

조호환경 내 환자 탐지를 위한 YOLO 모델 기반 바운딩 박스 앙상블 기법

박준휘¹, 김범준², 김인기², 곽정환^{3,*}

¹한국교통대학교 AI로봇공학과

²한국교통대학교 교통에너지융합학과

³한국교통대학교 소프트웨어학과

qkrwnsgnl1620@gmail.com, zhskfkseh@gmail.com, cv2@kakao.com, jgwak@ut.ac.kr

YOLO models based Bounding-Box Ensemble Method for Patient Detection In Homecare Place Images

Junhwi Park¹, Beomjun Kim², Inki Kim², Jeonghwan Gwak^{3,*}

¹Dept. of AI-Robotics Engineering, Korea National University of Transportation

²Dept. of IT-Energy Convergence, Korea National University of Transportation

³Dept. of Software, Korea National University of Transportation

*Corresponding Author

요 약

조호환경이란 환자의 지속적인 추적 및 관찰이 필요한 환경으로써, 병원 입원실, 요양원 등을 의미한다. 조호환경 내 환자의 이상 증세가 발생하는 시간 및 이상 증세의 종류는 예측할 수 없기에 인력을 통한 상시 관리는 필수적이다. 또한, 환자의 이상 증세 발견 시간은 발병 시점부터의 소요 시간이 생사와 직결되기에 빠른 발견이 매우 중요하다. 하지만, 인력을 통한 상시 관리는 많은 경제적 비용을 수반하기에 독거 노인, 빈민층 등 요양 비용을 충당하지 못하는 환자들이 수혜받는 것은 어려우며, 인력을 통해 이루어지기 때문에 이상 증세 발병 즉시 발견에 한계를 가진다. 즉, 기존까지 조호환경 내 환자 관리 방식은 경제적 비용과 이상 증세 발병 즉시 발견에 한계를 가진다는 문제점을 가진다. 따라서 본 논문은 YOLO 모델의 조호환경 내 환자 탐지 성능 비교 및 바운딩 박스 앙상블 기법을 제안한다. 이를 통해, 딥러닝 모델을 통한 환자 상시 관리가 이루어지기에 높은 경제적 비용문제를 해소할 수 있다. 또한, YOLO 모델 바운딩 박스 앙상블 기법 WBF를 통해 폐색이 짙은 조호환경 영상 데이터 내에 객체 탐지 영역 정확도 향상 방법을 연구하였다.

1. 서론

치료가 필요한 환자의 경우 통원 치료, 입원 등을 통하여 지속적인 전문 의료 인력의 관찰이 필요하다. 하지만, 현재 대한민국 전문 의료 인력은 점점 감소하고 있으며, COVID-19 팬데믹 사태로 인하여 점점 필요한 인력은 증가하는 추세이다. 따라서 지속적인 관찰이 필요한 환자들을 위하여 의료 보조 시스템 중 하나인 인공지능 기반 의료 보조 시스템에 대한 관심이 증가하고 있다. 인공지능 기반 의료 보조 시스템이란 관심 객체를 탐지하고 여러 위급 상황에 대비할 수 있도록 전문 의료진에게 해당 상황을 전달해주는 역할을 주로 수행한다. 따라서 관심 객체의 탐지는 인공지능 기반 의료 보조 시스템의 시작점과 같다고 볼 수 있으며, 이미 많은 객체 탐색 알고리즘이 연구되었다. 하지만 조호환경 내 데이터셋을 수집하는 것은 매우 어려운 일

이며, 이에 대한 연구 동향을 찾아보기 힘들다. 따라서 본 논문에서는 COCO 데이터셋[1]을 사전학습한 You-Only-Look-Once(YOLO) 모델[2-5]에 추가적으로 조호환경 테스트 베드 구축 및 직접적인 촬영으로 수집한 데이터셋들을 전이학습하여 성능을 비교하였다. 또한 폐색(Occlusion)이 짙거나 Missing Frame이 발생하는 테스트 데이터셋에 대해서도 정교한 예측을 도출하기 위해 바운딩 박스 앙상블을 진행하였다. 바운딩 박스 앙상블은 Bounding Box(BBox)를 이용한 Weighted boxes fusion(WBF)[6] 앙상블 기법을 통해 진행하였고 기존 YOLO 모델들과 IoU Score를 비교하였다.



(그림 1) left : 테스트 베드, right : 데이터셋 예시

2. 관련 연구

2.1 YOLO

YOLO는 사람이 실시간으로 체감할 수 있는 30FPS 이상의 객체 탐지 속도를 가진 1-Stage 기반 객체 탐지 모델이다. YOLO는 한 번의 이미지 입력에 대해 객체가 어떤 종류인지 판별하는 Classification과 관심 객체의 위치를 판별하는 BBox-Regression을 한번에 진행하기 때문에 실시간 객체 탐지가 가능하다. 조호환경 내 환자 탐지 시스템은 실시간 객체 탐지가 필수적이기에 본 논문에서는 조호환경 내 환자 탐지를 위해 YOLO 모델들을 적용한다.

3. 제안 기법

3.1 모델 학습 및 데이터셋

본 논문에서는 조호환경 내 환자 탐지를 위해 80개의 클래스로 구성된 COCO 데이터셋으로 사전 학습된 YOLO 모델에 환자만을 추출하기 위해 직접 촬영한 데이터셋으로 전이 학습을 진행하였다. 배치 크기는 4, 에폭 수는 300으로 진행하였으며, 데이터셋 구성은 학습 데이터셋 500장, 검증 데이터셋 100장, 테스트 데이터셋 100장으로 구성하였다.

3.2 YOLO 모델 성능 비교

조호환경 내 환자 객체 탐지에서 mAP 수치가 가장 높은 YOLO 모델을 찾기 위해 YOLO-V3, YOLO-V4, YOLO-V5, YOLO-R, YOLO-V7 모델들에 대한 객체 탐지 성능을 비교하였다. 각 모델의 성능지표는 표 1과 같다.

<표 1> YOLO 모델 성능지표

Models	Pre-Trained	mAP_0.5:0.95	mAP_0.5
YOLO-V3	Coco Dataset	0.9336	0.995
YOLO-V4	Coco Dataset	0.9311	0.994
YOLO-V5	Coco Dataset	0.9502	0.995
YOLO-R	Coco Dataset	0.9480	0.995
YOLO-V7	Coco Dataset	0.9618	0.996

표 1은 각 YOLO 모델의 mAP_0.5:0.95와 mAP_0.5 수치를 나타낸다. 모든 모델이 mAP_0.5에 대해서는 0.995에 근사하지만 mAP_0.5:0.95에 대해서는 YOLO-V5와 YOLO-V7 두 모델만 0.95 이상의 수치를 가지는 것을 확인할 수 있다. 모든 모델이 높은 성능을 가지지만 Missing Frame과 같이 폐색이 짙은 테스트 데이터셋에서는 객체 탐지 성능이 저하되었다.

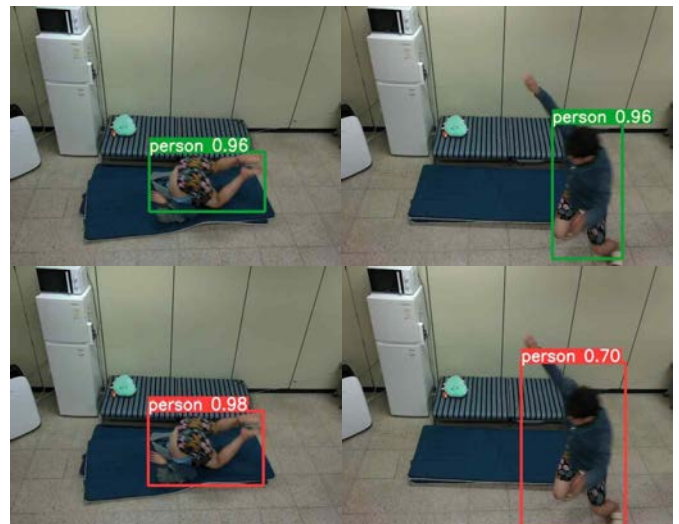


(그림 2) Worst Prediction Result

그림 2에서 확인할 수 있는 것처럼 폐색이 짙은 테스트 데이터 셋 이미지에 대해 부정확한 바운딩 박스를 나타내는 것을 확인할 수 있다.

3.3 WBF 앙상블

본 논문에서는 WBF를 통해 바운딩 박스 앙상블을 수행하였다. 폐색이 짙은 테스트 데이터셋에 대해서 YOLO-V5와 YOLO-V7 두 모델의 예측 결과와 GT(Ground-Truth)와의 IoU Score는 YOLO-V5가 더 높은 수치를 가졌다. 따라서 YOLO-V5는 2, YOLO-V7은 1의 가중치로 설정해 앙상블을 진행하였고, IoU 임계치는 0.55로 설정하였다. 그림 3은 YOLO-V5와 YOLO-V7 예측 결과 예시이다.




(그림 3) Top : YOLO-V7 Result,

Bottom : YOLO-V5 Result

그림 3을 통해 폐색이 짙은 테스트 데이터 셋에서는 바운딩 박스의 정밀도가 떨어지는 것을 확인할 수

있다. 따라서, 본 논문에서는 바운딩 박스 정밀도 향상을 위해 YOLO-V5와 YOLO-V7의 예측 결과를 통해 바운딩 박스 앙상블을 진행하였다. 그림 4는 바운딩 박스 앙상블 결과이다.



	YOLO-V3	YOLO-V4	YOLO-V5	YOLO-R	YOLO-V7	Ensemble IoU
Left	0.957	0.859	0.944	0.853	0.818	0.947
Right	0.788	0.888	0.820	0.683	0.486	0.770

(그림 4) WBF 앙상블 결과 및 단일 모델 IoU Score 기준에 YOLO-V5와 YOLO-V7의 예측 결과와 GT의 IoU Score는 각각 0.944, 0.818을 가졌다. 그림 4의 왼쪽 예측 결과와 GT의 IoU Score는 0.947로 기존 모델의 예측 결과보다 더 정밀한 바운딩 박스를 예측한다. 하지만 그림 4의 오른쪽 이미지에 대해 기존 모델은 각각 0.82, 0.48의 IoU Score를 가지지만, 앙상블 예측 결과는 0.77로 기존 모델 보다 부정확한 바운딩 박스를 예측한다.

4. 결론

본 논문에서는 조호환경 내 환자 탐지를 위한 YOLO 모델 성능 비교 및 WBF를 이용한 바운딩 박스 앙상블 기법을 제안한다. YOLO 모델 성능 비교를 통해 조호환경 내 실시간 환자 객체 탐지 시스템에 가장 적합한 YOLO 모델은 YOLO-V5와 YOLO-V7임을 입증하였다. 이에 기존 모델에서 폐색이 짙은 테스트 이미지에 대해 바운딩 박스 정밀도가 저하되는 문제점을 해결하기 위해서 WBF를 통한 바운딩 박스 앙상블을 적용하였다. 하지만 앙상블 예측 결과는 모든 이미지에 대해 정확한 바운딩 박스를 예측하지 못하였고, 일부 이미지에 대해서 정밀한 바운딩 박스 예측을 도출하였다. 추후 바운딩 박스 정밀도 향상을 위한 앙상블 기법을 추가로 연구할 예정이다.

Acknowledgment

This work was supported in part by the "Regional Innovation Strategy (RIS)" through the National

Research Foundation of Korea(NRF) funded by the Ministry of Education(MOE) (2021RIS-001 (1345341783))

참고문헌

- [1] Tsung Y. Lin, Michael E, Serge B, James H, Pietro P, Deva R, Piotr D and C L. Zitnick, "Microsoft COCO: Common Objects in Context", European Conference on Computer Vision (ECCV), Switzerland, 2014, pp. 740-755
- [2] Joseph R, Ali F, "YOLOv3: An Incremental Improvement", arXiv preprint arXiv, Vol. 1804, No. 02767, 2018
- [3] Alexey B, CY W, HY M. Liao, "YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection", Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Vol. 2004, No. 10934, 2020
- [4] CY W, IH Y, HY, HY M. Liao, "You Only Learn One Representation: Unified Network for Multiple Tasks", Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Vol. 2105, No. 04206, 2021
- [5] CY W, Alexey B, HY M. Liao, "YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors", Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Vol. 2207, No. 02696, 2022
- [6] Roman S, Weimin W, Tatiana G, "Weighted boxes fusion: Ensembling boxes from different object detection models", Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Vol. 1910, No. 13302, 2019