

딥러닝 기반 객체 탐지 모델 비교를 통한 번호판 비식별화 연구

이승주*, 유도진**, 이용준***, 안상수****
*극동대학교 일반대학원 인공지능보안학과
**극동대학교 일반대학원 인공지능보안학과
***극동대학교 일반대학원 인공지능보안학과
****극동대학교 일반대학원 인공지능보안학과
si0733724@gmail.com

A Comparative Study of Deep Learning-Based Object Detection Models for License Plate De-identification

Seung-Ju Lee*, Do-Jin Yoo**, Yong-Joon Lee***, Sang-Su An****
*Dept. of AI Security, Far East University
**Dept. of AI Security, Far East University
***Dept. of AI Security, Far East University
****Dept. of AI Security, Far East University

요약

최근 영상 데이터 활용이 증가하면서, 차량 번호판과 같은 민감 정보의 노출에 따른 사생활 침해 및 법적 문제가 대두되고 있다. 이에 따라 본 연구는 번호판 비식별화를 위한 객체 탐지 모델의 성능을 비교 분석하는 것을 목적으로 한다. EfficientDet-d2, YOLOv8m, YOLOv11m 세 가지 모델을 동일한 데이터셋과 조건에서 학습한 후, Precision, Recall, mAP@50 및 손실 지표를 기준으로 성능을 평가하였다. 실험 결과, EfficientDet-d2는 소형 객체 탐지에서 정밀도 한계를 보였으며, YOLOv8m은 경량화된 구조임에도 높은 정확도와 안정적인 성능을 나타냈다. YOLOv11m은 복잡한 환경에서도 뛰어난 탐지 성능을 기록하였다. 본 연구는 비식별화 시스템 구축 시 모델 선택에 대한 실질적인 기준을 제시하였으며, 향후 실시간 영상 처리 환경으로의 확장 가능성과 다양한 조건을 고려한 고도화 방향을 제안한다.

1. 서론

최근 블랙박스, CCTV, 드론 등 영상 기반 장비의 보급이 확산하면서 영상 속 개인정보 노출 위험이 사회적으로 쟁점이 되고 있다. 영상 내 차량 번호판은 개인의 신원이나 위치를 식별할 수 있는 대표적인 민감 정보이다. 식별할 수 있는 상태로 노출할 경우 사생활 침해 및 법적 문제로 이어질 수 있다. 따라서 번호판을 자동으로 식별하고 마스킹하는 비식별화 기술의 적용이 필수적이다.

기존에는 마스킹을 수작업으로 적용하거나 단순 영상 처리 필터에 의존한 방식이 사용되었으며 탐지 정확도가 낮고 일관된 처리 결과를 확보하기 어려웠다. 이를 해결하기 위해 최근에는 딥러닝 기반 객체 탐지 기술을 이용하여 민감 정보를 자동으로 인식하고 해당 영역에만 마스킹을 적용하는 방식이 제안되고 있다. 객체 탐지 기반 비식별화 방식은 정해진 위치와 형태를 보이는 번호판 탐지에 효과적이며 자동화 측면에서도 높은 실용성을 갖는다[1]. 또한 YOLO 기반 탐지 알고리즘과 CNN을 결합하여 영상 환경 변화에 번호판 인식 시스템을 구현한 기존 연구에서는 기존 OCR 방식 대비 높은 인식 정확도가 나왔다.

실시간 처리 성능과 번호판 회전에 대한 보정 기능에 강점을 보였다[2]. 이에 본 연구에서는 객체 탐지 기반 번호판 비식별화 시스템을 구축하고 이를 위해 EfficientDet-d2, YOLOv8m, YOLOv11m 세 가지 모델을 동일한 조건에서 학습 및 평가하였다. 학습 결과를 바탕으로 정량적 성능 지표와 시각적 마스킹 결과를 함께 분석하여 각 모델의 적합성을 비교하고 향후 비식별화 시스템 설계 시 모델 선정 기준을 제시하고자 한다.

2. 이론적 배경 및 모델 비교

2.1 객체 탐지 기술 개요

객체 탐지 기술은 영상 내에서 특정 객체의 위치를 탐지하고 이를 기반으로 마스킹을 자동으로 수행할 수 있도록 지원하는 인공지능 기법이다. 이러한 기술은 영상 속 번호판과 같은 민감 정보에 대한 정밀한 탐지 및 비식별화 처리에 효과적이며 실시간 적용이 가능한 모델이 개발되면서 다양한 분야로 응용 범위가 확장되고 있다. 특히 영상 기반 개인정보 보호를 목적으로 한

연구에서는 객체 탐지를 통해 민감 정보를 자동으로 식별한 뒤 해당 영역에만 선택적으로 마스킹을 적용한 방식이 제안되고 있으며 처리 일관성과 효율성 확보 측면에서 실용적인 접근으로 평가되고 있다[2].

2.2 선행연구

번호판 등 민감 정보를 식별할 수 있는 상태로 방치할 경우 사생활 침해 및 법적 문제가 발생할 수 있다. 이를 자동으로 탐지하고 마스킹하는 비식별화 기술이 연구되고 있다. 특히 번호판과 같이 고정된 형태를 가진 객체는 딥러닝 기반 객체 탐지 모델을 통해 효과적으로 처리할 수 있다. 기존의 수동 필터링 방식은 탐지 정확도가 낮은 단점이 있지만 객체 탐지는 효과적으로 개선할 수 있는 기술로 평가되고 있다[1]. 기존 연구는 영상 내 민감 정보 영역을 객체 탐지 모델을 통해 자동으로 검출하고 하이브리드 마스킹 및 복원 구조를 적용하여 정밀한 비식별화 처리와 개인정보 보호가 가능함을 입증하였다. 이 과정에서 YOLO 계열과 EfficientNet 기반 모델이 함께 사용되며 실시간성, 처리 효율성, 탐지 정확도 측면에서 높은 활용 가능성을 보였다[3]. YOLO 계열 모델은 경량 구조, 빠른 추론 속도, 높은 정밀도를 동시에 만족하며 다양한 분야에서 활용되고 있다. 최신 YOLOv11 모델은 기존 구조에 비해 소형 객체 탐지 성능과 구조 효율성이 향상되어 비식별화와 같은 세밀한 탐지에 적합하다[4]. EfficientDet은 EfficientNet 백본과 BiFPN 구조로 연산량을 줄이고 일정 수준 이상의 탐지 성능을 유지할 수 있게 설계된 모델이며 경량성과 실용성이 주어진 환경에서 높은 평가를 받는다. 본 연구에서는 선행 연구를 바탕으로 EfficientDet-d2, YOLOv8m, YOLOv11m 세 가지 모델을 동일한 조건에서 비교하여 번호판 비식별화를 위해 적합한 객체 탐지 모델을 발견하는 것을 목표로 한다.

2.3 모델 비교

본 연구에서는 차량 번호판 탐지 및 마스킹을 위한 객체 탐지 모델로 EfficientDet-d2, YOLOv8m, YOLOv11m 세 가지 모델을 선정하였다. 세 가지 모델은 구조, 연산 효율성, 탐지 정밀도, 실시간 처리 성능 측면에서 차이를 보이며 설계 목적에 따라 응용 가능성도 상이하다. EfficientDet-d2는 연산 효율성을 최우선으로 고려한 경량 모델로 저전력 기기나 모바일 환경에서 적합하다. 하지만 탐지 속도는 느린 편으로 실시간 처리에는 제한이 있다[5]. 각 모델의 구조적 특징과

장단점은 [표 1]에 요약하였다. YOLOv8m은 속도와 효율성에 중점을 둔 경량화 모델로 실시간 처리가 가능하며 중소형 객체 탐지에 적절한 성능을 보인다. 하지만 상위 모델보다 정밀도는 상대적으로 낮을 수 있다[1]. YOLOv11m은 정확도와 속도 간의 균형이 잘 갖춰진 모델로 복잡한 환경에서도 높은 정밀도의 탐지가 가능하다. 하지만 구조가 복잡하고 연산량이 많아 저사양 환경에서는 비효율적일 수 있다. 각 모델의 구조적 특징과 장단점은 [표 1]에 요약하였다. YOLOv8m은 속도와 효율성에 중점을 둔 경량화 모델로 실시간 처리가 가능하며 중소형 객체 탐지에 적절한 성능을 보인다. 하지만 상위 모델보다 정밀도는 상대적으로 낮을 수 있다[1]. YOLOv11m은 정확도와 속도 간의 균형이 잘 갖춰진 모델로 복잡한 환경에서도 높은 정밀도의 탐지가 가능하다. 하지만 구조가 복잡하고 연산량이 많아 저사양 환경에서는 비효율적일 수 있다. 각 모델의 구조적 특징과 장단점은 [표 1]에 요약하였다.

[표 1] EfficientDet-d2, YOLOv8m, YOLOv11m 모델 비교[1][4][5]

항목	EfficientDet-d2	YOLOv8m	YOLOv11m
개발 주체	Google	Ultralytics	Ultralytics
백본 구조	EfficientNet + BiFPN	CSPNET 기반	YOLOv8 개선형 구조
주요 특징	연산 효율 중심 경량 구조	속도 중심 경량 모델	정확도, 속도 균형 구조
장점	연산 적고 모바일 환경 적합	빠르고 저사양 환경 안정적 실행	정밀 탐지, 다양한 환경 대응
단점	속도가 느려 실시간 처리 어려움	작은 객체 탐지 정밀도 낮음	연산량 많고 구조 복잡
적용 사례	IoT, 모바일	번호판 실시간 인식	고정밀 탐지, 실시간 영상 분석

3. 실험 환경 구성 및 학습

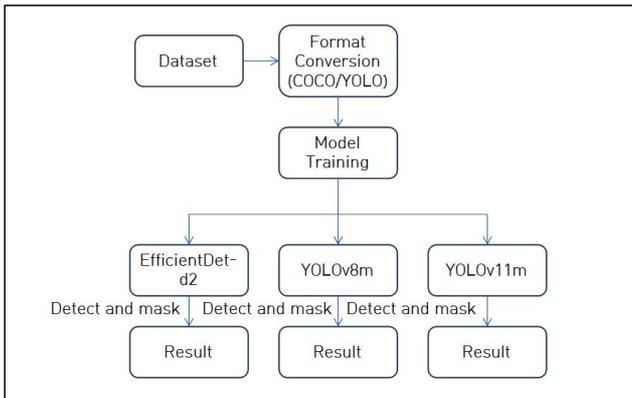
3.1 데이터셋 구성

Roboflow의 공개 데이터셋 License Plate Recognition을 활용한다. 데이터셋은 총 10,125장이며 훈련용(train) 7,057장, 검증용(val) 2,048장, 테스트용(test) 1,020장으로 구분되어 있다. 이미지는 다양한 차량 종류, 촬영 거리 및 각도를 포함하고 있다. 클래스값은 1이며 이를 기반으로 객체 탐지 모델로 학습을 진행한다. EfficientDet-d2 모델은 동일한 데이터를 COCO JSON 형식으로 변환하여 학습을 진행하고 YOLOv8m과 YOLOv11m과 비교하여 성능을 평가한다.

Ov11m 모델은 YOLO 형식으로 학습을 진행한다.

3.2 학습 환경 및 설정

모든 실험은 Google Colab Pro에서 NVIDIA A100 GPU로 학습을 진행하였다. 대용량 데이터 처리 및 복잡한 연산에 적합하여 실험의 일관성과 효율성을 보장할 수 있다. 공정성을 위해 모든 모델은 입력 이미지 해상도를 640x640으로 고정하고 학습 epoch 수를 50, batch size를 16으로 동일하게 설정한다. 또한 각 모델의 프레임워크 기본 설정을 그대로 사용하여 구조적 차이 이외의 요소가 성능에 영향을 미치는 것을 최소화한다. EfficientDet-d2는 데이터셋을 변환하여 COCO JSON 형식 기반으로 학습하였으며 PyTorch 기반의 Yet-Another-EfficientDet-Pytorch 레포지토리를 이용하여 학습을 진행한다. YOLOv8m과 YOLOv11m은 YOLO 형식으로 구성된 동일 데이터셋을 사용하고 ULtralytics 프레임워크를 통해 학습을 진행한다. EfficientDet-d2 모델은 train.py 스크립트를 통해 데이터셋 경로, 학습 하이퍼파라미터 등을 지정하여 학습을 진행하며 YOLOv8m과 YOLOv11m은 ULtralytics 프레임워크의 model.train() 명령어를 사용하여 동일한 조건에 학습한다. [그림 1]은 모델별 학습 구성도이다.



[그림 1] YOLO 및 EfficientDet 기반 실험 구성도

3.3 평가 지표

본 연구에서는 모델의 성능을 종합적으로 평가하기 위해 탐지 성능 지표와 학습 손실 지표를 함께 활용하였다. [표 2]는 Precision, Recall, mAP@50으로 구성된 주요 객체 탐지 성능 지표로, 모델의 정확도와 탐지 성능을 나타낸다. 정확도뿐만 아니라 실제 번호판 탐지의 일관성과 신뢰성을 함께 평가할 수 있다는 점에서 유용하다. [표 3]은 Classification Loss, Regression Loss, Total Loss로 구성되며, 학습 과정에서의 예측 오류와 수렴 정도를 파악하는 데 사용된다. 이러한

지표를 통해 각 모델의 탐지 성능뿐만 아니라 학습 안정성까지 종합적으로 비교할 수 있다.

[표 2] 객체 탐지 성능 지표

지표	설명
Precision(정밀도)	탐지된 객체 중 실제 정답 비율
Recall(재현율)	실제 객체 중 탐지 성공 비율
mAP@50	IoU 0.5 기준 평균 정밀도

[표 3] 객체 탐지 학습 손실 지표

지표	설명
Classification Loss	클래스 분류 손실
Regression Loss	위치 예측 오차 손실
Total Loss	전체 학습 손실 합계

4. 결과 분석

4.1 탐지 정확도 및 마스킹 효과 비교

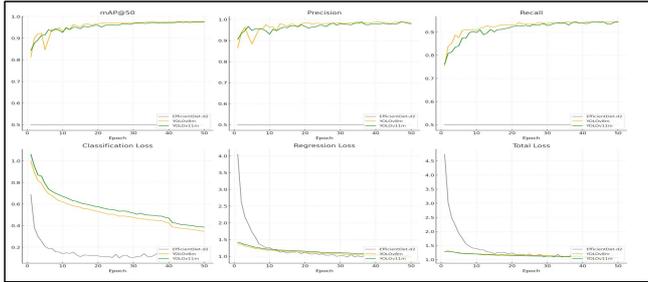
본 연구에서는 객체 탐지 모델의 성능을 비교하기 위해 탐지 성능 지표와 학습 손실 지표를 통해 분석하였다. YOLO 계열 모델은 전반적으로 높은 정밀도와 재현율 값이 나왔으며 mAP@50 역시 각각 97.72%, 97.40%로 매우 우수한 수치를 기록하였다. [표 4]는 모델별 주요 성능을 수치로 비교한 것이다.

[표 4] EfficientDet-d2, YOLOv8m, YOLOv11m 모델 성능 비교

항목	EfficientDet-d2	YOLOv8m	YOLOv11m
Precision	49.97	98.16	98.01
Recall	49.97	94.58	94.35
mAP@50	49.97	97.72	97.40
Classification Loss	0.3	0.39	0.37
Regression Loss	1.01	0.46	0.42
Total Loss	1.33	0.67	0.62

[그림 2]는 모델별 성능 변화 추이 그래프이다. epoch 진행에 따라 Precision, Recall, mAP@50 변화를 시각화하여 각 모델의 학습 안정성과 수렴 속도를 비교할 수 있다. YOLOv8m은 경량화된 구조임에도 낮은 손실값을 유지하며 성능과 효율성 면에서 균형을 보여주었고 YOLOv11m은 정밀 탐지에 특화된 구조를 바탕으로 전반적인 성능을 보였다. 반면

EfficientDet-d2는 탐지 정확도와 손실 지표 모두에서 낮은 성능을 보였다. 해당 모델이 연산 효율성 구조로 설계되어 번호판과 같은 작은 객체 탐지에는 알맞지 않다고 판단된다. 또한 YOLO 계열에 비해 학습 최적화와 추론 속도 측면에서도 한계를 보였다.

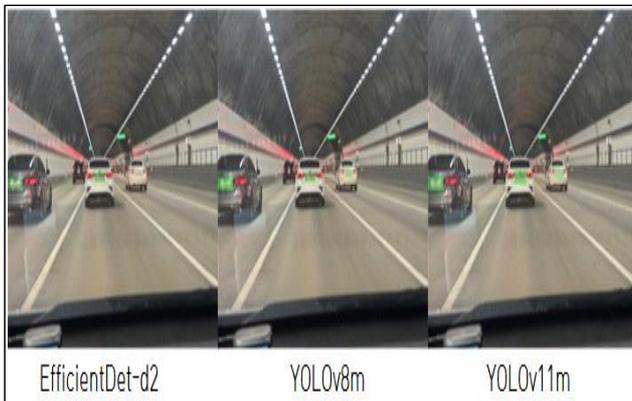


[그림 2] 모델별 성능 변화 추이 비교

4.2 시각적 탐지 결과

[그림 3]은 동일한 도로 이미지를 기반으로 각 모델에 적용하여 번호판을 탐지하고 마스킹 처리한 결과를 시각적으로 표현한 것이다. YOLO 계열 모델은 전방 차량의 번호판을 모두 안정적으로 탐지하였으며 탐지된 위치에 대해 정확한 마스킹 처리가 적용되었다.

YOLOv8m은 경량화된 구조임에도 불구하고 YOLOv11m과 유사한 수준의 정확도로 결과물을 추출하였다. 반면 EfficientDet-d2는 일부 차량의 번호판을 대해 마스킹이 빠지는 경우가 발생하여 모든 번호판을 완전히 탐지하지 못한 결과가 나왔다. 이러한 시각적 결과를 통해 EfficientDet-d2도 일정 수준의 탐지 성능을 보이지만 하지만 정밀한 탐지와 마스킹 품질 확보 측면에서는 YOLO 계열 모델이 우수한 성능이 나타남을 확인할 수 있었다.



[그림 3] 모델별 번호판 탐지 및 마스킹 결과 비교

5. 결론

본 연구는 차량 번호판 비식별화를 위해 객체 탐지

기반 방식을 적용하고 구조가 비슷한 딥러닝 모델들의 성능을 비교하는 데 목적을 두었다. EfficientDet-d2, YOLOv8m, YOLOv11m 세 가지 모델을 동일한 데이터셋과 실험 조건에서 학습시킨 후 성능 지표, 손실 지표, 마스킹 결과로 성능을 평가하였다. 실험 결과 YOLO 계열 모델은 Precision, Recall, mAP@50, 손실 지표 등 지표에서 우수한 성능을 보였으며 학습 과정에서도 빠른 수렴과 안정적인 손실 결과가 나타났다. YOLOv8m은 경량화된 구조임에도 속도와 정확도 측면에서 높은 결과값이 나타났다. YOLOv11m은 정밀한 탐지에 강점이 나타났다. 반면 EfficientDet-d2는 연산 효율성을 중요시한 모델임에도 불구하고 번호판과 같은 소형 객체 탐지에서 누락 및 오탐지 현상이 발생하며 상대적으로 낮은 성능을 보였다. 이를 통해 모델 구조와 학습 방식이 비식별화 성능에 직접적인 영향을 미침을 확인할 수 있었으며 시스템 설계 시 모델 선택에 있어 실질적인 기준을 제시했다는 점에서 연구의 의의가 있다. 본 연구의 비교 결과를 바탕으로 YOLOv8m은 저사양 장비나 실시간 응용이 요구되는 환경에서 활용될 수 있는 모델이며, YOLOv11m은 고해상도 정밀 탐지나 복잡한 객체가 포함된 고사양 환경에서 뛰어난 성능을 발휘할 수 있는 모델이다. 향후 연구에서는 이미지가 아닌 영상 기반의 실시간 탐지 환경에서의 성능 검증이 필요하며 해상도 변화, 조도 조건, 다중 객체 상황 등 다양한 변수에 대한 실험적 고려도 필요하다. 다양한 환경과 조건에 대한 성능 향상을 위해 데이터 증강(Augmentation) 기법을 적용하는 방안이 추가 연구로 고려될 수 있다. 이를 통해 보다 견고하고 신뢰성 있는 개인정보 비식별화 시스템 구축이 가능할 것으로 기대된다.

참고문헌

- [1] 정유석 외, “딥러닝 기반 객체탐지 모델을 활용한 개인정보 비식별화 자동화 시스템,” 한국CDE학회논문집, 제27권 제4호, 2022.
- [2] 김재정, 김창복 “YOLO와 CNN을 이용한 강인한 차량 번호판 인식 시스템 구현,” KIIT 논문지, 제19권 제4호, 2021, pp. 1-9.
- [3] 송인준, 김차중, “영상데이터의 개인정보 영역에 대한 인공지능 기반 비식별화 기법 연구,” 대한임베디드공학학회논문지, 제19권 제1호, pp. 19-25, 2024.
- [4] Ultralytics, “YOLOv11: Next-Gen Object Detection,” Ultralytics Docs, 2024. [온라인]. 이용 가능: <https://docs.ultralytics.com/models/yolo11>
- [5] 양태원, 나건열, “EfficientNetV2를 활용한 차량 번호판 비식별화 시스템 개발,” 한국CDE학회논문집, 제28권 제4호, pp. 503-513, 2023.