

신경망 기반의 유기된 물체 인식 방법

The Method of Abandoned Object Recognition based on Neural Networks

류 동 균*, 이 재 흥*

Dong-Gyun Ryu*, Jae-Heung Lee*

Abstract

This paper proposes a method of recognition abandoned objects using convolutional neural networks. The method first detects an area for an abandoned object in image and, if there is a detected area, applies convolutional neural networks to that area to recognize which object is represented. Experiments were conducted through an application system that detects illegal trash dumping. The experiments result showed the area of abandoned object was detected efficiently. The detected areas enter the input of convolutional neural networks and are classified into whether it is a trash or not. To do this, I trained convolutional neural networks with my own trash dataset and open database. As a training result, I achieved high accuracy for the test set not included in the training set.

요 약

본 논문에서는 합성곱 신경망을 이용한 유기된 물체 인식 방법을 제안한다. 유기된 물체 인식 방법은 영상 내에서 유기 물체에 대한 영역을 먼저 검출하며 검출된 영역이 있을 경우 해당 영역에 합성곱 신경망을 적용하여 어떤 물체를 나타내는지 인식하는 과정을 거친다. 실험은 쓰레기 무단투기를 검출하는 응용 시스템을 통해 진행되었다. 실험 결과, 유기 물체에 대한 영역을 효율적으로 검출하는 것을 볼 수 있었다. 검출된 영역은 합성곱 신경망으로 들어가 쓰레기인지 아닌지 분류되는 과정을 거쳤다. 이를 위해 자체적으로 수집한 쓰레기 데이터와 오픈 데이터베이스로 합성곱 신경망을 학습시켰다. 학습 결과, 학습에 포함되지 않은 테스트셋에 대해 약 97%의 정확도를 달성하였다.

Key words : deep learning, convolutional neural networks, difference image, abandoned object recognition, background estimation

* Dept. of Electronics Engineering, Hanbat National University

★ Corresponding author

Email : jhlee@hanbat.ac.kr, Tel : +82-42-821-1420

※ Acknowledgment

This research was supported by The Leading Human Resource Training Program of Regional Neo industry through the National Research Foundation of Korea (NRF) funded by the Ministry of Science, ICT and future Planning (No. 2016H1D5A1911149).

Manuscript received Dec. 7, 2018; revised Dec. 17, 2018; accepted Dec. 18, 2018

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. 서론

최근 딥러닝 기술이 급격하게 발전하면서 다양한 분야에 인공지능 시스템이 적용되고 있다. 영상처리 분야에서는 얼굴 인식, 보행자 검출과 같은 응용 기술의 성능이 올라감에 따라 지능형 보안 감시 시스템의 활용이 많아지고 있다. 하지만 CCTV 관제 센터 등의 대부분의 감시 시스템은 여전히 관제 요원이 실시간으로 영상을 감시하는 형태를 보이고 있다. 이는 감시 시스템에 인공지능 기술이 적용이 되고는 있지만 아직은 부족하며 관련 연구가 적극적으로 이루어져야 한다는 사실을 보여준다. 특히 쓰레기 무단투기 문제의 경우 사회 환경에 미

치는 영향이 크지만 감시 방법에 대한 연구가 광범위하게 이루어지지 않고 있다. 본 논문에서는 쓰레기 무단투기 감시 문제를 해결하기 위해 합성곱 신경망을 이용한 유기된 물체 인식 방법을 제안한다. 또한 제안하는 방법을 적용한 쓰레기 무단투기 검출기를 소개한다.

본 논문의 2장에서는 유기된 물체 인식 방법과 쓰레기 투기 검출 방법에 대한 기존의 연구를 소개한다. 3장에서는 유기 물체를 인식하는 방법을 자세하게 설명한다. 4장에서는 실험 방법 및 결과를 설명한다. 5장은 결론으로 끝마친다.

II. 기존 연구

본 장에서는 유기된 물체를 검출 및 인식하는 방법과 쓰레기 투기를 검출하는 방법에 대한 기존의 연구를 소개한다. 또한 기존의 연구와 비교하여 본 논문에서 제안하는 방법이 갖는 차별점을 제시한다.

1. 유기 물체 검출 및 인식에 대한 기존 연구

기존의 연구는 대부분 유기 물체 검출 성능에 초점이 맞춰져 있었으며 [1-5], 인식까지 시도하는 전체적인 방법론에 대한 연구는 많지 않았다 [6, 7]. [6]은 배경 업데이트 주기가 긴 모델과 짧은 모델을 사용하여 유기된 물체를 검출하였으며 합성곱 신경망을 통해 해당 물체를 인식하였다. 하지만 학습 데이터를 매우 단순하게 구성하여 실제 응용시스템에 적용하기에는 무리가 있었다. [7]은 sViBe 배경 모델링 기법을 통해 유기된 물체를 검출하고 합성곱 신경망의 객체 검출 기술인 Single Shot Detector [8]을 이용하여 물체를 인식하였다. 하지만 영상 전체를 입력으로 주어야 하기 때문에 GPU가 없는 환경에서는 실시간 연산이 어렵다는 단점이 있다.

이 외로 유기 물체 검출 과정 중 발생하는 폐색 문제, 유기된 물체를 다시 회수하는 경우 발생하는 문제, 유기 물체 검출한 이후 해당 영역을 처리하는 방법 등 예외적인 상황에 대한 해결 방법을 구체적으로 제시한 연구는 거의 찾아볼 수 없었다.

본 논문에서 제안하는 방법은 유기된 물체의 영역을 검출하고 합성곱 신경망을 적용하여 해당 영역이 어떤 물체를 나타내는지 인식까지 수행한다. 이때 인식은 영상 전체가 아닌 유기 물체로 추정된

영역에 대해서만 합성곱 신경망 연산을 하기 때문에 CPU 환경에서도 실시간 연산이 가능하다. 또한 물체의 영역을 추정하는 도중 다른 물체에 의해 해당 물체가 일시적으로 폐색되는 경우에도 기존 정보를 유지한 채 추정이 가능하다. 이렇게 검출된 유기 물체의 영역은 배경으로 즉시 적응되어 더 이상 검출되지 않는다.

2. 쓰레기 투기 검출에 대한 기존 연구

영상을 통해 쓰레기 투기를 검출하는 연구는 거의 찾아볼 수 없었다. [9]는 영상 전체를 합성곱 신경망에 넣어서 ‘깨끗한 장소’ 외 10 종류의 쓰레기로 분류하였다. 하지만 영상 내에서 쓰레기의 영역을 추정하는 과정이 없었다. 또한 전체 학습 데이터가 매우 적었기 때문에 성능에 대한 결과가 좋지 않았다. [10]은 쓰레기에 대한 인식을 시도하였지만 [9]와 마찬가지로 영상 내에서 쓰레기의 영역을 추정하는 과정이 없었다. 또한 학습 데이터의 개수가 매우 적었고 쓰레기봉투와 같은 일반적인 쓰레기가 포함되지 않아 실제 응용에는 무리가 있었다.

본 논문에서는 제안하는 유기 물체 인식 방법을 적용한 쓰레기 투기 검출기를 소개한다. 배경 추정을 통한 차 영상을 이용하기 때문에 변화하는 배경에 대해 실시간으로 적응이 가능하며, 방대한 데이터를 기반으로 신경망을 학습시키기 때문에 실제 응용시스템으로 적용이 가능하다.

III. 제안하는 유기 물체 인식 방법

1. 전체 시스템 구성

본 논문에서 제안하는 유기 물체 인식 방법은 영상 내에서 유기된 물체의 영역을 추정하고 추정된 영역에 대해 합성곱 신경망을 적용하여 물체를 인식한다. 제안하는 유기 물체 인식 방법에 대한 구성도를 그림 1에 나타내었다. 본 장에서는 구성도

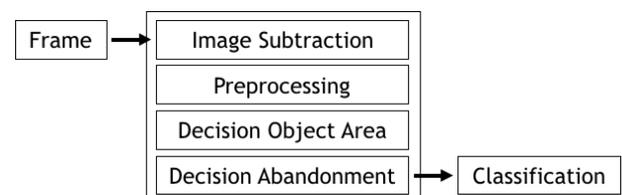


Fig. 1. The diagram for proposed method.

그림 1. 제안하는 방법에 대한 구성도

의 각 항목에 대한 내용을 설명한다.

가. 배경 추정을 통한 차 영상 획득

카메라로부터 영상이 들어오면 배경과의 뺄셈을 통해 차 영상을 획득한다. 이때 기준이 되는 배경이 있어야 하며 입력 영상이 들어오기 전에 정의가 되어야 한다. 하지만 미리 정의되어 있어도 외부 환경에 의해 배경은 계속 바뀌게 된다. 이에 따라 배경을 새로운 환경에 계속적으로 적응시키기 위해 $\Sigma-\Delta$ 배경 추정 알고리즘 [11]의 일부를 사용한다. 배경 추정 알고리즘을 표 1에 나타내었다.

Table 1. The algorithm of Background estimation.

표 1. 배경 추정 알고리즘

```
#1 : update  $\Delta_t$ 
for each pixel x:
     $\Delta_t = |M_t(x) - I_t(x)|$ 

#2 : update  $M_t$ 
for each pixel x:
     $M_t(x) = M_{t-1}(x) + \text{sign}(I_t(x) - M_{t-1}(x)) * \text{update\_rate}$ 
```

I_t 는 입력 영상, M_t 는 추정된 배경 영상이다. Δ_t 는 현재까지 추정된 배경 영상과 입력 영상의 차이이다. update_rate 값은 배경 영상을 입력 영상에 대해 얼마나 적응시킬지를 결정하며 본 논문에서는 0.1을 사용한다.

나. 물체 영역 추정을 위한 전처리 과정

획득한 차 영상은 잡음이 많고 변화된 영역이 뚜렷하지 않기 때문에 전처리가 필요하다. 전처리로는 중간값 필터, 모폴로지 처리, 이진화 과정을 거친다. 중간값 필터는 임펄스성 잡음을 제거한다. 모폴로지 처리는 침식 연산을 통해 작은 잡음들을 먼저 제거한 후 팽창 연산을 통해 침식 연산에 의해 작아진 물체의 크기를 다시 키운다. 중간값 필터, 모폴로지 처리를 거친 차 영상은 이진화를 통해 더욱 뚜렷해지게 된다.

다. 물체 영역 추정

전처리 과정을 거친 영상은 잡음이 제거되어 물체 영역 추정이 가능하다. 물체 영역 추정을 위한

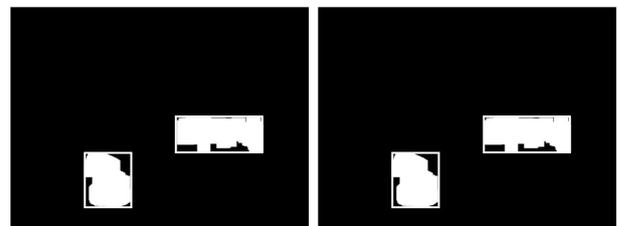
알고리즘으로 Suzuki85 [12]를 사용한다. Suzuki-85는 이진화된 영상으로부터 물체의 외곽선을 추출하며 물체가 여러 개 있을 경우 인접성에 따라 물체를 분류한다. 물체의 영역은 합성곱 신경망 연산을 위해 사각형(x, y, w, h)의 형태로 추출한다. x, y는 박스 영역의 왼쪽 모서리 좌표이며 w, h는 박스 영역의 가로, 세로 크기이다.

라. 유기 여부 판단

유기 여부 판단은 추정된 영역이 지속적으로 멈춰있는 영역인지 판단하는 과정과 실제 유기 물체 영역인지 배경 영역인지 판단하는 과정을 거친다. 최종적으로 유기 물체로 판단된 영역은 즉시 배경으로 적응된다.

(1) 멈춰있는 영역 검출

추정된 물체 영역이 멈춰있는 물체인지 움직이고 있는 물체인지 판단하기 위해 현재 프레임과 이전 프레임에서 추정된 모든 박스 영역을 IoU를 통해 각각 비교한다. 추정된 박스 영역의 예시를 그림 2에 나타내었다.



Frame t-1

Frame t

[old_box1, old_box2] [new_box1, new_box2]

Fig. 2. The example of box area decision.

그림 2. 추정된 박스 영역의 예시

Frame t-1은 이전 프레임, Frame t는 현재 프레임을 나타낸다. old_box와 new_box는 각각 이전 프레임과 현재 프레임에서 추정된 물체 영역이다. new_box와 old_box의 IoU를 통해 멈춰있는 물체인지 움직이는 물체인지의 여부를 판단하고 현재 프레임에서의 최종 박스 리스트를 갱신한다.

최종 박스 리스트를 갱신하는 알고리즘을 표 2에 나타내었다.

Table 2. The algorithm of updating box list.

표 2. 박스 리스트 갱신 알고리즘

Line	Operation
1	ob_is_nb = False
2	final_boxes = []
3	nb_is_old = [False, ..., False]
4	FOR ob IN old_boxes:
5	i = 0
6	FOR nb IN new_boxes:
7	ob_is_nb = IoU(ob, nb) > thresh_iou
8	IF ob_is_nb:
9	final_boxes.APPEND([nb(x,y,w,h), ob(ab)+1, 0])
10	nb_is_old[i] = True
11	BREAK
12	i += 1
13	IF NOT ob_is_nb:
14	IF ob(oc) == 0:
15	IF ob(ab) > thresh_ab:
16	final_boxes.APPEND([ob(x,y,w,h), ob(ab), 1])
17	ELSE:
18	IF ob(oc) < thresh_oc:
19	final_boxes.APPEND([ob(x,y,w,h), ob(ab), ob(oc)+1])
20	i = 0
21	FOR nb IN new_boxes:
22	IF NOT nb_is_old[i]:
23	final_boxes.APPEND([nb(x,y,w,h), 1, 0])
24	i += 1

표 2에서 박스는 [x, y, w, h, ab, oc]의 형태로 정의된다. 변수 ab는 abandon을 뜻하며 박스가 몇 프레임동안 같은 위치에 있었는지를 나타낸다. 변수 oc는 occlusion을 뜻하며 박스가 몇 프레임동안 사라졌는지 나타낸다. 비교 과정을 거친 박스들은 최종 박스 리스트를 나타내는 final_boxes에 저장된다. 최종적으로 final_boxes에 일정 프레임동안 움직이지 않는 박스가 있을 경우 해당 박스를 멈춰있

는 영역으로 판단한다. final_boxes는 다음 프레임에서 old_boxes가 된다.

(2) 배경 여부 판단

최종적으로 유기된 물체로 판단된 영역은 즉시 배경으로 적용된다. 이때 배경으로 적용된 물체를 다시 회수하는 경우 차 영상에 의해 해당 영역이 멈춰있는 영역으로 검출된다. 이 경우 해당 영역을 유기 물체가 아닌 배경으로 분류하여야 하며 그에 대한 알고리즘을 표 3에 나타내었다.

Table 3. The algorithm of background decision.

표 3. 배경 여부 판단 알고리즘

Line	Operation
1	final_bgs = []
2	do_append_bg = [True, ..., True]
3	FOR fb IN final_boxes:
4	(x, y, w, h, ab, oc) = fb
5	IF ab > thresh_ab_handle:
6	is_bg = False
7	Cropped_Frame = Frame[x,y,w,h]
8	Cropped_M = M[x,y,w,h]
9	i = 0
10	FOR ob IN old_bgs:
11	IF IoU(fb, ob) > thresh_bg_iou:
12	similarity = SSIM(Cropped_Frame, Cropped_M)
13	IF similarity > thresh_sim:
14	do_append_bg[i] = False
15	is_bg = True
16	i += 1
17	IF NOT is_bg:
18	final_bgs.APPEND([x, y, w, h, Cropped_M])
19	i = 0
20	FOR ob IN old_bgs:
21	IF do_append_bg[i]:
22	final_bgs.APPEND(ob)
23	i += 1

유기 물체가 검출될 때 마다 검출 좌표에 해당하는 배경 영역을 배경 리스트에 등록한다. 멈춰있는 영역이 검출되었을 때 기존 배경 리스트(old_bgs)에 등록된 배경이 있을 경우 해당 영역과 등록된 배경 간의 IoU와 유사도를 확인한다. 정확한 유사도 비교를 위해 등록된 배경과 검출된 영역 각각에 대해 겹치는 영역만 추출하여 비교하며 유사도 비교 알고리즘은 Structural Similarity Index [13]를 사용한다. 유사도가 높을 경우 해당 영역은 배경이라고 판단하며 낮을 경우 최종적으로 유기된 물체 영역이라고 판단한다.

마. 합성곱 신경망을 통한 유기된 물체 인식

유기 물체로 판단된 영역이 있을 경우 카메라로부터 들어온 원본(RGB) 영상으로부터 해당 영역을 잘라낸다. 잘라낸 영역은 합성곱 신경망의 입력으로 들어가며 해당 영역이 어떤 물체를 나타내는지 분류하는 과정을 거치게 된다. 본 논문에서는 쓰레기 투기 검출을 위해 물체 클래스를 움직이는 물체와 움직이지 않는 물체로 분류하는 이진 분류 문제를 다룬다. 움직이는 물체는 사람, 자동차, 자전거 등에 해당하며 움직이지 않는 물체는 쓰레기봉투, 음식물 쓰레기통, 박스 등 투기될 수 있는 다양한 물체를 포함한다. 합성곱 신경망의 구조로는 MobileNet-v2를 사용하였다.

IV. 실험 및 결과

본 논문에서는 쓰레기 무단투기를 검출하는 응용 시스템을 통해 유기된 물체 인식에 대한 실험을 진행하였다. 여기서 쓰레기 무단투기 검출은 허가되지 않은 지역에 모든 형태의 쓰레기를 버리는 행위를 검출하는 것을 목적으로 한다.

본 장은 크게 유기된 물체를 인식하는 부분과 인식을 위해 합성곱 신경망에서 물체를 학습시키는 부분으로 나누어져 있다.

1. 유기된 물체 인식

유기된 물체 인식에 대한 실험은 Odroid-XU4 보드를 이용하였으며 Exynoss 5422, Mali-T628, 2GB RAM이 탑재되어 있다. 영상의 크기는 640x480으로 설정하였다. 구현은 Ubuntu, Mac os 환경에서 OpenCV, Keras, Tensorflow, Arm- Compute-Library 등을 사

용하였다.

가. 배경 추정을 통한 차 영상 획득

실험을 위해 카메라로부터 들어온 첫 번째 프레임은 배경으로 사용하였다. 그림 3에 차 영상 획득에 대한 결과를 나타내었다. 차 영상 획득 및 배경 추정에 대한 연산 시간은 약 26 ms로 측정되었다.

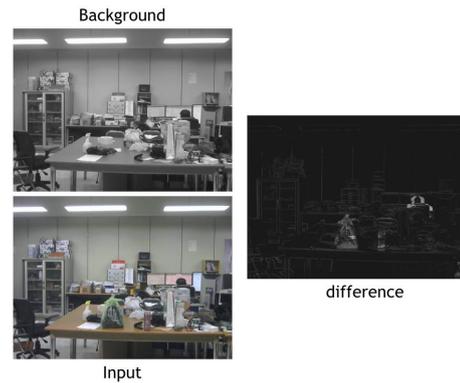


Fig. 3. The result of image subtraction using background estimation.

그림 3. 배경 추정을 통한 차 영상 획득 결과

나. 물체 영역 추정을 위한 전처리 과정

그림 3의 차 영상은 잡음이 많고 변화된 영역이 뚜렷하게 나타나있지 않다. 따라서 전처리 과정으로 중간값 필터 처리, 모폴로지 처리, 이진화 처리를 순차적으로 수행하였다. 이때 중간값 필터의 크기는 5x5, 모폴로지 처리 필터 크기는 7x7, 이진화 처리의 임계값은 30으로 설정하였다. 결과를 그림 4에 나타내었으며 잡음이 대부분 제거되고 변화된

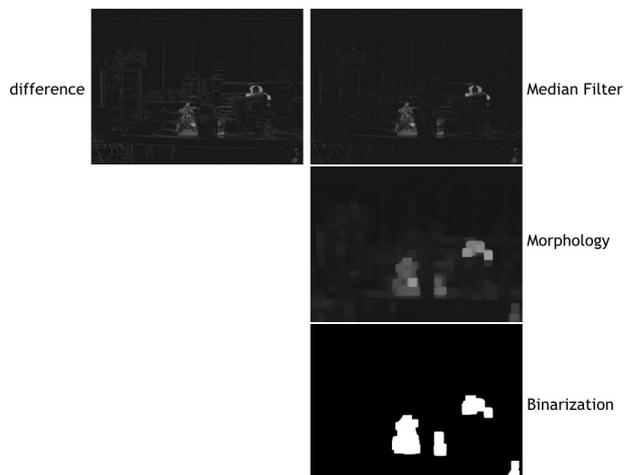


Fig. 4. The result of preprocessing for difference image.

그림 4. 차 영상에 대한 전처리 결과

물체의 영역이 뚜렷해진 것을 볼 수 있었다. 전처리에 대한 연산 시간은 약 17 ms로 측정되었다.

다. 물체 영역 추정

전처리된 영상에 Suzuki85 알고리즘을 적용하여 사각형의 형태로 물체의 외곽선을 추출하였다. 물체가 여러 개 있을 경우에도 잘 분류되는 모습을 확인할 수 있었다. 그림 5에 결과를 나타내었다. 물체 영역 추정에 대한 연산 시간은 약 1 ms로 측정되었다.

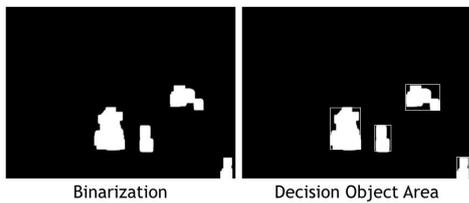


Fig. 5. The result of object area decision.
그림 5. 물체 영역 추정 결과

라. 유기 여부 판단

유기 여부 판단은 멈춰있는 영역을 검출하는 과정과 해당 영역이 배경인지 실제 유기 물체인지 판단하는 과정으로 나뉜다.

일정 프레임이상 움직이지 않는 영역을 멈춰있는 영역으로 판단하며 본 실험에서는 200 프레임을 임계값으로 설정하였다. 200 프레임동안 움직이지 않는 박스가 멈춰있는 영역으로 검출되며 배경이 아닌 실제 유기된 물체일 경우 즉시 배경으로 적용된다. 그림 6은 쓰레기봉투가 멈춰있는 영역으로 검

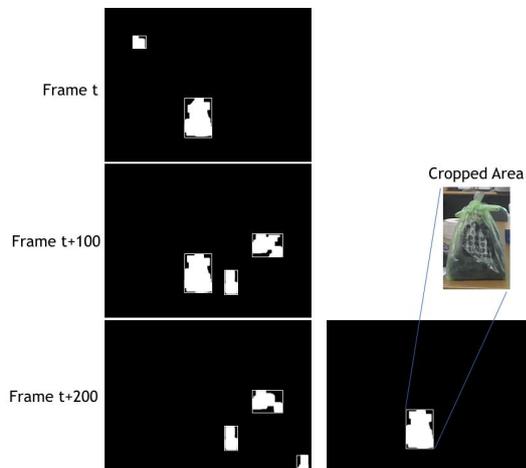


Fig. 6. The result of fixed area detection.
그림 6. 멈춰있는 영역 검출 결과

출되었으며 즉시 배경으로 적용된 결과를 보여준다. 멈춰있는 영역 검출에 대한 연산 시간은 약 0.1 ms로 측정되었다.

박스가 다른 물체에 의해 폐색되어 다시 나타날 때 해당 박스가 처음부터 다시 카운팅되는 문제를 해결하기 위해 oc 변수를 사용하였다. 그림 7은 일정 프레임이상 지속적으로 검출되던 박스가 순간적으로 폐색되었다가 다시 나타나도 카운팅이 그대로 유지되는 것을 보여준다.

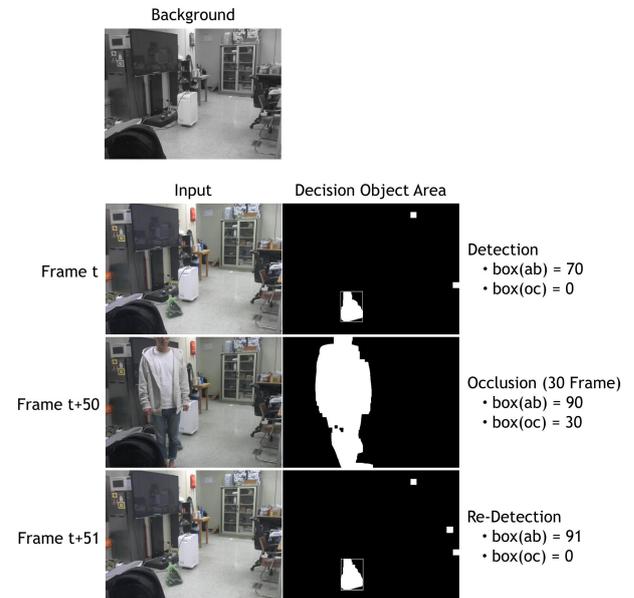


Fig. 7. The result of redetection of short-time occluded box.
그림 7. 짧은 시간 폐색된 박스의 재검출 결과

만약 oc 값이 일정 임계값을 넘으면, 즉 너무 오래 폐색되어 있으면 재검출시 ab 값을 1로 초기화한다. 본 실험에서는 oc에 대한 임계값을 70 프레임으로 설정하였다.

배경 리스트에 등록된 배경이 있을 경우 멈춰있는 영역이 검출되었을 때 해당 영역이 배경인지 여부를 판단한다. 그림 8은 유기되어 배경으로 이미 적용된 물체를 다시 회수했을 경우 해당 영역이 배경 리스트와 비교되는 모습을 보여준다. 검출된 영역과 등록된 배경의 IoU가 0.99로 영상 내 같은 영역에 있다고 판단되었기 때문에 유사도를 비교하였으며 유사도는 0.98로 해당 영역이 배경임을 나타낸다. 배경 여부 판단에 대한 연산 시간은 검출 영역의 크기마다 다르며 96x96 크기 기준 약 17 ms로 측정되었다.

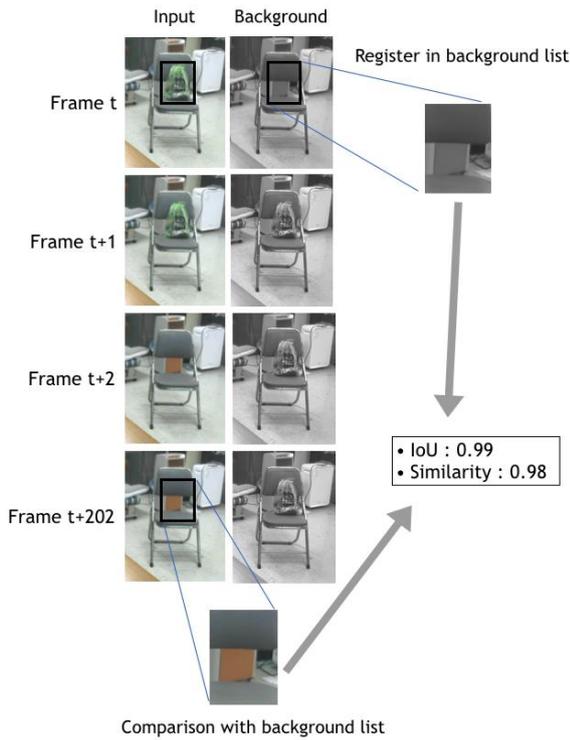


Fig. 8. The result of background decision.
그림 8. 배경 여부 판단 결과

마. 합성곱 신경망을 통한 유기된 물체 인식
 최종적으로 유기된 물체라고 판단된 영역은 합성곱 신경망의 입력으로 들어가 움직이는 물체인지 움직이지 않는 물체인지 분류하는 과정을 거친다. 그림 9와 그림 10에 유기된 물체 인식 결과를 나타내었다. 인식 결과로 합성곱 신경망의 마지막 SoftMax 층에서 출력되는 값과 클래스 번호를 출력하였다. 합성곱 신경망의 연산 시간은 MobileNet-v2 기준 32 ms로 측정되었다.



Fig. 9. The result of abandoned object recognition 1.
그림 9. 유기 물체 인식 결과 1



Fig. 10. The result of abandoned object recognition 2.
그림 10. 유기 물체 인식 결과 2

2. 합성곱 신경망에서의 물체 학습

합성곱 신경망의 인식 실험은 신경망의 학습을 위해 Intel i5-4.3GHz, Nvidia GTX1070, 16GB RAM 이 탑재된 고사양 PC에서 진행하였다.

가. 데이터셋

학습을 위해 직접 수집한 쓰레기봉투, 박스, 쓰레기통 등을 사용하였다. 그 외로 오픈 데이터베이스인 CIFAR-100, COCO, VOC 2012를 사용하였다. 이진 분류이기 때문에 실제 신경망이 출력하는 결과는 2개의 클래스에 대한 값이지만 효율적인 학습을 위해 각 클래스마다 여러 개의 라벨을 사용하였다. 움직이지 않는 물체 클래스에 대해서는 4개의 라벨(쓰레기봉투, 쓰레기통, 박스, ETC)을 사용하였다. 움직이는 물체 클래스에 대해서는 2개의 라벨(사람, 탈것)을 사용하였다. 데이터셋은 훈련셋, 검증셋, 테스트셋으로 나누어 사용하였다. 표 4에 라벨별 데이터의 개수를 나타내었다.

Table 4. Data number per label.

표 4. 라벨별 데이터 개수

Class	Label	Train Data Num	Test Data Num
0	Trashbag	2,953	1,000
	Trashcan	701	209
	Box	393	100
	ETC	299,842	14,147
1	Person	232,261	9,490
	Vehicle	79,243	5,484

나. 학습 방법

본 실험에서는 ImageNet 데이터셋으로 미리 학

습된 모델을 재학습시켰다. 경사 하강법으로는 Adam 을 사용하였고 학습률은 0.0001로 설정하였다. 미니 배치 크기는 64개로 설정하였으며 쓰레기봉투 4개, 쓰레기통 4개, 박스 4개, ETC 20개, 사람 16개, 탈 것 16개로 구성하였다. 매번 미니배치를 구성할 때 마다 Augmentation을 적용하였다. Augmentation 파이프라인을 표 5에 나타내었다.

Table 5. Augmentation pipeline.

표 5. 데이터증대 파이프라인

Sequential	
	1. Flip left and right (50%) 2. Piecewise Affine (50%) 3. Elastic Transform (10%) 4. Shear (30%) 5. Crop (100%) 6. Rotation (100%) 7. Contrast Normalization (30%) 8. Add (10%) 9. Sharpen (10%) 10. Blur (10%) 11. Gray Scale (10%) 12. Hue Add (10%)
End Sequential	

데이터의 특성에 맞게 박스는 Piecewise Affine을 제외하였고 사람, 탈것, 쓰레기통, ETC는 Piecewise Affine과 Rotation을 제외하였다. 쓰레기봉투는 파이프라인을 모두 적용하였다. 쓰레기봉투에 대한 적용 예시를 그림 11에 나타내었다.

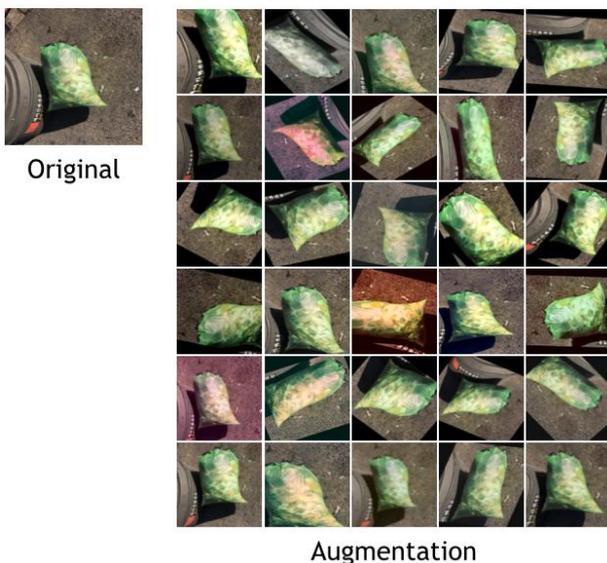


Fig. 11. The result of data augmentation.
그림 11. 데이터증대 결과

다. 학습 결과

정확한 결과 비교를 위해 MobileNet-v2 외에도 ResNet-50, Inception-v3에서도 학습을 진행하였다. 학습 결과는 학습 세대수와 상관없이 각 구조 별로 가장 좋은 모델을 반영하였다. 학습 결과를 표 6에 나타내었다. 세 구조 모두 우수한 성능을 보여주었으며 MobileNet-v2의 경우 6개의 라벨에 대해 평균 약 97%의 정확도를 보여주었다. 최종적으로 본 논문에서는 연산 효율 면에서 가장 경량화된 구조인 MobileNet-v2를 사용하였다.

Table 6. The result of training.

표 6. 학습 결과

Class	Label	Accuracy		
		MobileNet-v2	ResNet-50	Inception-v3
0	Trashbag	0.982	0.980	0.991
	Trashcan	1.0	0.995	1.0
	Box	1.0	0.990	1.0
	ETC	0.949	0.926	0.951
1	Person	0.943	0.926	0.949
	Vehicle	0.967	0.962	0.970

V. 결론

본 논문에서는 유기된 물체를 인식하는 방법을 제안하였으며 제안한 방법을 적용한 쓰레기 무단 투기 검출기를 소개하였다. 유기 물체 인식을 위해 영상 내에서 유기 물체에 대한 영역을 먼저 검출하였다. 유기 물체로 검출된 영역이 있을 경우 합성곱 신경망을 통해 해당 물체를 인식하였다. 인식을 위해 자체적으로 수집한 쓰레기 데이터와 오픈 데이터베이스로 합성곱 신경망을 학습시켰다. 학습 결과, 학습에 포함되지 않은 테스트셋에 대해 약 97%의 정확도를 달성하였다.

References

[1] T. G. Song and Y. H. Joo, "Recognition and Recovery for Abandoned Objects," in *KIEE Summer Conference*, pp.1392-1393, 2016.
 [2] N. Ghuge and P. Dhulekar, "Abandoned Object Detection," *International Journal for Modern*

Trends in Science and Technology, vol.3, pp.215-218, 2017.

[3] J. H. Goo, S. H. Oh and S. K. Jung, "Abandoned Object Detection using Online Robust PCA," in *Korea Computer Congress*, pp.1319-1321, 2014.

[4] J. H. Im, S. W. Lee, S. S. Jang, J. H. Lim, T. K. Kim and J. K. Paik, "Multi-Frame Reference-Based Background Modeling for Abandoned Object Detection," in *IEEK Summer Conference*, pp.343-344, 2010.

[5] H. S. Park, J. H. Park, H. J. Choi and J. K. Paik, "Stolen and Abandoned Object Detection Method Based on Dual Background Image," in *IEEK Summer Conference*, pp.604-606, 2015.

[6] J. S. Ha, J. C. Shin, H. S. Park and J. K. Paik, "Abandoned Object Detection Using Pixel-wise Finite State Machine and Deep Convolutional Neural Network," in *IEEK Summer Conference*, pp.691-693, 2018.

[7] D. Shyam, A. Kot and C. Athalye, "Abandoned Object Detection Using Pixel-Based Finite State Machine and Single Shot Multibox Detector," in *IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, pp.1-6, 2018. DOI:10.1109/ICME.2018.8486464

[8] W. Liu, D. Anguelov, D. Erhan, C. Szegedy, and S. Reed, "Ssd: Single shot multibox detector," in *European Conference on Computer Vision*, pp.21-37, 2016.

[9] A. Dabholkar, B. Muthiyar, S. Srinivasan, S. Ravi, H. Jeon and J. Gao, "Smart Illegal Dumping Detection," in *IEEE Third International Conference on Big Data Computing Service and Applications*, 2017.

[10] H. Begur, M. Dhawade, N. Gaur, P. Dureja, H. Jeon and J. Gao, "An edge-based smart mobile service system for illegal dumping detection and monitoring in san jose," *SCI. IEEE*, 2017.

[11] J. Richefeu, A. Manzanera, "robust and computationally efficient motion detection algorithm based on sigma-delta background estimation," in *IEEE ICVGIP*, 2004

[12] S. Suzuki and K. Abe, "Topological structural

analysis of digitized binary images by border following," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol.30, no.1, pp.32-46, 1985.

[13] W. Zhou, A. Bovik, H. Sheikh and E. Simoncelli, "Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.13, no.4, pp.600-612, 2004. DOI:10.1109/TIP.2003.819861

BIOGRAPHY

Dong-Gyun Ryu (Member)



2017 : BS degree in Computer Engineering, Hanbat National University.

2017 ~ Present : MS Course in Computer Engineering, Hanbat National University.

Jae-Heung Lee (Member)



1983 : BS degree in Electrical Engineering, Hanyang University.

1985 : MS degree in Electrical Engineering, Hanyang University.

1994 : PhD degree in Electrical Engineering, Hanyang University.

1989 ~ Present : Professor in Dept. of Computer Engineering, Hanbat National University