

객체 탐지에서의 노이즈 보충 학습: 노이즈 이미지에서의 정확한 객체 탐지

Noise-Augmented Object Detection: Improving Object Detection Accuracy in Noisy Image

탁지수
유럽어문학과
가천대학교
경기도, 대한민국
jstak0804@gachon.ac.kr

이상웅*
AI 소프트웨어학부
가천대학교
경기도, 대한민국
slee@gachon.ac.kr

요약

컴퓨터 비전과 인공지능 기술의 발달로 인해, 입력 이미지에서 많은 종류의 객체를 탐지하는 알고리즘이 개발되고 있다. 이 중 YOLO(You Only Look Once)알고리즘은 실시간 객체 탐지에 적합한 알고리즘이다. 본 연구는 YOLO 알고리즘에서 실시간 객체 탐지를 비롯하여 영상 획득, 전송, 처리 과정에서 발생할 수 있는 노이즈를 미리 학습 데이터에 추가한 뒤 모델을 학습하여, 노이즈가 포함된 이미지에서 객체 탐지 정확도를 높이는 것을 목표로 한다. 모델의 성능을 객관적으로 판단하기 위해 노이즈를 적용한 이미지를 학습한 모델과 그렇지 않은 이미지를 학습한 모델을 준비하여 성능을 비교한다. 학습 이미지에 노이즈를 적용한 모델은 훈련 과정에서 의도적으로 노이즈가 있는 이미지를 학습했음에도 불구하고, 일반적인 방식으로 학습한 모델과 loss 값의 큰 차이가 없었다. 학습 단계가 끝난 후에 검증 단계에서 원본 이미지와 노이즈를 적용한 데이터셋을 준비하였다. 검증 단계에서 노이즈가 없거나 적은 이미지에서의 객체를 탐지하는 과정에서 큰 차이를 볼 수 없었지만, 노이즈의 강도가 큰 이미지에서는 기존의 학습 방식보다 더 우수한 모습을 보여준다.

키워드 : 객체 탐지, 노이즈, 딥 러닝, 컴퓨터 비전, YOLO

1. 서론

컴퓨터 비전과 하드웨어 성능의 향상으로 근래 다양한 인공지능 알고리즘이 제안되었다. 실시간 객체 탐지는 이중에서도 까다로운 임무로 빠른 연산 속도와 안정적인 결과물 도출이 필요하다. 실시간 탐지에는 여러 예로 사항이 존재하는데 현장에서 얻어지는 영상에는 다양한 종류의 노이즈가 섞일 수 있으며, 이러한 노이즈는 실시간 탐지 정확도에 지대한 영향을 끼칠 수 있다. 실시간 탐지 중에 발생하는 노이즈의 종류에는 주로 카메라 초점이 맞지 않아 발생하는 이미지 번짐 혹은 먼지와 같은 이물질로 인한 카메라 렌즈에 자국 발생 등이 있다. 이러한 이미지는 인공지능 모델 학습에 적합하지 않음으로 대부분 학습전에 제거가 된다. 그러나 다양한 외부 환경에 강인한 인공지능 모델을 학습하기 위해 다양한 노이즈가 추가된 이미지를 학습할 필요가 있으며 이는 가우시안 노이즈[1], 유니폼 노이즈[2] 등의 수식을 원본 이미지에 적용하여 증식할 수 있다. 본 연구에서는 실시간 객체 탐지를 위한 인공지능의 훈련 과정에서 노이즈가 포함된 이미지를 학습하여

정확도를 높이하고자 한다. 이와 더불어 연기가 자욱한 상황에서의 영상과 같은 자연 환경에서 발생한 실제 노이즈 상황의 이미지도 따로 학습하여 고의로 노이즈를 적용한 데이터가 모델이 노이즈에 강인 해지는데 기여하는지 알아보하고자 한다.

2. 관련연구

YOLO[3]는 객체 탐지를 위해 개발된 딥러닝 기반 모델로 기존에 객체 탐지 모델들이 객체를 탐지할 때 이미지를 분할하고 분할된 패치에서 객체를 탐지하던 것에 비해 한번에 이 단계를 수행한다는 점에서 계산 복잡도가 감소하는 이점이 있다.

3. 실험방법

3.1. 데이터셋

본 연구에 사용된 데이터는 다음과 같다. 먼저 coco128 데이터 셋으로 pre-trained 된 YOLOv5[4] 알고리즘에 다양한 경로에서 수집한 사람의 모습이 담겨있는 이미지에 의도적으로 각기 다른 강도의 노이즈를 적용한 후 객체를 라벨링 한 뒤 추가적으로 Fine-tuning 을 실행한다. 이때, 탐지할 객체의 클래스는 사람으로 한정한다. 이후 노이즈가 학습되지 않은 알고리즘에서의 탐지

정확도와 학습된 알고리즘에서의 노이즈 상황에서의 탐지 정확도를 확인한다.

3.2. 데이터 전처리

본 연구에 사용한 객체 탐지 데이터는 그림 1 과 같이 다양한 강도의 가우시안 노이즈를 적용시켜 학습 데이터와 테스트 데이터로 사용한다.

이후 검증 데이터로 사용되는 이미지에는 노이즈를 적용한 데이터셋과 노이즈를 적용하지 않은 원본 검증 데이터를 준비하여 각기 다른 방식으로 학습된 모델에 두 검증 데이터를 실험하는 과정을 준비하였다.

3.2. 실험환경

본 연구를 위해 GPU 는 NVIDIA GeForce GTX 1080 Ti, CPU 는 Intel i7 10700K, 메모리는 32GB 를 사용한다. 이미지 검출 알고리즘은 YOLOv5 를 사용한다.

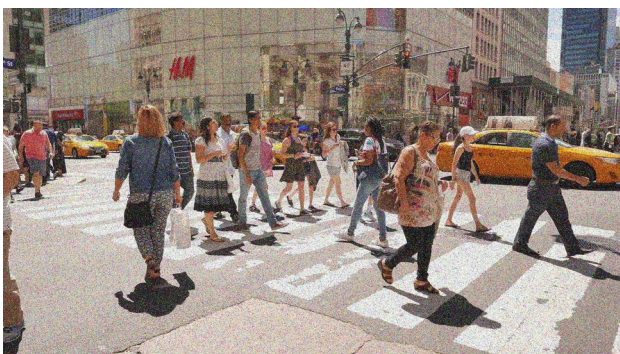


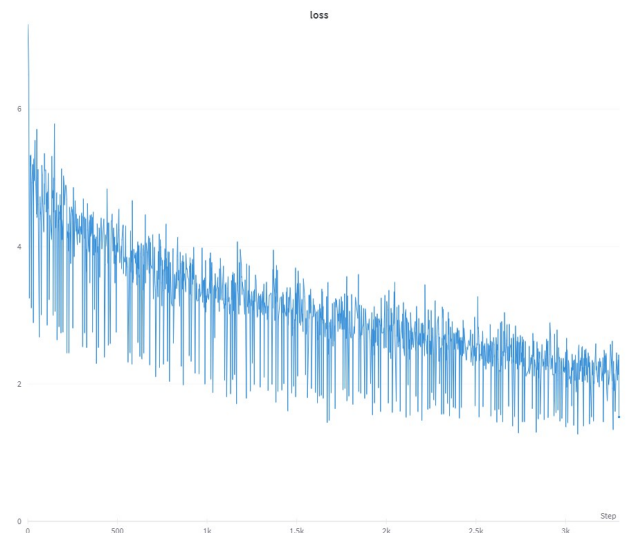
그림 1. 원본 검증 데이터(위) 노이즈가 적용된 검증 데이터 (아래)

3.2 방법론

본 실험은 다음과 같이 실험하여 제안 방법을 검증한다. 먼저, pre-trained 된 YOLO 알고리즘에 하나는 노이즈가 적용된 사람 사진으로 다른 하나는 노이즈가 적용된 이미지로 이루어진 데이터를 추가적으로 fine-tuning 하는 과정을 거친다.

4. 실험결과

그림 2 는 학습 과정에서의 검증 데이터 loss 값 변화 추이를 보여준다. 학습 과정 중 노이즈를 적용한 학습의 경우 최소 loss 가 1.691 을, 적용되지 않은 학습의 경우에는 1.273 으로 loss 값이 둘 다 높다. 그림 3 의 confusion matrix 를 비교하면, person 객체의 true-positive 정도가 각각 0.66, 0.70 으로 학습 데이터에 노이즈가 적용된 사진이 없는 경우에 노이즈가 적용되지 않은 이미지를 분류할 때 또한 노이즈를 포함하여 학습하여도 정확도에 큰 차이가 없는 모습을 보여준다.



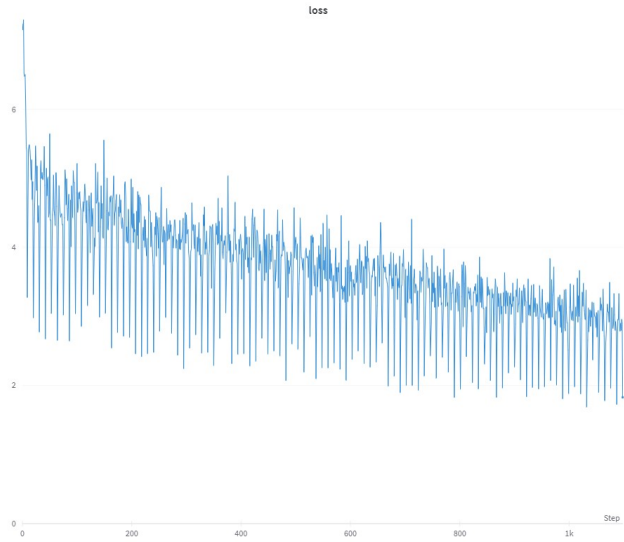


그림 2. 학습 과정에서의 Loss 변화 그래프

노이즈 미적용 학습(위) 노이즈 적용 학습(아래)

그러나 노이즈가 적용된 이미지에서 객체를 탐지하는 과정에서는 어느 정도의 차이를 확인할 수 있었다. 노이즈가 적용된 데이터를 학습하지 않은 경우에 그림 4와 같이 객체를 탐지하는 과정에서 탐지해야 할 객체를 놓치는 모습을 보여줌과 동시에 검출된 객체의 신뢰도(confidence) 수치도 낮다. 그러나, 노이즈가 적용된 데이터를 포함하여 학습한 경우, 동일한 정도의 노이즈가 적용된 이미지에 테스트 했음에도 불구하고, 그림 4와 같이 동일한 이미지에서 더 뛰어난 검출 능력을 보여준다.

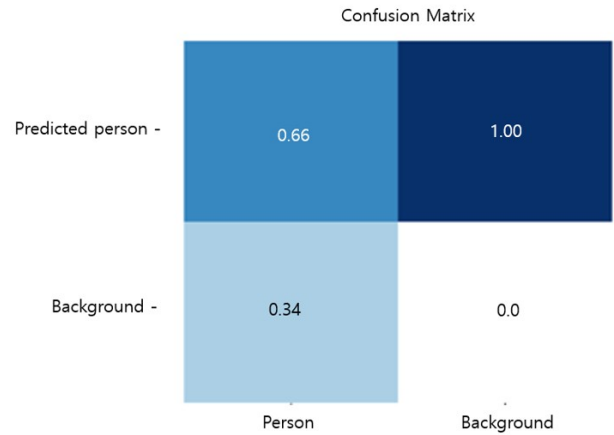
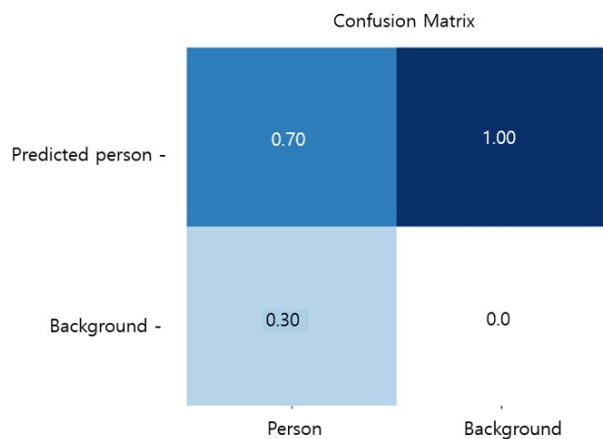


그림 3. 일반 이미지를 검증 데이터로 사용한 Confusion Matrix. 노이즈 미적용 학습(위) 노이즈 이미지 적용 학습(아래)



그림 4. 노이즈를 적용한 이미지를 학습하지 않은 상태에서의 detection 및 segmentation(위) 노이즈가 적용된 이미지를 학습한 상태에서의 detection 및 segmentation(아래)

기존의 방식으로 학습한 모델의 경우에는 탐지하려는 객체가 작을수록 노이즈가 적용된 이미지에서 객체를 검출하는 데에 어려움을 보인다. 단, 탐지하려는 객체가 너무 작은 경우에는 두 모델

모두 해당 객체를 탐지하지 못한다.

5. 결론

본 논문에서는 객체를 탐지하는 데에 있어 후에 영상 획득, 전송, 처리 과정에서 발생할 수 있는 각종 노이즈들에 대비하여 학습 단계에서 고의적으로 노이즈가 적용된 이미지들을 데이터에 포함하는 방식과 모델을 강인하게 만드는지 증명해본다. 해당 방식은 학습 과정에서는 크게 다른 결과를 보여주지 않았으나, 이후 test 과정에서 노이즈가 적용된 이미지에서 객체를 검출할 경우, 기존의 방식보다 더 우수한 모습을 보여준다. 특히 검출하려는 객체의 크기가 작을수록 기존의 방식으로 학습시킨 모델보다 우수한 모습을 보여준다. 이를 통해, 이후에 검출 모델을 사용할 때, 획득하는 영상의 품질을 보장하기 힘들 경우, 노이즈가 적용된 이미지를 학습시키는 것이 습득된 영상에서 노이즈가 검출되었을 때, 객체를 정확히 탐지하는데 도움이 될 수 있다는 결론을 얻을 수 있었다.

Acknowledgement

이 연구는 2022 년 정부(방위사업청)의 재원으로 국방과학연구소의 지원을 받아 수행된 미래도전국방기술 연구개발 사업임. (No.915027201)

참 고 문 헌

- [1] Oppenheim, Alan V. "Discrete-time signal processing." Pearson Education India, 1999.
- [2] Papoulis, Athanasios, and S. Unnikrishna Pillai. "Probability, random variables and stochastic processes." 2002.
- [3] Redmon, Joseph, et al. "You only look once: Unified, real-time object detection." Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016.
- [4] <https://github.com/ultralytics/yolov5>