

차 영상과 합성곱 신경망을 이용한 쓰레기 무단투기 검출기

류동균*, 이재흥**
한밭대학교 컴퓨터공학과
e-mail:rdk1681@gmail.com*
e-mail:jhlee@hanbat.ac.kr**

Illegal Dumping Detector using Image Subtraction and Convolutional Neural Networks

Dong-Gyun Ryu*, Jae-Heung Lee**
Dept of Computer Engineering, Hanbat National University

요 약

최근 딥러닝의 발전에 따라 무인감시, CCTV 등 영상감시 시스템도 지능화되고 있다. 하지만 쓰레기 무단투기 감시는 여전히 관리자가 실시간으로 CCTV 영상을 관제하는 형태로 이루어지고 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 CCTV 영상에서 쓰레기 무단투기를 검출하는 방법을 제안하며 검출 방법으로 차 영상과 합성곱 신경망을 이용한다. 실험은 합성곱 신경망에서의 쓰레기분류 분류 문제 위주로 진행하였다. 합성곱 신경망의 네트워크는 Inception v3를 사용하였으며 실험 결과, 약 99.52%의 쓰레기분류 분류율을 얻을 수 있었다.

1. 서론

최근 딥러닝 기술의 발전에 따라 영상처리, 음성처리, 로봇 제어 등 다양한 분야에 지능형 시스템이 적용되고 있다. 특히 영상처리 분야에서는 무인감시, CCTV 등 영상감시 시스템이 지능화되고 있다. 하지만 이러한 변화에도 불구하고 쓰레기 무단투기와 같은 문제는 여전히 관리자가 직접 CCTV 영상을 실시간으로 관제하는 형태를 보이고 있으며 지능화가 적극적으로 적용되지 않고 있다. (본 논문에서 쓰레기 무단투기는 허가되지 않은 지역에 종량제봉투를 포함한 모든 쓰레기봉투를 버리는 행위로 정의한다.)

본 논문에서는 이러한 쓰레기 무단투기 감시 문제를 해결하기 위해 CCTV 영상에서 실시간으로 쓰레기 무단투기를 검출하는 방법을 제안한다. 이때 쓰레기 무단투기 검출은 배경 추정을 통한 차 영상, 합성곱 신경망을 통한 객체 분류를 이용한다. 실험 결과, 합성곱 신경망을 이용한 쓰레기분류 분류율은 99.52%를 달성하였다. 이때 학습 데이터셋은 직접 수집한 쓰레기 영상, CIFAR, VOC 2012, Open-Images-Dataset을 이용하였다.

2장에서는 관련 연구를 소개하며 3장에서는 영상 내에서의 쓰레기 무단투기 검출 방법, 4장에서는 실험 방법 및 결과, 5장에서는 결론 및 추후 연구 방향으로 끝마친다.

2. 관련 연구

쓰레기 무단투기 문제는 사회 환경에 미치는 영향이 크지만 아직 연구가 광범위하게 이루어지지 않고 있으며

관련 연구가 매우 적었다. Salleh 외 1인 [1]은 디지털 카메라와 적외선 카메라를 사용하여 하늘에서 찍은 이미지의 특징을 추출하고 분석하여 쓰레기 불법투기장을 검출해냈다. 하지만 대규모의 쓰레기 투기장만 검출할 수 있었으며 소규모의 쓰레기는 검출해내지 못했다. Dabholkar 외 5인 [2]는 합성곱 신경망을 사용하여 이미지 내에서 다양한 쓰레기를 분류하였다. 하지만 이미지 클래스를 단순히 ‘깨끗한 장소’ 외 쓰레기 10종으로 분류하였으며 변화하는 배경에 적용하지 못하기 때문에 실시간 감시 시스템에 사용되기에는 부적절하였다. 본 논문에서 제안하는 방법은 차 영상을 이용하여 변화하는 배경에 실시간으로 적용하기 때문에 한 번 검출된 쓰레기분류는 다시 검출되지 않는다. 또한 차 영상을 통해 검출된 영역에 대해서만 합성곱 신경망 연산을 하기 때문에 연산량 면에서도 실시간 감시 시스템에 사용되기에 적합하다.

3. 쓰레기 무단투기 검출기

본 논문의 쓰레기 무단투기 검출기는 배경 추정을 통한 차 영상을 이용해 영상 내에서 쓰레기분류로 의심되는 영역을 검출하며 검출된 영역에 대해 합성곱 신경망을 적용하여 해당 영역의 객체가 쓰레기분류인지 아닌지 판단한다.

2.1 배경 추정을 통한 차 영상

차 영상은 기준이 되는 배경 영상과 카메라로부터 들어온 새로운 영상을 뺀 결과값이다. 일반적으로 쓰레기 무

단투기를 감시하는 CCTV의 경우 카메라가 고정되어 있다. 하지만 카메라가 고정되어 있어도 외부 환경에 의해 배경은 계속 바뀌게 되며 그에 따라 기준이 되는 배경 영상도 계속 바뀌어야한다. 이에 따라 본 논문에서는 배경을 새로운 환경에 지속적으로 적응시키기 위한 알고리즘으로 Sigma-Delta 배경 추정 알고리즘 [3]의 일부를 사용하였다. 알고리즘은 매우 간단하며 표 1에 나타내었다. I_t 는 입력 영상이며 M_t 는 입력 영상으로부터 추정된 배경 영상으로 시간의 흐름에 따라 적응해간다. Δ_t 는 변화량으로 현재까지 적용된 배경 영상과 입력 영상의 차이이다. Δ_t 의 영상으로부터 contour 알고리즘을 사용하여 객체로 볼 수 있는 영역을 사각형의 박스 형태로 추출해내며 추출된 영역은 합성곱 신경망의 입력으로 들어가 쓰레기봉투인지 아닌지 분류하는 과정을 거치게 된다. 검출된 영역은 일정 시간이 지나면 배경으로 적응되어 더 이상 검출되지 않게 된다.

<표 1> 배경 추정 알고리즘

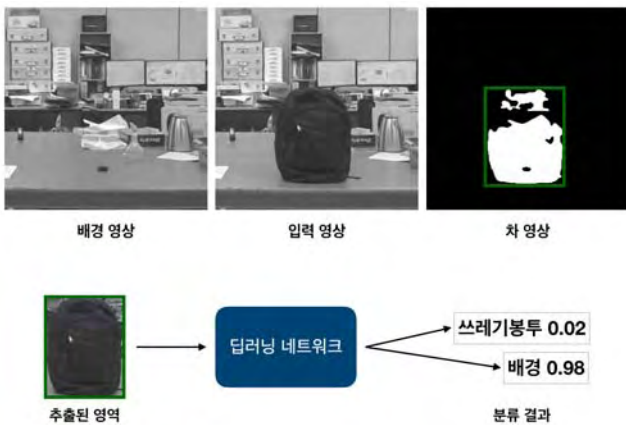
```

#1 : update  $M_t$ 
for each pixel x:
 $M_t(x) = M_{t-1}(x) + \text{sign}(I_t(x) - M_{t-1}(x)) * 0.1$ 

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

2.2 합성곱 신경망을 통한 객체 분류

합성곱 신경망은 일반적으로 영상 데이터를 입력으로 받으며 해당 영상이 어떤 객체를 나타내는지 출력한다. 본 논문에서는 차 영상을 통해 검출된 영역을 합성곱 신경망의 입력으로 주며 해당 영역이 쓰레기봉투를 나타내는지 아닌지를 출력하는 이진 분류 문제를 다룬다. 전체적인 쓰레기 무단투기 검출 프로세스를 그림 1에 나타내었다.



(그림 1) 쓰레기 무단투기 검출 프로세스

4. 실험 및 결과

본 논문에서는 합성곱 신경망에서의 쓰레기봉투 분류 문제 위주로 실험을 진행하였다. 합성곱 신경망을 학습시키기 위한 데이터셋으로는 직접 수집한 약 3,900개의 쓰레기봉투 영상, CIFAR-10•100, VOC 2012, Open-Images-Dataset 데이터를 활용하였다. 상대적으로 부족한 쓰레기봉투 데이터를 증대하기 위해 45도 단위로 7번 회전하였으며 그 결과 약 27,000개의 쓰레기봉투 영상을 얻을 수 있었다. 배경 데이터로는 32x32 크기의 CIFAR-10•100 데이터를 리사이징하였으며, VOC 2012 데이터에서는 객체 영역만을 추출하여 리사이징하였다. 또한 보다 다양한 배경 데이터를 얻기 위해 Open-Images-Dataset 영상 내에서 무작위로 영역을 추출하여 리사이징하였다.



(그림 2) 쓰레기봉투 데이터

합성곱 신경망으로 Inception v3 [4]를 사용하였으며 입력 영상의 크기는 224x224로 설정하였다. 학습 시간을 단축시키기 위해 이미지넷으로 미리 학습된 망을 재학습시켰다. 미니 배치 사이즈는 64로 설정하였으며 각 미니 배치에는 쓰레기봉투 영상 16개, 쓰레기봉투가 아닌 객체 영상 24개, 배경 영상에서 무작위로 추출한 영역 24개를 사용하였다. 경사 하강법으로는 Adam Optimizer를 사용하였으며 학습률은 0.0001로 설정하였다. 데이터의 약 20%를 테스트셋으로 활용하였으며 실험 결과, 학습에 포함되지 않은 테스트셋에 대해 약 99.52%의 인식률을 얻을 수 있었다. 자세한 실험 결과는 표 2에 나타내었다.

<표 2> 데이터셋 및 실험 결과

	쓰레기봉투	객체	배경	전체	분류	분류율
train	21660	362039	46996	-	-	-
test	5415	8122	8122	21659	21556	0.9952

5. 결론

본 논문에서는 쓰레기 무단투기 감시 문제를 해결하기 위해 CCTV 영상에서 실시간으로 쓰레기 무단투기를 검출하는 방법을 제안하였다. 검출 방법으로는 합성곱 신경망을 이용하였다. 이때 차 영상을 통해 객체로 의심되는 영역을 먼저 검출함으로써 연산을 효율적으로 수행하였으며 배경이 실시간으로 적응되기 때문에 한 번 검출된 쓰레기봉투는 다시 검출되지 않아 실시간 감시 시스템에 적용하기에 적합하였다. 실험 결과, 학습에 포함되지 않은 테스트 데이터셋에 대해 약 99.52%의 인식률을 얻을 수 있었다. 하지만 본 논문에서는 쓰레기봉투에 대해서만 실험을 진행하였으며 쓰레기의 종류는 음료수 캔, 종이 박스, 가구, 전자 기기 등 다양하게 존재할 수 있다. 따라서 이러한 다양한 쓰레기를 포함하는 데이터셋을 이용하여 네트워크를 학습시킬 필요가 있다. 또한 본 논문에서는 합성곱 신경망 네트워크로 Inception v3를 사용하였지만 연산량 면에서 CCTV 시스템에 더 효율적으로 적용될 수 있도록 SqueezeNet [5], MobileNet [6] 등과 같은 모바일 기반의 네트워크에서 추가적인 실험이 필요하다.

감사의 글

이 논문은 2018년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 지역신산업선도인력양성사업 성과임(No. 2016H1D5A1911149)

참고문헌

- [1] J. Salleh and M. Tsudagawa, "Classification of industrial disposal illegal dumping site images by using spatial and spectral information together," in IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, 2002.
- [2] A. Dabholkar, B. Muthiyan, S. Srinivasan, S. Ravi, H. Jeon, and J. Gao, "Smart Illegal Dumping Detection," in IEEE BigDataService, 2017.
- [3] J. Richefeu A. Manzanera, "robust and computationally efficient motion detection algorithm based on sigma-delta background estimation," in IEEE ICVGIP, 2004.
- [4] C. Szegedy, V. Vanhoucke, S. Ioffe, J. Shlens, and Z. Wojna. "Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision," in ArXiv, 2015.
- [5] F. N. Iandola, M. W. Moskewicz, K. Ashraf, S. Han, W. J. Dally, and K. Keutzer, "Squeezenet: Alexnet-level accuracy with 50x fewer parameters and 1mb model size," in ArXiv, 2016.
- [6] A. Howard, M. Zhu, B. Chen, D. Kalenichenko, W. Wang, T. Weyand, M. Andreetto, and H. Adam, "Mobilenets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications," in ArXiv, 2017.