

Disaster warning system using Convolutional Neural Network – Focused on intelligent CCTV

SeungHyeon Choi*, DoHyeon Kim*, HyungHeon Kim**, Yoon Kim*

Abstract

In this paper, we propose an intelligent CCTV technology which is applied to a recent attracted attention real-time object detection technology in a disaster alarm system. Natural disasters are rapidly increasing due to climate change (global warming). Various disaster alarm systems have been developed and operated to solve this problem. In this paper, we detect object through Neuron Network algorithm and test the difference from existing SVM classifier. Experimental results show that the proposed algorithm overcomes the limitations of existing object detection techniques and achieves higher detection performance by about 15%.

▶ Keyword: Disaster prevention system, Object detection, Deep-Learning, CNN, SVM

I. Introduction

4차 산업혁명의 시대에 우리는 비약적으로 발전한 과학기술로 극소형의 IoT부터 우주의 인공위성까지 다양한 정보 수집과 분석이 가능해졌음에도 태풍, 해일, 지진, 등 다양한 자연재난을 겪고 있다. 자연재난뿐만 아니라 화재, 폭발, 등의 인적재난, 그리고 교통, 통신, 금융, 등의 사회적 재난까지 우리는 다양한 재난·안전 분야의 위협에 노출되어 있다.

세계는 이러한 재난으로부터 국민의 생명과 재산을 지키기 위해 노력하고 있다. 이러한 문제들을 해결하기 위해 빅데이터(Big-Data), 인공지능(Artificial intelligence) 등 다양한 기술이 활용되고 있다.

특히 최근에는 인공지능의 한 분야인 영상분석(Video Analysis)을 이용한 컴퓨터비전(Computer Vision)이 주목받고 있다. 이러한 컴퓨터비전 기술에 폐쇄회로 카메라(CCTV)를 결

합한 지능형CCTV는 즉시성 이벤트를 판단하는 목적으로 도입되고 있으며, 연평균('12~'17) 10%이상 시장규모가 성장하는 등 매우 빠른 발전 속도를 보이고 있다.

이러한 트렌드에 따라 부산시는 2016년 지능형CCTV를 통한 테트라포드 침입 예·경보시스템을 개발하였다. 하지만 SVM(Support Vector Machine)을 활용한 기존시스템은 객체 침입탐지의 정확도가 매우 낮아 성능한계점에 달해 있는 상태이다.

그래서 본 논문에서는 컴퓨터 비전 분야에서 많은 성과를 보인 CNN(Convolutional Neural Network)을 활용한 예·경보시스템을 제시한다. 알고리즘은 머신러닝의 기술 중에서 주목받고 있는 딥러닝 모델인 You only look once version2 (YOLOv2)와 Sutherland Hodgman Polygon Clipping 알고리즘을 이용하여 객체의 탐지율을 높여 신뢰성을 높인다. 오브젝트를 특징지어 딥러닝 알고리즘의

-
- First Author: SeungHyeon Choi, Corresponding Author: Yoon Kim
 - *SeungHyeon Choi (thisishell@daum.net), Dept. of Computer and Communications Engineering, Kangwon National University.
 - *DoHyeon Kim (abc3698@kangwon.ac.kr), Dept. of Computer and Communications Engineering, Kangwon National University.
 - **HyungHeon Kim (josephkim@innodep.com), Senior Engineer, INNODEP INC
 - *Yoon Kim (yooni@kangwon.ac.kr), Dept. of Computer and Communications Engineering, Kangwon National University.
 - Received: 2019. 01. 08, Revised: 2019. 02. 08, Accepted: 2019. 02. 08.
 - This work was partly supported by Institute for Information & communications Technology Promotion(IITP) grant funded by the Korea government(MSIT) (2017-0-00250, Intelligent Defense Boundary Surveillance Technology Using Collaborative Reinforced Learning of Embedded Edge Camera and Image Analysis).
 - This study has been worked with the support of a research grant of Kangwon National University in 2017.

성능을 높이는 방법을 제시한다. 학습 데이터로 일반적인 사람 사진을 사용하기에 특정 지역에서 낮은 Recall 능력을 보일 수 있는데 이를 보완하기 위해 파인튜닝(Fine-Tuning)을 통한 전이학습(Transfer Learning)으로 탐지대상지의 영상을 추가학습 하여 낮은 Recall 능력을 보완한다. 탐지대상지의 Data-set은 SVM:10,000개, 딥러닝:10,000개로 총 2가지 타입이며, 현지 영상으로 제작되었다. 실험은 총 4가지 모델(기존시스템, Yolo v2 + coco dataset, Yolo v2 + custom dataset, proposal + custom dataset)로 시행되며 밤/낮/근거리/중거리/장거리 영상으로 검증하게 된다. 실험결과 기존시스템대비 15%, CNN 표준모델대비 4% 이상의 성능향상이 이루어졌다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 1장의 서론에 이어 2장에서는 현재까지 진행된 국내 재난 예·경보 시스템에 대한 분석과 관련 기술에 대하여 설명을 하고, 3장에서는 기존시스템의 영상분석 기술과 본 논문에서 제안하는 CNN 분석기술의 차이에 대해 살펴본다. 4장에서는 기존시스템과 제안하는 알고리즘과의 성능 비교를 통하여 객체탐지 능력의 효과성을 증명하며, 마지막으로 5장에서 결론을 도출한다.

II. Domestic disaster monitoring system

2.1 water play safety system

물놀이 안전 시스템은 매년 증가하는 피서객의 익사 및 수난사고와 그로 인한 사회적 손실을 막고자 안전한 물놀이 환경을 조성한다는 목적으로 개발된 시스템이다. 주요 기능은 지능형CCTV를 이용한 위험구역 접근 피서객 감시 및 긴급대응이다. 이를 구현하는 알고리즘은 다음과 같이 구성되었다. 1) CCTV로부터 영상을 입력받는다. 2) Region of Interest(ROI)를 설정하여 감지영역을 지정한다. 3) Gaussian Mixture Model(GMM)을 이용하여 입력 영상의 배경과 전경을 분리한다. 4) 차영상을 이용하여 객체의 수영경계선 침범 여부를 인식한다. 해양경찰청은 부산 해운대 해수욕장을 대상으로 그림1과 같은 시스템을 운영 중이다.

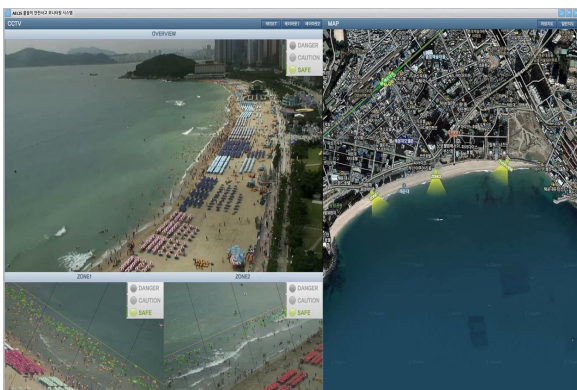


Fig. 1. water play safety system(Korea Coast Guard)

2.2 climber safety system

클라이머 감시 시스템은 매년 반복되는 인수봉 낙상사고로부터 등반인의 안전을 확보하고 조속한 대응을 하고자 개발된 시스템이다. 이 시스템은 접점 센서를 장착할 수 없는 환경상의 문제를 해결하기 위해 원거리 CCTV영상에 영상분석 기술을 적용하여 다수의 등반 인원을 전수 감지하며 이상행동 패턴에 따른 경보 메시지를 제공한다. 이를 구현한 알고리즘은 다음과 같다. 1) CCTV로부터 영상을 입력받는다. 2) 5x5 또는 10x10 Grid로 화면을 분할한다. 3) Grid마다 표준편차를 구한다. 4) 이전 프레임의 표준편차 값과 비교한다. 5) 비교 값이 임계 값을 초과하면 해당 Grid가 대상자로 수검된다. 6) SVM을 통하여 사람인지 아닌지를 구분하게 된다. 국립공원관리공단은 북한산 인수봉을 대상으로 그림2와 같은 시범시스템을 운영 중이다.

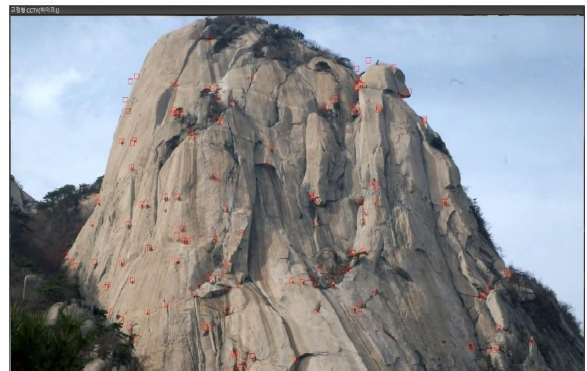


Fig. 2. climber safety system (National Disaster Management Research Institute)

2.3 tetrapod intrusion alarm system

테트라포드 시스템은 최첨단 정보통신기술(ICT)을 활용한 과학적·선제적인 재난대응을 구현하여 재난피해를 예방 및 경감을 목적으로 개발된 시스템이다. 본 논문의 배경이 되는 시스템으로 부산광역시 해안가에서 사용 중이다. 이 시스템은 기존의 지능형 영상감지 시스템과 유사한 구조로 이루어져 있다. 1) CCTV로부터 영상을 입력받는다. 2) ROI를 설정하여 감지영역을 지정한다. 3) GMM을 이용하여 배경과 전경을 분리한다. 4) HOG와 SVM을 이용하여 사람인 객체만 분류하여 침입 여부를 인식한다. 부산광역시는 관내 테트라포드 설치 지역을 대상으로 위 시스템을 운영중이다.

2.4 KISA Intelligent CCTV Certification System

한국인터넷진흥원(KISA)의 지능형CCTV 인증체계는 시스템이 아니다. 하지만 KISA의 인증체계를 통해 지능형CCTV 시스템의 기준이 마련되고 있다. 그 예로 ‘2018년 국방 과학화 경제사업’에서는 표1의 지능형CCTV 인증 규격을 획득한 알고리즘이 적용된 시스템만 사업에 참여할 수 있다. 이렇듯 앞으로 국가단위 재난 예·경보 시스템은 위 체계가 적용될 것이다. 본 논문에서 제안하는 알고리즘도 그림3과 같이 KISA의 평가방법론에 의한 기준으로 테스트 되었다.

Table 1. KISA Intelligent Authentication Evaluation Method and Criteria (Intrusion)

이벤트	정의	이벤트 시작시각	정상검출 시각	특이사항
침입	1명 또는 다수의 사람이 특정 영역을 침입	사람이 침입 영역에 사람의 몸 전체가 진입한 시각	침입 상황 발생 (이벤트 시작 시각) 이전 2초 이후 10초 이내	다수일 경우, 마지막 사람을 기준으로 함

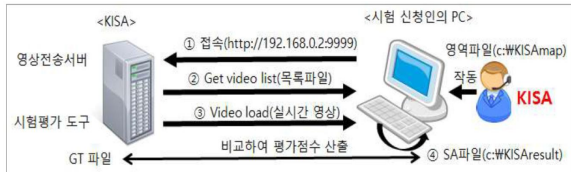


Fig. 3. KISA intelligent certification process

III. Implementation of object detection algorithm

3.1 Object detection using GMM, HOG, SVM

일반적인 객체인지 알고리즘의 프로세스는 영상이 들어오면 들어오는 영상을 이용해 배경을 생성하고 생성된 배경을 이용해 객체를 검출한다. 그 후 학습된 기계학습 모델을 이용해 객체를 분류하고 추적한다. 그림4는 일반적인 객체탐지 알고리즘의 순서도이다.

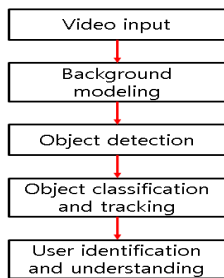


Fig. 4. Common Object Detection Algorithm Flowchart

본 논문에서 비교실험을 위해 사용될 Support Vector Model(SVM) 객체탐지 알고리즘은 다음과 같은 프로세스로 설계된다. 1) CCTV, 미디어서버, AVI파일로부터 영상을 수신한다. 2) 배경모델링을 위해 Gaussian Mixture Model(GMM)을 이용하여 배경을 생성하고 생성된 배경을 이용해 움직임이 있는 전경을 분리한다. 3) 후처리를 통해 전경에서 노이즈를 제거하고 객체를 추출한다. 4) 추출된 객체의 특징을 뽑기 위해 특징 기술자 중 하나인 Histogram of Oriented Gradient(HOG)를 통해 강인한 특징 벡터를 추출하여 예측 입력 그룹을 생성한다. 5) 비교 대상자는 SVM을 이용하여 객체의 사람 유무를 판단한다.

3.1.1 background modeling - GMM

지능형 영상감지 시스템은 환경변화에 많은 영향을 받는다. 그렇기 때문에 배경을 생성하여 이를 해결한다. GMM은 매 프레임의 각 픽셀마다 여러 개의 가우시안분포를 가지고 있고 그 분포를 확률밀도함수의 평균과 분산 값으로 모델링 한다[9].

$$p(x|X_TBG+FG) = \prod_{m=1}^M \Pi_m N(x, \vec{u}_m, \sigma_m^2 I). \quad (1)$$

식(1)은 어떠한 시점 T에서 하나의 픽셀의 가우시안 혼합 분포를 나타낸다. x 는 픽셀 하나의 값을, X_T 는 입력되는 영상, BG 는 배경의 가능성이 높은 픽셀, FG 는 전경 영상 가능성이 높은 픽셀을 나타낸다. M 은 픽셀 하나가 갖는 가우시안 분포의 개수를, Π_m 은 m 번째 가우시안 분포의 가중치 값을, $N(x, \vec{u}_m, \sigma_m^2 I)$ 은 평균 \vec{u}_m 과 분산 σ_m^2 을 가지는 정규분포 값을 의미한다.

3.1.2 feature extraction - HOG

전경으로 나온 객체가 사람인지를 판단하기 위해 HOG를 이용하여 특징점을 추출하고 이를 예측 입력데이터로 사용한다. HOG는 셀과 블록으로 구성되어 있으며 영상을 블록과 셀을 통해 구분한다. 그림5와 같이 셀 안에서 각 픽셀들의 기울기를 계산하고 이에 관한 히스토그램을 생성한다. 한 블록 내의 모든 셀에 대한 히스토그램을 나열하여 특징벡터를 생성한다. HOG는 영상의 예지성분을 이용하여 특징을 생성하기 때문에 객체의 윤곽선으로 객체를 식별할 수 있으며 조명에 강인하다는 특징이 있다[7,8,9].

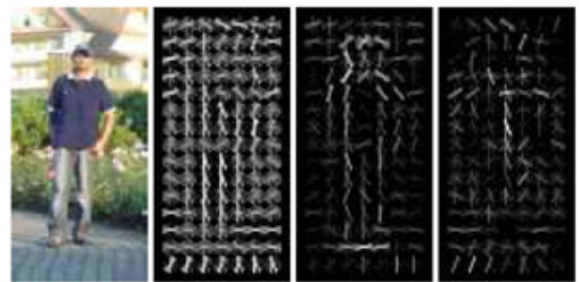


Fig. 5. HOG Algorithm

3.1.3 object classification - SVM

SVM은 이진분류기로 높은 수준의 정확도로 다양한 분야에 사용되고 있다. SVM은 Support vector간의 최대 마진을 가지는 초평면을 찾는 것을 목표로 하며 이를 통해 객체를 분류한다. 이는 다음과 같은 식으로 구현된다.

$$d(x) = w^T x + b = 0. \quad (2)$$

식(2)의 $d(x)$ 는 특징 공간 전체를 두 영역으로 분리하며 한 쪽의 지역에 속하는 점 x 는 $d(x) > 0$ 이고 다른 지역에 있는 점 x

는 $d(x) < 0$ 이다. 하나의 초평면을 표현하는 식은 여러 가지가 있는데 식(2)에 0이 아닌 임의의 상수 값 C 를 곱하여도 같은 초평면을 나타내게 된다. w 는 초평면의 법선 벡터로서 초평면의 방향을 나타내고 b 는 위치를 나타낸다. 임의의 점 x 에서 초평면까지의 거리는 식(3)과 같다.

$$h = \frac{|d(x)|}{\|w\|} \quad (3)$$

HOG를 사용하여 특징점을 추출한 예측 입력 그룹을 이용하여 SVM을 학습시키고 학습된 SVM은 지정된 영역 안에서 현재 객체가 사람인지를 판단하게 된다.

3.2 Object detection using YOLO and Sutherland-Hodgman Polygon Clipping

그림6은 본 논문에서 제안하는 알고리즘이다. KISA의 지능형 CCTV 인증평가 절차에 딥-러닝 객체검출 알고리즘 요소를 추가하여 개량한 것이다. 본 논문의 알고리즘의 프로세스는 아래와 같다.

- 1) CCTV, 미디어서버, AVI파일로부터 영상을 수신한다
- 2) 수신된 영상에 Neuron Network 객체검출 알고리즘인 You only look once version2(YOLOv2)를 적용하여 객체(사람)를 검출한다
- 3) 검출된 객체가 탐지영역(MAP)에 들어오게 되면 이벤트가 발생된다
- 4) 이벤트는 시스템경보(SystemAlarm)로 출력된다.[9]

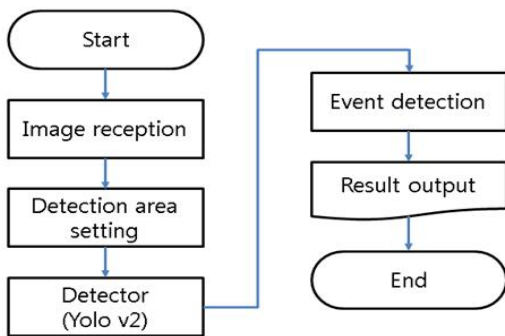


Fig. 6. Proposal Algorithm Flowchart

객체검출에 사용되는 YOLO v2는 딥-러닝 방법 중 Object Detection에 강점을 지닌 알고리즘이다. YOLOv2는 Darknet 이라는 고유의 네트워크를 사용한다. YOLO v2는 v1에 비해 많은 부분이 바뀌었는데 큰 특징으로는 Network improvement, High resolution classifier, Convolutional with anchor boxes을 들 수 있다. 표2는 Darknet의 구조를 보이고 있다.

Table 2. Darknet 19

Type	Filters	Size/Stride	Output
Convolutional	32	3 × 3	224 × 224
Maxpool		2 × 2/2	112 × 112
Convolutional	64	3 × 3	112 × 112
Maxpool		2 × 2/2	56 × 56
Convolutional	128	3 × 3	56 × 56
Convolutional	64	1 × 1	56 × 56
Convolutional	128	3 × 3	56 × 56
Maxpool		2 × 2/2	28 × 28
Convolutional	256	3 × 3	28 × 28
Convolutional	128	1 × 1	28 × 28
Convolutional	256	3 × 3	28 × 28
Maxpool		2 × 2/2	14 × 14
Convolutional	512	3 × 3	14 × 14
Convolutional	256	1 × 1	14 × 14
Convolutional	512	3 × 3	14 × 14
Convolutional	256	1 × 1	14 × 14
Convolutional	512	3 × 3	14 × 14
Maxpool		2 × 2/2	7 × 7
Convolutional	1024	3 × 3	7 × 7
Convolutional	512	1 × 1	7 × 7
Convolutional	1024	3 × 3	7 × 7
Convolutional	512	1 × 1	7 × 7
Convolutional	1024	3 × 3	7 × 7
Convolutional	1000	1 × 1	7 × 7
Avgpool		Global	1000
Softmax			

3.2.1 Network improvement

Darknet 19 네트워크는 YOLO에 사용되는 CNN (Convolutional Neuron Network) 모델이다. 네트워크의 구성은 version 1과 다르게 Fully Connected Network를 사용하지 않고 Fully convolutional network라는 형태로 객체 디텍션을 학습한다. 이로 인해 version 1과 달리 version 2는 3x3x1024 convolutional 레이어를 마지막 특징맵에 추가하고 그 뒤 1x1 convolutional 레이어를 이용해 학습하는 형태로 변화하였다.

본 논문에서 제안하는 알고리즘은 YOLO v2 알고리즘을 커스터마이징하여 최적의 mAP값을 구하는 네트워크를 제안한다. 다크넷 19의 feature extraction 파트 이후 가장 마지막 네트워크인 detector 레이어를 수정한다. 기존의 13x13x125(voc 기준) channel을 하나의 오브젝트만 지원하는 13x13x30으로 커스터마이징 하여 적용한다.

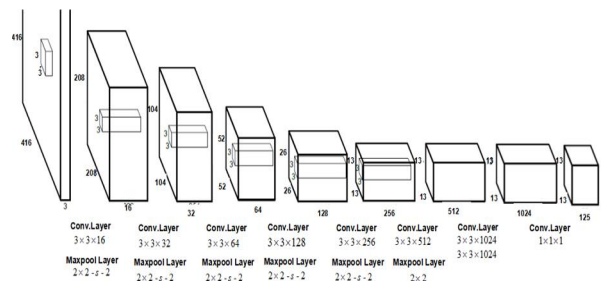


Fig. 7. YOLO v2 Network

3.2.2 High Resolution Classifier

YOLO v2은 224x224 사이즈의 데이터를 448x448 사이즈로 변환한 인풋 데이터로 학습을 진행한다. 448x448 고정 파인 트레이닝(Fine Training) 방식으로 약 4%의 성능향상을 이루었다. 또한, YOLO v2은 고정된 크기의 Fully connected

network가 사라져 멀티 스케일 트레이닝이 가능해졌다. 멀티 스케일 트레이닝은 320부터 608까지 랜덤하게 이미지를 리사이징 한 뒤 학습하는 방법을 말한다. 이를 통해 아래의 표3과 같은 성능향상이 이루어졌다.

Table 3. Detection frameworks on PASCAL VOC 2007

Detection Frameworks	Train	mAP	FPS
Fast R-CNN [5]	2007+2012	70.0	0.5
Faster R-CNN VGG-16 [15]	2007+2012	73.2	7
Faster R-CNN ResNet [6]	2007+2012	76.4	5
YOLO [14]	2007+2012	63.4	45
SSD300 [11]	2007+2012	74.3	46
SSD500 [11]	2007+2012	76.8	19
YOLOv2 288 × 288	2007+2012	69.0	91
YOLOv2 352 × 352	2007+2012	73.7	81
YOLOv2 416 × 416	2007+2012	76.8	67
YOLOv2 480 × 480	2007+2012	77.8	59
YOLOv2 544 × 544	2007+2012	78.6	40

3.2.3 Convolutional With Anchor Boxes

YOLO는 v2부터 앵커박스 개념을 도입하였다. 앵커박스는 Faster R-CNN에서 나온 개념으로 슬라이딩 윈도우에서 오브젝트 후보군을 추출할 때 사용되는 개념이다. v1과 달리 v2는 Fully Connected Layer 없이 모두 Convolution Layer로 전환하여 앵커박스를 사용한다.

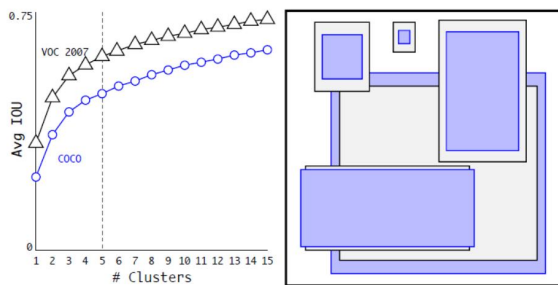


Fig. 8. Clustering box dimensions on VOC and COCO

Faster R-CNN은 9개의 앵커박스를 사용하지만 YOLO v2는 VOC2007와 COCO Dataset의 바운드박스를 K-means Clustering을 통해 최적화한 5개 앵커박스를 사용한다. 그림7은 YOLO2에서 앵커박스를 Clustering한 결과를 보여준다.

Clustering을 통해 YOLO v2는 Faster R-CNN보다 네트워크의 학습이 더 빠르게 수렴된다. YOLO v2는 모든 앵커박스에 대해 오브젝트를 유추하고 그것을 분류기로 분류한다. 앵커박스로서 인하여 성능은 더 느려졌지만 YOLO v1의 문제점인 Recall 능력이 개선되었다.

YOLO는 현재 v3까지 공개된 알고리즘이며 이번 실험에서는 가장 많이 사용되는 YOLO v2를 기준으로 실험하게 된다. 본 논문에서는 20만개 이상의 영상과 80개의 클래스가 있는 COCO dataset과 탐지대상지의 영상을 통해 만들어진 Custom dataset을 학습 데이터로 이용했다.

본 논문의 이벤트정보 발생 조건은 다음과 같다. 사람이 탐지 영역에 몸 전체가 들어오는 시점을 기준으로 이벤트가 시작된

다. 탐지영역은 가변적인 도형의 형태이다. 디텍터로 검출된 객체가 해당 영역에 100% 들어가는 시점을 알아내기 위하여 Sutherland Hodgman Polygon Clipping 알고리즘을 이용한다.

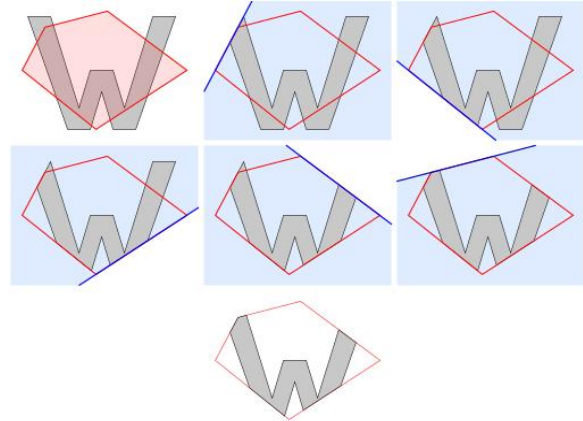


Fig. 9. Sutherland Hodgman Polygon Clipping

그림8은 Sutherland Hodgman Polygon Clipping을 통해 설정된 클립핑폴리곤 영역이 Edge를 기준으로 클립되는 과정을 보여준다. 본 논문에서 제시하는 알고리즘은 입력영상에서 검지영역을 지정하여 객체가 얼마나 폴리곤 영역에 침입했는지를 판단한다. 최종 시스템경보 판단 식은 아래와 같다.

$$I(H, M) = H \cap M, \tag{4}$$

$$R = A(I(H, M)) / A(H),$$

$$Event = \begin{cases} True, & R \ge 1.0 \\ False, & otherwise \end{cases}$$

H는 디텍터를 통하여 감지된 객체의 사각형을 의미하고, M은 MAP 좌표로부터 설정된 감지영역을 의미하며 I(H,M)은 H와 M의 교집합 값을 의미한다. A는 도형의 면적을 계산하는 함수이고, R은 H의 면적과 I(H,M)의 면적 비율을 계산하는 식이다. R의 비율을 통해 객체가 탐지영역에 침입했는지를 판단하게 된다. Event는 이벤트 발생을 나타내는 Flag이다. R의 비율이 100% 이상이면 이벤트가 발생하고 그렇지 않다면 이벤트가 발생하지 않는다.

IV. Object detection effectiveness verification

본 실험은 기존시스템, YOLO+ coco, YOLO+ coco+ dataset, Proposal 4가지의 알고리즘을 이용하였고 2가지의 방법을 통해 객체의 탐지능력과 효과성을 검증한다.

Table 4. Test Dataset

	Legacy System	YOLO V2 CoCo ver	YOLO v2 + Data	Proposal
Algorithm	SVM	YOLO v2	YOLO v2	CUSTOM YOLO v2
Dataset	10,000ea	COCO Dataset	COCO Dataset + CUSTOM Dataset (10,000ea)	COCO Dataset + CUSTOM Dataset (10,000ea)

표4와 같이 네 가지 알고리즘 중 첫 번째인 기존시스템(SVM)은 10,000개의 데이터로 학습시켰으며 두 번째 방법인 YOLO+coco는 YOLOv2에 COCO dataset을 학습시켰고 세 번째인 YOLO+coco+dataset은 YOLO v2에 Custom dataset으로 Fine Tuning 하였다. Proposal은 Custom YOLO v2에 Custom dataset으로 학습하였다.

실험방법 중 첫 번째 방법은 KISA의 이벤트 처리기준에 의해 만들어진 이벤트 값의 분석하며, 두 번째 방법은 영상별 Ground Truth(이하 GT)을 만든 뒤 알고리즘마다 검지된 탐지 영역의 결과물과 비교하여 GT대비 검출율을 분석한다. 동시에 오브젝트의 ID와 X,Y,W,H를 추출하여 GT와 추론데이터간의 Intersection of Union (IoU)을 계산하여 정합률을 분석한다.

실험환경은 표5와 같으며 실험영상의 선정기준은 표6과 같다.

Table 5. Test environment

CPU	Intel(R) Core i7 7700 @4.2GHz
RAM	64G DDR4
SSD	240GB (SATA SSD)
VGA	Nvidia Geforce GTX 1080ti x 2way
CUDA	Nvidia CUDA v9.0 Full PKG
OS	Windows10 Pro x64

Table 6. Test Video

No	Time	object distance	classification	resolution
AVL_1	day	short	Color	FHD
AVL_2	day	middle	Color	FHD
AVL_3	day	long	Color	FHD
AVL_4	night	short	Thermal	VGA
AVL_5	night	middle	Thermal	VGA
AVL_6	night	long	Thermal	VGA

* FHD : 1920x1080, VGA : 640x480

Table 7. Test Level-1 (KISA Event)

(unit:Frame)

No	Referen ce frame	Event frame location			
		SVM	YOLO +COCO	YOLO +Custom	Proposal +Custom
AVL_1	776	151	0	778	776
AVL_2	135	141	916	131	138
AVL_3	1790	334	0	1798	1794
AVL_4	696	689	976	698	700
AVL_5	1080	1044	0	1249	1085
AVL_6	663	670	0	663	666

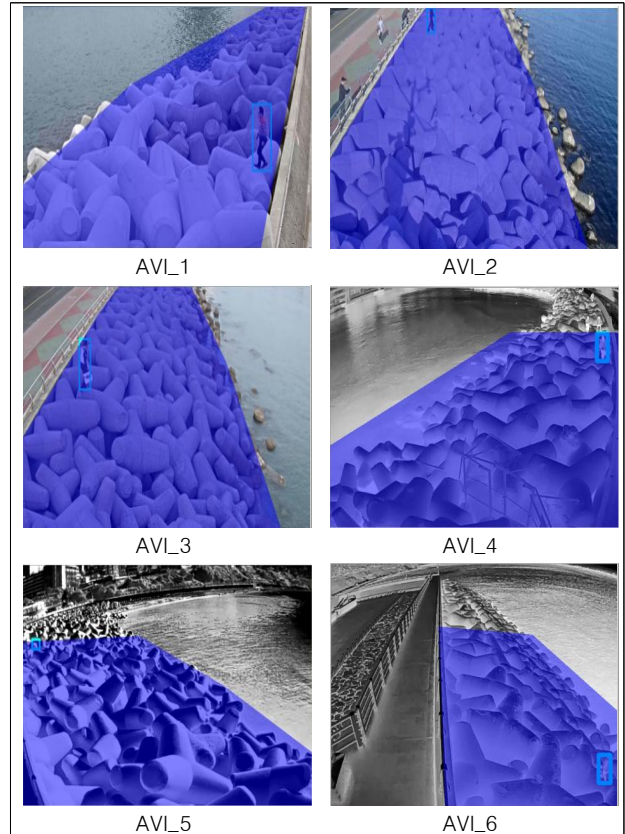


Fig. 10. Test Level-1 results (KISA Event)

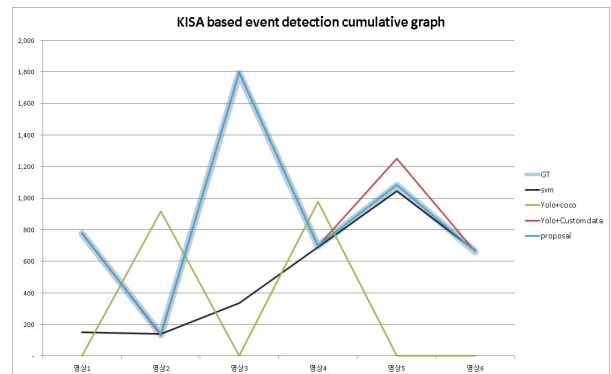


Fig. 11. First event detection cumulative graph

Table 8. Test Level-2 (GT Event)

(unit:Frame)

No	GT Frame	Detection frame amount			
		SVM	YOLO +COCO	YOLO +Custom	Proposal
AVL_1	1692	588	0	1691	1684
AVL_2	3440	2647	234	4708	3433
AVL_3	841	730	0	733	699
AVL_4	2094	1784	0	2191	1998
AVL_5	1859	826	0	1141	1540
AVL_6	482	319	0	519	477

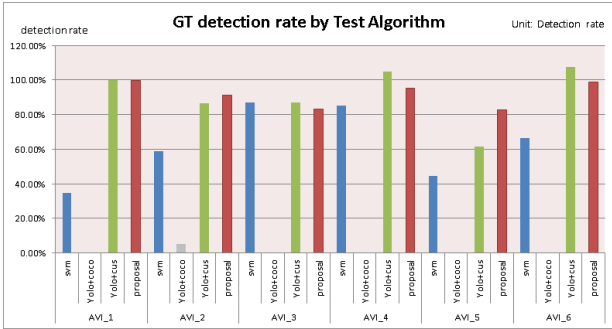


Fig. 12. GT detection rate (all test algorithm)

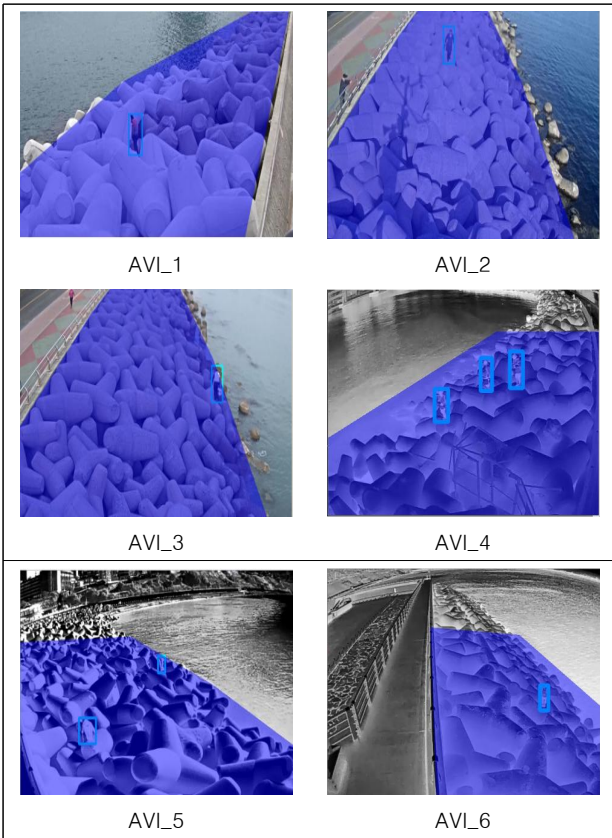


Fig. 13. Test Level-2 results (GT)

Table 9. Test Level-3 (IoU)

(unit:matching ratio)

No	Detection matching ratio			
	SVM	YOLO +COCO	YOLO +Custom	Proposal
AVL1	31%	0%	63%	66%
AVL2	42%	38%	54%	61%
AVL3	61%	0%	71%	72%
AVL4	56%	0%	64%	67%
AVL5	57%	0%	52%	63%
AVL6	59%	0%	64%	65%

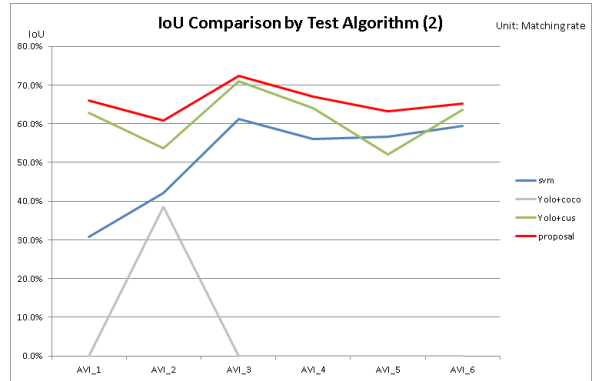
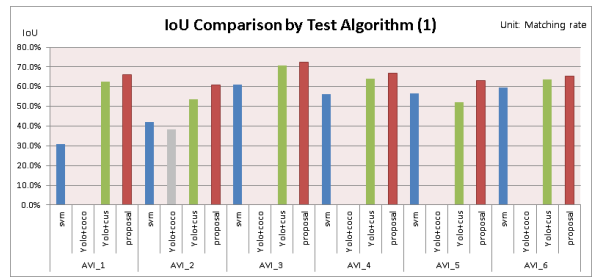


Fig. 14. IoU Comparison by Test Algorithm 1, 2

IV. Conclusions

5.1 test result

첫 번째 실험은 실제 이벤트가 발생하는 시점을 알아보기 위한 실험이다. 실험결과와 표7과 같으며 실험영상은 그림9와 같다. 실험결과를 통해 즉시성이 생명한 디텍터 알고리즘의 이벤트처리 시작 시간을 알아볼 수 있었다. 또한 COCO-Dataset으로 학습된 알고리즘의 추론정확도는 딥-러닝의 여부를 떠나 그 정확도가 현장의 데이터로 학습된 알고리즘보다 매우 낮다는 것을 알 수 있었으며 그림11과 같이 제안하는 알고리즘의 정확도가 가장 높은 것을 확인할 수 있다.

두 번째 실험은 알고리즘의 신뢰도를 도출하기 실험이다. 본 논문에서는 신뢰도를 도출하기 위해 Ground Truth(GT)와 알고리즘별로 생성된 데이터간의 검출율을 분석한 뒤 GT와 추론 데이터간의 Intersection of Union (IoU)을 계산하였다. 실험결과 GT대비 알고리즘별 검지데이터 간의 검지율은 표8과 같았으며, IoU의 비교값은 표9과 같았다. 그림12는 알고리즘별 검출율을, 그림13은 실험 영상, 그림14는 실험 영상들의 평균 IoU를 보이고 있다. 두 번째 실험 또한 신뢰도의 수준이 제안한 알고리즘이 더 우수하다는 것이 확인되었다.

5.2 conclusion

위 실험을 통해 우리는 재난 예경보 시스템의 한 요소인 지능형 CCTV의 정확도와 신뢰도를 높일 수 있는 기술로 제안된 딥-러닝 알고리즘이 적합하다는 결론을 얻을 수 있었다. 실험결과 제안하는

딥-러닝 알고리즘이 기존의 알고리즘보다 높은 정확도를 보장하는 것은 맞지만 아무리 성능이 좋은 알고리즘도 명확한 데이터(또는 현장의 데이터) 없이는 높은 신뢰성을 얻을 수 없다는 것도 실험을 통해 확인하였다. 추후 연구에서는 다양한 데이터를 분류하고 저장 및 공유하는 연구를 진행할 예정이다.

REFERENCES

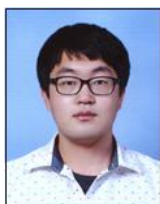
- [1] Tetra port goes 'Access control', <http://www.knn.co.kr/163726>.
- [2] Park Young Jin, Cho Myeong Heum, Lee Jun Woo, "Development of automatic water level detection alarm system using intelligent CCTV," Korean Society Of Hazard Mitigation Academic Publications, pp. 66-66, 2013.
- [3] JungSub Oh, DoHyeon Kim, Yoon Kim, "Loitering and Intrusion Detection Algorithms using Neuron Network," Korean Institute of Information Scientists and Engineers Academic Publications, Vol 2017.12, pp. 2142-2144, 2017.
- [4] J. Redmon and A. Farhadi, "YOLO9000: Better, Faster, Stronger," Computer Vision and Pattern Recognition, arXiv:1612.08242, Dec. 2016.
- [5] C. Burges, "A tutorial on support vector machines for pattern recognition. Knowledge Discovery and Data Mining," Vol. 2, Issue 2, pp.121-167, 1998.
- [6] Rappaport. A, "An efficient algorithm for line and polygon clipping," The Visual Computer, Vol. 7, pp. 19-28, Jan. 1991.
- [7] Sehyuck Wi, Donghyun Kim, Jingchun Piao, Hyunchul Shin, "Night-time Pedestrian Detection Techniques by Using HoG," Korean Institute of Information Scientists and Engineers Academic Publications, Vol. 2014.6, pp. 1797-1799, 2014
- [8] N. Dalaland B. Trigg, "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection," IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol. 1, pp.886-893, 2005.
- [9] YuJung Choi, Yoon Kim, "Object Detecting and Tracking Algorithm In The Environment of Complex Beach," Korean Institute of Information Scientists and Engineers Academic Publications, Vol. 2016, No. 12, pp. 1123-1125, Dec. 2016.
- [10] Korea Internet&Security Agency, "Intelligent CCTV Solution Performance Test and Certification Guide," pp. 30, Jan. 2018.
- [11] Dasol Hong, Yoon Kim, "Efficient Swimmer Detection Algorithm using CNN-based SVM," Journal of The Korea Society of Computer and Information, Vol. 22 No. 12, pp. 79-85, Dec. 2017.
- [12] Jong-Hak Lee, Koo-Rack Park, Dong-Hyun Kim, Yun-Yeol Lee, "Intelligent Monitoring Systems for CCTV for Crime Prevention," The Korea Society of Computer and Information Academic Publications, Vol. 24(2), pp. 105-106, Jun. 2016.
- [13] Seung-Hwan Bang, Hyun-Bo Cho, "Learning Method for Real-time Crime Prediction Model Utilizing CCTV," Journal of The Korea Society of Computer and Information, Vol. 21 No. 5, pp. 91-98, May. 2016.
- [14] Korea Defense Industry Association, "Defense Technology," Vol. 468, pp. 17-18, Feb. 2018.
- [15] Taewoo Kim, Doyoung Kim, Hyungheon Kim, Pyunggang Kim, "The Design of Intelligent CCTV Video Analytics System utilizing Appearance and Disappearance Points of Objects for False Alarm Mitigation," The Korean Institute of Information Scientists and Engineers Academic Publications, Vol. 2015.06, pp. 769-771, Jun. 2015.

Authors



SeungHyeon Choi received a B.S. degree in 2004. He is an M.S degree in Department of Computer and Communications Engineering from Kangwon National University, Korea, in 2019. His research interests are in the areas of Cloud

Computing, and computer vision.



DoHyun Kim received a B.S. degree and an M.S. degree in 2016. He is now a Ph.D. candidate in Department of Computer and Communications Engineering at Kangwon National University. His research interests are in the areas of machine learning, and

computer vision.



HyungHeon Kim received the B.S., M.S degrees in Multimedia and Computer Network from Kyungwon University, in 2008 and 2010. Since 2018, he is under a doctorate Convergence Security in Korea University from 2018. Mr. Kim joined

department of R&D team in INNODEP Inc, in 2012. He is Currently Team Manager of Strategic Business Team and interested in Smart City Security and Public Safety.



Yoon Kim received a B.S. degree in 1993, an M.S. degree in 1995, and a Ph.D. degree in 2003, in electronic engineering with the Department of Electronic Engineering from Korea University In 2004, he joined the Department of Computer and

Communications Engineering, Kangwon National University, where he is currently a professor. From 1995 to 1999, he was with the LG-Philips LCD Co., where he was involved in research and development on digital image equipment. His research interests are in the areas of machine learning, multimedia communications, and computer vision.