

차량 구성 요소 검출을 통한 오클루전 환경에서의 차량 검출에 관한 연구

배지환, 김태경
국방과학연구소

jihan1008@add.re.kr, ktk1501@add.re.kr

A Study on the Enhancement of Car Detection under Occlusion via Auxiliary Car Components Detection

Jihwan Bae, Taekyung Kim
Agency of Defense Development (ADD)

요 약

자율주행 차량의 주변 환경 인식에는 이미지를 이용한 물체 검출기(object detector)가 필수적으로 사용된다. 물체 검출기의 성능은 날이 갈수록 증가하고 있지만, 다양한 주행 상황에서 모든 물체를 강건하게(robust) 인식하지는 못하고 있다. 대표적으로 물체의 일부 또는 대부분이 다른 물체 혹은 기상 환경에 의한 외란으로 가려지는 경우가 있다. 물체의 전체적인 특징을 찾아내지 못 하면 인식률이 극명하게 떨어지는 현상을 PASCAL VOC2007[8] 데이터로 학습한 Faster-RCNN[1] 검출기에서 확인하였다. 본 논문에서는 이러한 오클루전 환경(occlusion environment)에서의 성능 저하를 완화하기 위해 추론 과정에서 차량 구성 요소 검출기를 사용해 추가적인 정보(supervision)를 제공하고, 이를 활용하는 방법론을 제안한다. 차량 구성 요소 검출 네트워크는 차량의 5 가지 구성 요소를 검출하도록 학습되었으며, 추론 과정에 보조 역할로 사용되었을 때 실험적으로 성능 향상을 보임을 관찰하였다.

I. 서 론

물체 검출(object detection)은 이미지 상의 시멘틱(semantic) 물체들의 인스턴스(instance)를 검출하는 컴퓨터 비전 기술의 한 갈래이다. 물체 검출은 기본적인 분류 과제(vanilla classification task)의 일반화(generalization)라고 볼 수 있는데, 분류 과제에서처럼 물체 레이블(label)만을 출력하는 것이 아니라, 위치 정보 또한 출력 해 준다는 차이점이 존재한다. 딥러닝의 접목을 통해 물체 검출은 모바일에 탑재되어 있는 카메라의 얼굴 검출 기능부터 자율주행 차량의 도로 위의 상황 판단을 위한 차량 검출까지 다양하게 쓰이고 있다. 물체 검출기는 크게 두 가지 종류로 분류할 수 있는데, 2-스테이지(two stage) 검출기와 1-스테이지(one stage) 검출기이다. 가장 대표적인 2-스테이지 검출기로는 Faster-RCNN[1]이 있다. Faster-RCNN[1]의 경우, 첫 번째 스테이지에서 지역 제안 네트워크(region proposal network)를 통해 물체 제안(object proposals)을 생성하고, 두 번째 스테이지에서 해당 제안들과 가공된 특징점(cropped feature)을 분류기(classification module)의 입력으로 주게 된다. 1-스테이지 검출기의 대표적 예라고 할 수 있는 YOLO[3]나 SSD[4]의 경우는 지역 제안 네트워크를 사용하지 않고 물체 검출을 위한 학습을 진행한다.

현재 이러한 물체 검출기들의 성능은 끊임없이 발전하여, 추론 속도와 정확도가 굉장히 높다. 때문에 일부 가려져있는 물체나, 주행 상황에서 가드레일이나 나무와 같은 장애물에 가려진 물체에 대한 검출[6]도 원활하게 이루어진다. 그러나 그 가려진 정도(occlusion)가 심할 경우, 물체 검출기의 성능은 확연하게 감소한다. 자율주행

차량이 코너를 돌 때의 시나리오를 상정해보면, 반대쪽에서 들어오는 차량이 주차되어 있는 차량에 가려 극히 일부분 밖에 이미지 상에 드러나지 않으면 물체 검출기에서는 검출이 불가능하다는 것이다.

본 논문에서는 검출하고자 하는 물체들의 오클루전이 심할 때 물체 검출기의 검출률 향상을 위한 보조 검출기와 이를 적용하는 방법론을 제안한다. 오클루전이 많이 일어난 상황이라도 차량의 앞 유리나 헤드라이트 등과 같은 차량 구성 요소에 대한 정보는 이미지 상에 나타날 수 있다[7]. 때문에 차량 구성 요소를 검출할 수 있는 검출기를 경계 상자(bounding box)를 출력하는 최종 추론 과정에 도입하면 물체 검출기가 검출하지 못 하는 물체에 대한 경계 상자 후보군을 확보할 수 있다.

II. 본론

차량 구성 요소 검출기는 (1) 전면 라이트 / 후면 라이트, (2) 앞 유리 / 뒷 유리, (3) 측면 유리, (4) 타이어, (5) 차문, 총 5 개의 차량 구성 요소를 검출하도록 학습되었다. 검출기 네트워크로는 YOLOv3[2]를 사용하였고, 미리 학습된(pre-trained) DarkNet[3]의 가중치(weight)를 이용하여 학습을 진행했다. Microsoft Visual Annotation Tool(VoTT)로 100 개의 차량 데이터에 대해 어노테이션(annotation)을 하고, 90 개의 학습용 데이터셋(training dataset)과 10 개의 평가용 데이터셋(testing dataset)으로 분할하였다. 배치 크기(batch size)는 4 로 50 epoch 동안 학습을 시켰다.

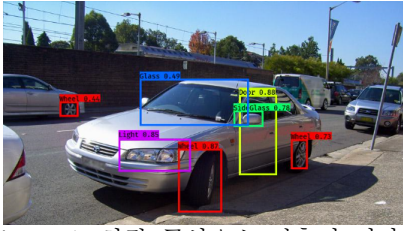


Figure 1. 차량 구성요소 검출기 결과

백본(backbone)으로 사용한 물체 검출기는 Faster-RCNN[1]으로 PASCAL VOC2007 데이터셋으로 학습되어 mAP(mean average precision)가 0.685 인 모델을 사용하였다.

오클루전이 심한 이미지에서 차량을 검출하기 위해 본 논문이 제시하는 방법론은 다음과 같다.

Algorithm 1:

Normal score threshold α
 Given Faster-RCNN model $F(\alpha)$
 Given Part Detection model P
 Initialize β , that $\beta < \alpha$
begin:
 Let $\mathbb{R}$ be set of strong candidates: $F(\alpha)$
 Let $\mathbb{R}'$ be set of weak candidates: $F(\beta)$
 $\mathbb{S} \leftarrow P$
 for $r = \{r_1, r_2, \dots, r_N\} \in \mathbb{R}'$ **do**
 if $\{\exists s \subseteq r \mid \text{for all } s \in \mathbb{S}\}$ **then**
 $\mathbb{W} \leftarrow \mathbb{W} + r$
 end if
 end for
 $\mathbb{R} \leftarrow \text{merge } \mathbb{R} \text{ and NMS}(\mathbb{W})$
 return $\mathbb{R}$
end

Algorithm 1. 본 논문의 수도(pseudo)-알고리즘

백본 물체 검출기 F 에서 기존의 역치 값(threshold score) α 와 α 보다 작은 임의의 β 로 얻은 경계 상자 집합을 각각 $\mathbb{R}$, $\mathbb{R}'$ 로 정의한다. 차량 구성 요소 검출기 P 가 이미지에서의 차량 구성 요소 경계 상자 집합 $\mathbb{S}$ 를 출력하면, $\mathbb{S}$ 의 원소 s 가 하나라도 포함된 $\mathbb{R}'$ 의 원소(element) r_i 를 새로운 경계 상자 집합 $\mathbb{W}$ 에 추가한다. $\mathbb{R}$ 은 기존 물체 검출기로부터 출력된 후보군(strong candidates)이고, $\mathbb{W}$ 는 신뢰성이 떨어지는 후보군(weak candidates) 중 차량 구성 요소를 포함하고 있는 경계 상자 후보들의 집합이다. $\mathbb{W}$ 에서 NMS(non-maximum suppression)[5]를 적용하여 신뢰성이 떨어지는 원소들을 제거한다. 최종적으로 $\mathbb{W}$ 와 $\mathbb{R}$ 의 합집합이 본 논문이 제안하는 방법론의 결과물이 된다.

Figure 2와 Figure 3는 오클루전이 심하게 발생한 실제 환경 이미지에서 실험한 결과이다. 각각 좌측부터 백본 검출기의 검출 결과, 차량 구성 요소 검출기의 검출 결과, 본 논문의 방법론을 적용한 검출 결과이다. Figure 2에서 백본 검출기로 검출되지 않던 가장 가까운 하얀색 차량이 본 논문의 방법론을 통해 검출됨을 확인할 수 있다. Figure 3에서는 백본 검출기에서 물체가 단 하나도 검출되지 않았으나, 차량 구성요소 검출기에서 후면라이트가 검출되었고, 최종적으로 본 논문이 제시하는 방법론을 통해 검출할 수 있음을 확인하였다.



Figure 2. 실제 이미지에서의 실험 결과 - 1

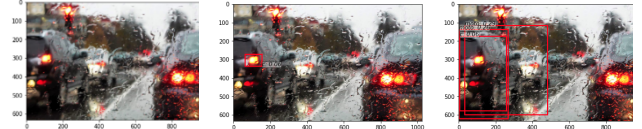


Figure 3. 실제 이미지에서의 실험 결과 - 2

III. 결론

본 논문에서는 오클루전이 심하게 발생했을 때의 물체 검출기 정확도 향상을 위해 보조적으로 차량 구성 요소 검출기를 추론 과정에 적용하는 방법론을 제시하였다. 실제 환경에서 백본 물체 검출기가 실패했던 물체 검출을 해당 방법론을 통해 검출할 수 있음을 실험적으로 관찰하였다. 자율주행 차량이 도로 주행에서 겪을 수 있는 시나리오에 대한 연구로서, 주행 성능 향상에 도움이 될 수 있을 것이라 기대는 바이다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 국방과학연구소 사업의 일환으로 수행되었음.

참 고 문 헌

- [1] Shaoqing Ren, Faster-RCNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks, NIPS, 2015
- [2] Joseph Redmon, YOLOv3: An Incremental Improvement, arXiv, 2018
- [3] Joseph Redmon, You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection, CVPR, 2016
- [4] Wei Liu, SSD: Single Shot MultiBox Detector, ECCV, 2016
- [5] Jan Hosang, Learning non-maximum suppression, CVPR, 2017
- [6] Haochai Zhang, Towards Adversarially Robust Object Detection, ICCV, 2019
- [7] MengMeng Xu, Missing labels in Object Detection, CVPR Workshop, 2019
- [8] Mark Everingham, The Pascal Visual Object Classes(VOC) Challenge, IJCV, 2009