 시간 이상 머무를 경우 이를 배회 상황이라 정의한다. 따라서 침입 및 배회 상황인식을 위해 입력 영상으로부터 ROI(region of interest)를 설정한다. 관제 하고자 하는 지역이 정적일 경우 입력 영상의 매 프레임마다 사람을 검출하기에는 비효율적이므로 차영상(frame difference image)을 통해 움직임의 변화가 발생했을 때 매 프레임마다 사람을 검출한다. 영상에서 사람을 검출하고 난 후 객체 추적 알고리즘을 적용하여 사람을 추적하고 앞서 설정한 ROI에 검출된 사람이 들어가게 될 경우 침입, 문턱치 시간이상 머무를 경우 배회의 경고를 알린다. 그림[3]에서 제안한 상황인식 시스템의 흐름도를 확인 할 수 있다.

3.2 침입 및 배회상황 인식

입력 영상에서 특정 ROI 설정을 통해 ROI의 바운딩 박스 위치 정보를 획득할 수 있으며, ROI 바운딩 박스의 위치는 시작 좌표(x, y), 가로(w)와 세로(h) 값으로 표현된다. 또한, 특정 객체를 검출하게 되면 YOLO 객체 검출기에 의해 바운딩 박스의 위치 정보를 획득할 수 있으며, 이때 바운딩 박스의 위치는 시작 좌표(x', y'), 가로(w')와 세로(h') 값으로 표현된다. 객체 추적기는 바운딩 박스 위치정보를 가지고 입력 영상에서 검출된 사람을 추적한다. 또한, 해당 위치정보가 ROI에 포함되는지에 대한 비교를 통해 침입 상황을 인식하고 ROI에 머무르는 시간을 계산하여 배회 상황을 인식한다. 아래의 수식에서 ROI 바운딩 박스를 R Box, 검출된 바운딩 박스를 D Box라 할 때, D Box가 R Box에 포함될 경우 (1)침입 상황으로 인식한다. 또한, t를 ROI에 머무르는 시간, T를 시간 문턱치라 할 때, 특정 영역에서 문턱치 이상 머무를 경우 (2)배

회 상황으로 인식한다.

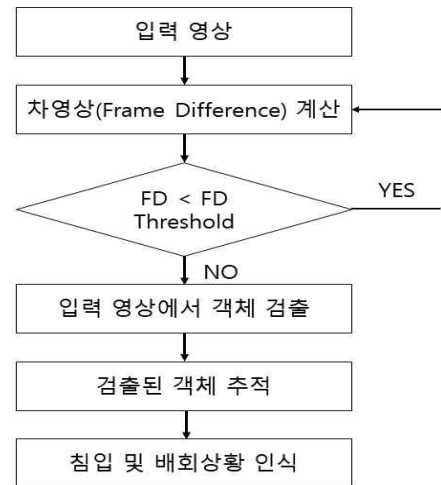


그림 3. 상황인식 flow chart

$$f(R\ Box, D\ Box) = \begin{cases} trespass & \text{if } D\ Box \subset R\ Box \\ nothing & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

$$f(R\ Box, (D\ Box, t)) = \begin{cases} loiter & \text{if } D\ Box \subset R\ Box, t \geq T \\ nothing & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

4. 구현

4.1 침입상황 인식 구현

침입 상황은 1명 또는 다수의 사람이 특정 영역에 들어오는 경우 침입으로 정의하고 침입 영역에 사람의 몸 전체가 진입한 시각부터 이벤트가 발생하여 침입 상황을 인식하고 검출한다. 그림[4]에서 ROI의 바운딩 박스 위치정보는 (x, y, w, h)이며 검출된 사람의 바운딩 박스 위치정보는 (x', y', w', h')이다. 입력 영상에서 검출된 사람의 영역이 ROI에 포함되지 않으면 경고를 알리지 않고, b에서 ROI에 포함될 경우 침입 상황이라 인식하고 경고를 알릴 수 있도록 구현하였다. 그림[4]의 (a)에서 검출된 사람이 ROI에 포함이 되어 있지 않으므로 침입 상황이라 인식하지 않고, (b)에서 ROI에 포함되어 있으므로 침입 상황이라 인식하는 것을 확인할 수 있다.

4.2 배회상황 인식 구현

배회 상황은 1명 또는 다수의 사람이 특정 영역에서 시간 문턱치 이상 머무르는 것을 배회로 정의하고 배회 영역에 사람의 몸 전체가 진입한 후 시간 문턱치를 경과한 시각부터 이벤트가 발생하여 배회 상황을 인식하고 검출한다. 배회 상황을 인식하기 위해 시간 문턱치 값을 5초로 설정하고 입력 영상에서 검출된 사람이 ROI에 포함되어 있을 경우 5초 미만일 경우에는 경고를 알리지 않고 5초 이상일 때 배회 상황이라 인식하고 경고를 알릴 수 있도록 구현하였다. 그림[5]의 (a)에서 ROI 영역에 검출된 사

람이 포함되어 있지만 배회 시간(loitering time)이 문턱치 값 미만이므로 배회 상황이라 인식하지 않고, (b)에서 배회 시간이 문턱치 값 이상이므로 배회 상황이라 인식하는 것을 확인할 수 있다.



(a) 침입영역 접근 전 (b) 침입영역 접근 후

그림4. 침입상황 인식 실험



(a) 5초 미만 배회



(b) 5초 이상 배회

그림5. 배회상황 인식 실험

5. 실험 결과

침입 및 배회 상황 인식 실험 결과를 통해 특정 상황을 인식하는 것을 확인할 수 있었다. 실험 영상뿐만 아니라 테스트 영상에서도 침입 및 배회 상황을 인식함을 확인하기 위해 최종 테스트를 진행하였다. 테스트 영상을 실험 영상과는 달리 실내 CCTV 영상을 사용하여 진행하였고 배회 상황을 인식하기 위한 시간 문턱치를 10초로 설정하였다. 그림[6]의 테스트 결과를 통해 실내, 실외에 관계없이 특정 상황을 인식하는 것을 볼 수 있다. 또한, 침입 상황의 경우 검출된 사람이 ROI에 들어가게 될 경우 빨간색 바운딩 박스로 바뀔으로써 경고를 알리는 것을 확인할 수 있었고 배회 상황의 경우 시간 문턱치 미만일 때는 경고를 알리지 않고 10초 이상일 때 경고를 알리는 것을 확인할 수 있었다.



(a) 침입영역 접근 전

(b) 침입영역 접근 후



(c) 시간 문턱치 미만

(d) 시간 문턱치 이상

그림6. 침입 및 배회 상황인식 결과

6. 결론 및 향후계획

본 논문에서는 딥러닝 기반 객체 분석 기법을 적용하여 방재, 방범을 위한 특정 상황을 인식하는 연구를 진행하였다. 침입 및 배회 상황을 정의하고 영상으로부터 사람을 검출한 후 객체 추적 알고리즘을 적용하여 해당 상황을 인식할 수 있다. 현재는 2가지 상황만 고려하여 구현하였지만 범죄를 예방할 수 있는 상황을 연구하면 지능형 CCTV의 성능을 좀 더 높일 수 있을 것으로 생각한다.

참고문헌

- [1] R. Girshick, "Fast r-cnn," *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, pp. 1440-1448, 2015
- [2] S Ren, "Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks," *Advances in neural information processing systems*, pp. 91-99, 2015
- [3] W. Liu, "SSD: Single ShotMultibox Detector," *Proceeding of EuropeanConference on Computer Vision*, pp. 21-37, 2016
- [4] J Redmon, "You only look once: Unified, real-time object detection," *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 779-788, 2016
- [5] J Redmon, "YOLO9000: better, faster, stronger," *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 7263-7291, 2017
- [6] J Redmon, "Yolov3: An incremental improvement," *arXiv preprint arXiv, 1804.02767*, 2018