

딥러닝을 이용한 운전자 얼굴 데이터 오그멘테이션 알고리즘

*유민우, **한동석

*경북대학교 미래자동차 IT 융합학과, **경북대학교 전기전자공학부

dshan@knu.ac.kr

Driver Face Data Augmentation Algorithm using Deep Learning

Min Woo Yoo*, Dong Seog Han**

Kyungpook National Univ.

요 약

본 논문은 딥러닝의 다양한 학습데이터의 오그멘테이션(augmentation) 방법 중에서 운전자의 얼굴을 검출하는 모델에서 사용할 수 있는 학습데이터 오그멘테이션 알고리즘에 대한 것이다. 범용 객체 검출 모델의 환경은 다양한 환경에서 다양한 객체를 검출하지만, 운전자 얼굴 검출 모델은 한정적인 환경에서 단일 운전자 얼굴만을 검출하는 차이가 있다. 만약 범용 객체 검출 모델의 이미지 오그멘테이션 방법을 운전자 얼굴 검출 모델에 적용할 경우 입력의 불필요한 분산 증가로 인해 학습 시간 지연과 불필요한 노드를 소비하는 문제가 발생한다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서는 운전자 얼굴 검출 환경을 분석한 뒤, 오그멘테이션 대상을 객체와 환경 두 가지로 나누어 각 오그멘테이션 대상에 맞는 오그멘테이션 알고리즘을 제시한다. 이를 통해 생성된 최적의 얼굴 학습데이터를 활용하여 얼굴검출 모델을 학습하면 높은 속도로 운전자의 얼굴을 검출할 수 있다.

I. 서론

딥러닝 연구자들은 네트워크의 변화와 같은 추론 비용을 증가시키지 않고도 네트워크의 높은 정확도를 얻는 방법들을 선호한다. 무료가방(Bag of freebies)이란 추론 비용을 증가시키지 않고 훈련전략만을 바꾸는 방법으로 객체 탐지에서 이와 가장 부합되는 것은 데이터 오그멘테이션이다 [1]. 데이터 오그멘테이션의 목적은 입력 이미지의 가변성을 증가시켜 설계한 객체 검출 모델이 다른 환경에서 얻은 이미지에 대해 더 높은 견고성을 갖도록 하는 것이다. 데이터 오그멘테이션은 크게 기하학적 왜곡과 광학적 왜곡으로 분류된다. 기하학적 왜곡에는 스케일링(scaling), 자르기(cropping), 플립(flip), 회전(rotate), 랜덤 지우기(random erase) 등이 있고, 광학적 왜곡에는 밝기(brightness), 대비(contrast), 색조(hue), 채도(saturation) 및 잡음(noise) 등이 있다.

기존의 네트워크 성능을 평가하기 위한 범용 객체 검출 모델의 학습데이터는 다양한 환경에서 견고해야 하므로 다양한 오그멘테이션을 사용한다. 그러나 네트워크 성능 평가의 목적이 아닌 차량 환경에서 운전자의 얼굴을 검출하는 모델의 환경은 차량 내부로 한정되어 있으므로 이에 맞는 오그멘테이션을 사용해야 한다. 본 연구에서는 차량 환경에 적합한 데이터 오그멘테이션 알고리즘을 사용하여 최적화된 얼굴검출 모델의 학습데이터를 생성하는 알고리즘을 제시한다

II. 본론

운전자 얼굴검출 모델의 환경을 분석한 특징은 다음과 같다. 배경은 모두 차량 내부이며 운전자의 얼굴은 햇빛으로 인해 얼굴이 그늘진 경우와 음식물과 손에 의해 얼굴이 폐색(occlusion)되는 경우와 빈번한 얼굴 회전이 발견되었다. 이러한 특징들을 크게 배경과 객체로 구분하여 오그멘테이션을 진행한다.

배경: 사람의 얼굴 데이터 중에서 차량 내부의 얼굴로 구성된 데이터는 존재하지 않는다. 그러므로 배경을 차량 내부로 변경시켜주는 알고리즘으로 인조 데이터를 생성해야 한다. 인조 데이터란, 안구 정보와 같이 수집하기 어려운 데이터를 컴퓨터 그래픽 작업으로 학습데이터를 생성하는 방법이다[2]. 이미 인조 데이터로 학습시킨 결과가 수작업으로 수집된 데이터로 학습시킨 결과보다 높은 성능을 내는 모델이 다수 존재한다[3]. 본 논문에서 인조 데이터를 생성하는 방법은 그림 1과 같다. 그림 1 (a)는 얼굴 학습데이터 이미지에서 얼굴 영역만 추출된 이미지다. 그림 1 (b)는 그림 1 (a)의 이미지에서 사람 영역만 추출된 영역이다. 그림 1 (c)는 수집된 배경 데이터로 그림 1 (b)와 합쳐져 그림 1 (d)를 생성한다. 그림 1 (b)의



(a) (b) (c)
그림 2. 범용 얼굴 검출 모델의 오검출 결과

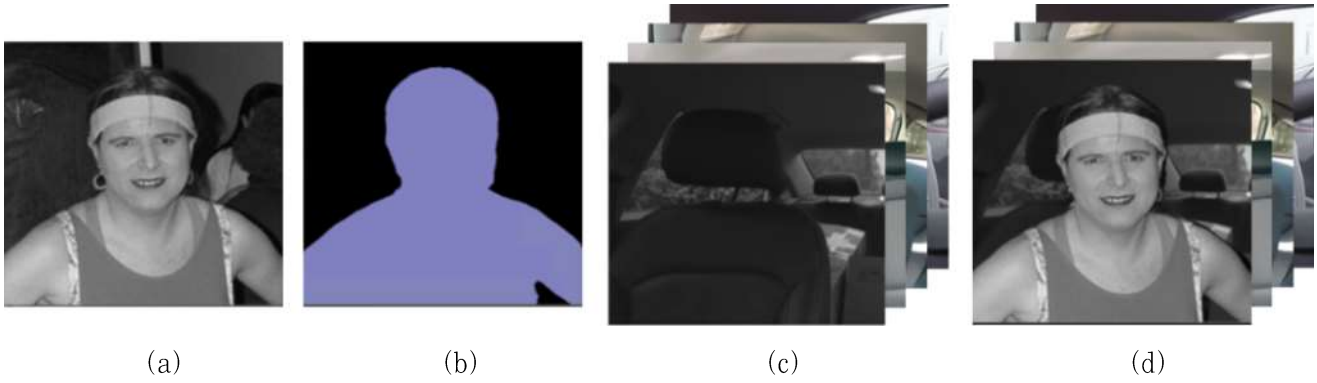


그림 1. 배경 인조 데이터 생성 과정

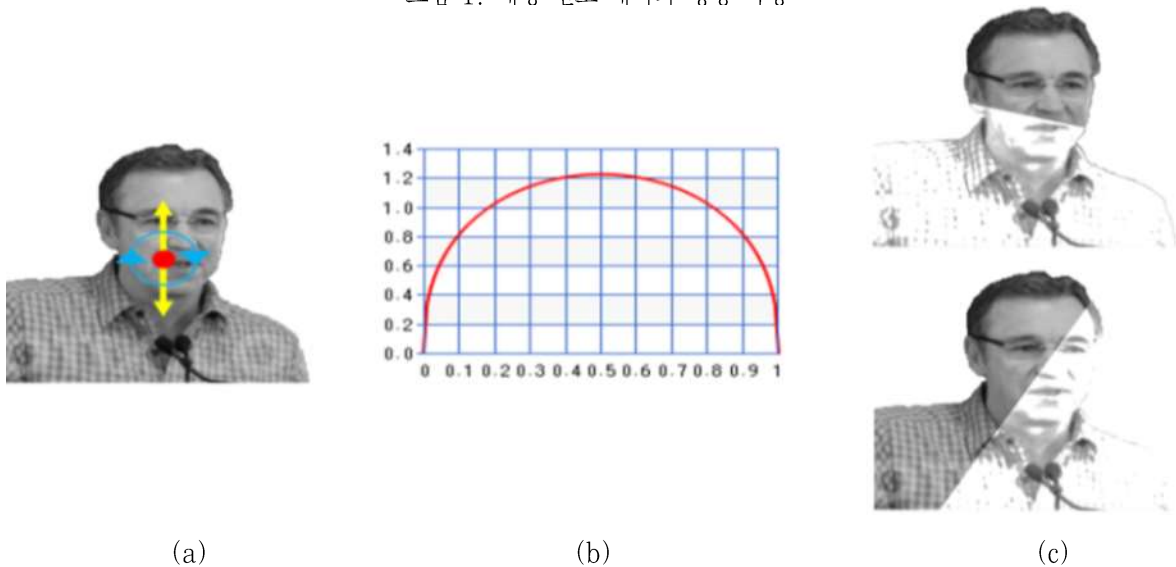


그림 3. 햇빛에 의한 그늘짐을 위한 오그멘테이션 결과

사람의 영역을 추출하기 위해서 딥러닝 분할(segmentation) 모델인 deeplab v3를 사용한다[4].

객체: 앞서 분석한 특징을 토대로 사용할 수 있는 오그멘테이션 방법은 폐색을 나타내기 위한 랜덤 지우기 오그멘테이션과 얼굴의 회전을 나타내기 위해 회전 오그멘테이션으로 일반적인 방법으로 오그멘테이션할 수 있다. 하지만 햇빛에 의한 그늘짐은 그림 2와 같이 현재 범용적으로 사용되는 얼굴검출 모델조차 검출을 못 할 정도로 치명적이다. 그러므로 햇빛에 의한 그늘짐을 표현하는 오그멘테이션은 매우 중요하다. 본 논문에서 햇빛에 의한 그늘짐을 표현하는 방법은 그림 3과 같다. 그림 3 (a)는 그늘의 경계를 정하는 부분으로 노란색은 위아래로 움직이며 중심점의 이동을 나타내고 파란색은 중심점에서 그늘막의 각도를 나타낸다. 중심점의 이동과 그늘막의 회전 정도는 그림 3 (b)의 베타(1.4, 1.4) 분포를 따른다. 그림 3 (c)는 베타 분포로부터 얻은 값으로 그늘막의 경계를 지정하여 오그멘테이션한 이미지의 결과다.

III. 결론

본 논문에서는 운전자 얼굴검출 환경을 분석하여 입력의 불필요한 분산을 줄이고자 배경과 객체를 분리하여 오그멘테이션을 시킨 뒤 합치는 방법으로 최적의 운전자 얼굴 데이터 생성 알고리즘을 제안하였다.

본 논문에서 얼굴 학습데이터가 사물에 복잡하게 얹혀있지 않는다면 정확히 사람의 영역을 추출하여 정상적으로 오그멘테이션을 시킨다. 그러나 사람과 사물이 복잡하게 얹혀있을 때 정확히 사람의 영역을 추출하지 못

하는 경우가 발생한다. 그러므로 오그멘테이션한 데이터를 검토하는 과정이 추가로 요구된다.

ACKNOWLEDGMENT

이 연구는 2019년도 산업통상자원부 및 산업기술평가관리원(KEIT) 연구비 지원에 의한 연구임(20003519)

참 고 문 헌

- [1] Zhang, Zhi, et al., "Bag of freebies for training object detection neural networks," arXiv preprint arXiv:1902.04103, 2019
- [2] Wood, Erroll, et al., "Learning an appearance-based gaze estimator from one million synthesised images," Proceedings of the Ninth Biennial ACM Symposium on Eye Tracking Research & Applications. 2016.
- [3] Park, Seonwook, et al., "Learning to find eye region landmarks for remote gaze estimation in unconstrained settings," Proceedings of the 2018 ACM Symposium on Eye Tracking Research & Applications, 2018.
- [4] Chen, Liang-Chieh, et al., "Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation," Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018.