

인공지능 가속기를 이용한 AMR(Autonomous Mobile Robot)의 Line 주행 및 Docking 영상처리 시스템 개발

홍경서*, 안성호*, 김태민*, 이재혁*, 고국원*

*한라대학교 미래모빌리티공학과

e-mail : 202315023@hu.halla.ac.kr, 202315015@hu.halla.ac.kr,
202315005@hu.halla.ac.kr, 202315023@hu.halla.ac.kr, kukwon.ko@halla.ac.kr

Development of AMR Line Following and Docking Image Processing System Using Artificial Intelligence Accelerator

Kyeong Seo Hong*, Seong Ho An*, Tae Min Kim*

Jae Hyeok Lee* Kuk Won Ko*

*Dept. of Future Mobility Engineering, Halla University

최근 물류 및 운송 분야에서는 자율주행 로봇(AMR)에 인공지능의 활용하는 사례가 증가되고 있다. 본 연구에서는 기존의 AGV(Auto Guided Vehicle)를 AMR으로 대체하면서 라인 구간을 따라 이동해야 하는 경우가 있다. 그러나 기존 AGV의 라인이 손상되면 정확한 인식이 어려워진다. 그리h, AMR의 물류 이송시 rack의 위치에 정확한 정렬이 필요한 경우 라이다의 해상도도 부족을 해결하기 위하여 rack의 마커를 부착하고 이를 인식하여 정확한 정렬이 가능할 수 있도록 적용하였다. 인공지능의 활용성을 높이기 위하여 Hailo사의 인공지능 NPU인 H8을 활용하여 효율적인 Edge AI 가속기를 개발하여 AMR에 적용하고 그 효용성을 검증하였다.

1. 서론

최근 물류 및 운송 분야에서는 자율주행 로봇(AMR) 기술이 점차적으로 중요성을 더해가고 있다. 특히, AMR은 자율주행을 목표로 하지만 기존의 AGV(Auto Guided Vehicle)을 대체하는 경우, AGV의 라인 구간을 따라 주행하는 경우가 생긴다. 그러나 기존에 운영된 AGV의 라인은 더 이상 보수를 하지 않아서 훼손된 라인을 따라 가야 하는 경우에는 기존의 영상처리 방법으로는 정확히 라인을 인식하기가 어렵다. 이를 위해 인공지능을 이용하여 훼손된 라인에서도 정확도를 높일 수 있는 라인을 추종하는 시스템 개발을 진행하였다. 인공지능을 사용한 라인 인식을 개선하는 동시에, AMR은 물류의 이송을 위하여 rack 위치로 정밀 진입을 할 수 있게 라이다를 사용하지만, 라이다의 정밀도가 ±30mm 이상으로 부족한 정밀도를 높여 정확한 진입을 할 수 있게 rack에 마커를 부착하고 이를 인식하고자 하였다.[1]

라인 및 마커 인식에 인공지능 기술을 효율적으로 사용하기 위해서는 그래픽 처리 장치(GPU)는 고성능 컴퓨팅에 필수적인 요소 중 하나이지만, mobile robot에는 크기와 소비전류가 커서 비용 또한 높다는 단점 있다. 대규모의 물류 및 운송 시스템에서는 많은 수의 자율주행 로봇을 운용해야 하므로 GPU를 사용하기보다는 새로운 인공지능 가속기가 필요하다.[2] 이를 위하여 Hailo사의 인공지능 NPU인 H8을 사용하여 Edge AI 가속기를 구현하였다. Hailo사의 H8은 26 TOPS의 처리 속도를 가지고 있으며 GPU에 비해 비용이 저

렴하고, 더 작은 크기로 설계되어 있어서 AMR에 효과적으로 사용할 수 있다.

본 연구에서는 물류 및 운송 분야에서 사용되는 자율주행 로봇(AMR)에 효율적으로 사용할 수 있는 인공지능 가속기 적용하여 기존 AMR에서 효과적으로 적용이 가능하도록 하였으며, 그 유용성을 검증하였다.

2. 인공 지능 가속기 제작

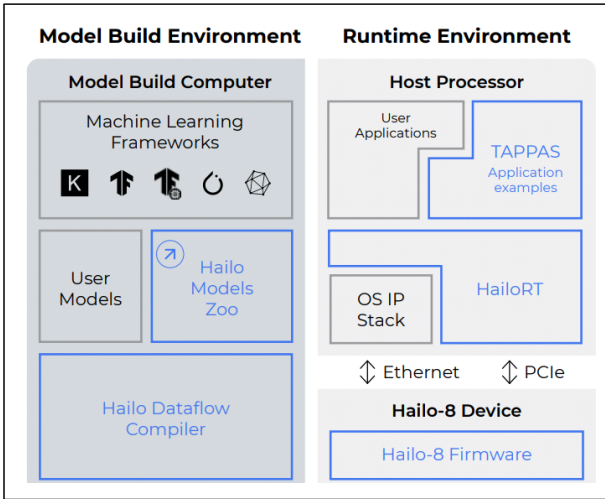
본 연구에서는 사용된 Hailo사의 H8은 그림 1에서 나타내었다. 2.5W의 소비전력으로 크기는 H8은 18mm × 18mm로 다른 AI processor에 비하여 소형이다.



[그림 1] Hailo사의 H8 AI Processor

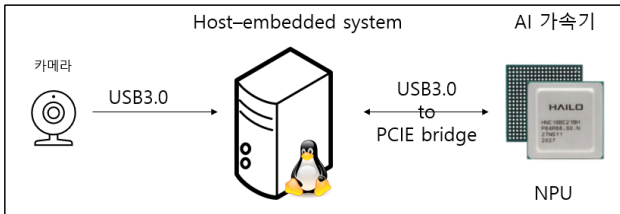
기존의 Keras, Tensorflow, Pytorch등의 인공지능 프레임워크에서 ONNX(Open Neural Network Exchange)로 변환하여 Hailo Dataflow Compiler를 사용하여 기존에 개발한 신경회로망의 사용이 가능하다. 그림 2는 H8의 개발 환경 및 구조

에 대해서 나타내었다. Hailo의 H8은 PCIe를 사용하여 상위 제어기와 통신이 가능하다.



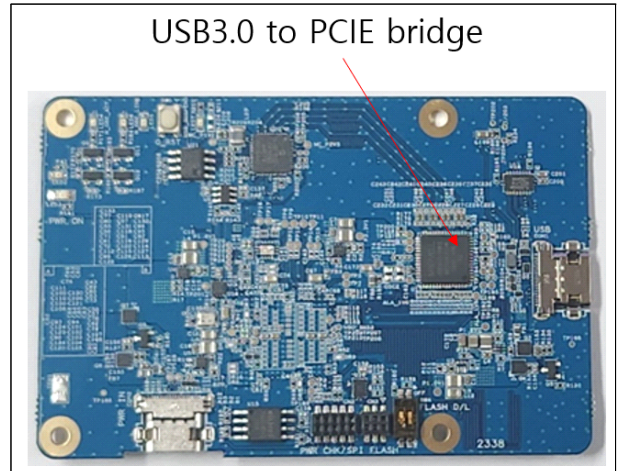
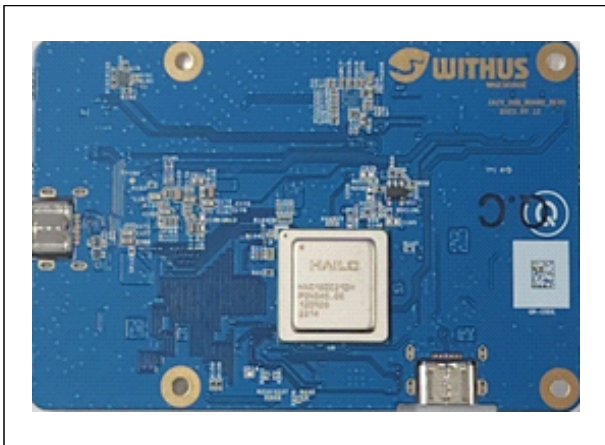
[그림 2] Hailo사의 H8 개발 환경 및 구조

본 연구에서는 기존 AMR의 제어를 위하여 사용하고 있는 embedded system의 interface를 쉽게 할 수 있도록 그림3과 같이 USB3.0 to PCIe bridge를 사용하여 H8 AI Processor와 통신을 사용하여 구성하였다.[3]



[그림 3] 인공지능 가속기와 기존 상위제어기와의 통신 방법

그림4는 최종적으로 제작된 Hailo의 H8을 이용한 인공지능 가속기 제작 사진을 나타내었다. 가속기의 크기는 일반적으로 리눅스 머신으로 사용되는 라즈베리파이 4의 크기와 동일하게 제작하여 스택으로 쌓을 수 있도록 설계 및 제작하였다.

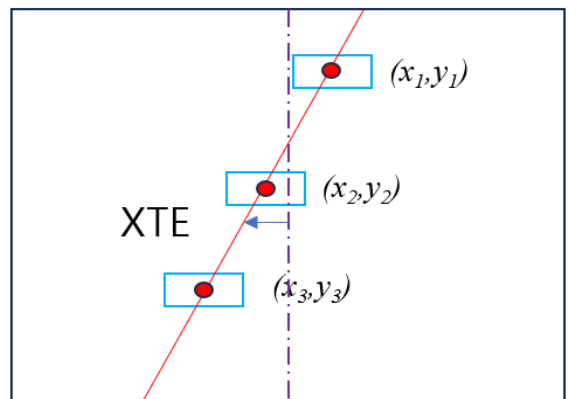


[그림 4] 제작된 USB3.0 type의 인공지능 가속기

3. 인공지능 모델

3.1 인공지능 모델과 영상처리

라인과 마커의 인식을 위해서는 사용한 인공지능 모델은 Yolov5m 모델을 사용하였다. Yolov5m은 640×640 이미지를 입력으로 해야 하므로, 1.3M의 영상의 1280×720 이미지에서 중심부인 640×640으로 추출하여 사용하였다.[4] Yolov5m을 사용하여 라인과 마커를 학습하였으며, 인공지능을 통하여 라인과 마커를 인식하여 bounding box의 중심값을 이용하여 line의 직선의 방정식을 구했으며, rack의 mark 정렬을 위한 직선의 수식을 구하였다. 객체 인식의 결과인 bounding box의 각 좌표를 라 하면 이 좌표를 사용하여 식(1)과 같이 1차 linear regression 방법을 통하여 직선의 방정식을 구할 수 있으며 직선의 방정식 영상의 중심에서 떨어진 거리인 XTE(cross track error)를 구하여 line과 maker의 중심으로 정렬하도록 정보를 제공하였다.[5][6]



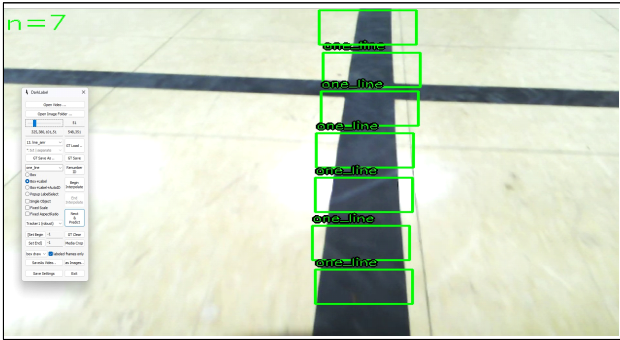
[그림 5] Yolov5의 bounding box를 사용한 직선의 방정식 추출

$$a = \bar{Y} - b\bar{X}, \quad b = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \quad (1)$$

$$\text{여기서 } \bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n}, \bar{Y} = \frac{\sum_{i=1}^n Y_i}{n}$$

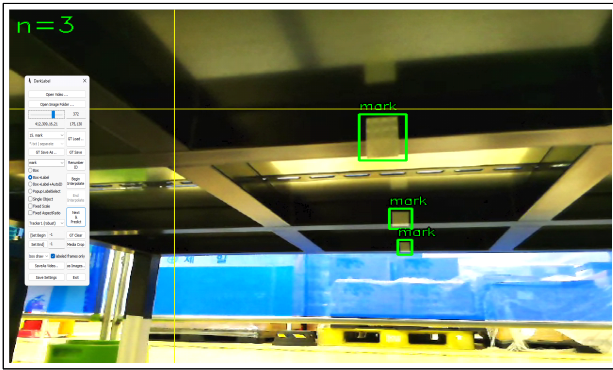
3.2 학습데이터 구축

Line 추종을 위한 인공지능 학습데이터는 실제 AMR을 구동하면서 취득한 영상 4,000장 사용하여 학습하였으며 그림6 나타내었다. Bounding box의 크기는 가능한 한 비슷하도록 annotation을 진행하였다.



[그림 6] line 추종을 위한 학습 데이터 구축

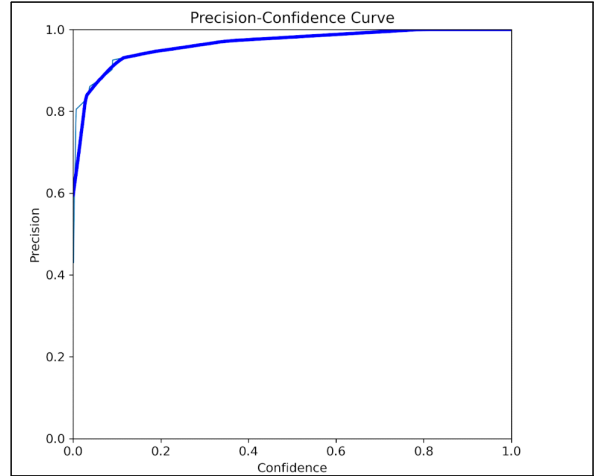
Rack의 위치 인식을 위한 인공지능 학습데이터는 실제 rack 진입 시 획득한 영상 3,000장 사용하여 학습하였으며 그림6 나타내었다. Rack에 부착된 마커의 크기는 변하므로 bounding box의 크기는 마커의 크기에 일치하도록 하여 annotation을 진행하였다.[7][8][9]



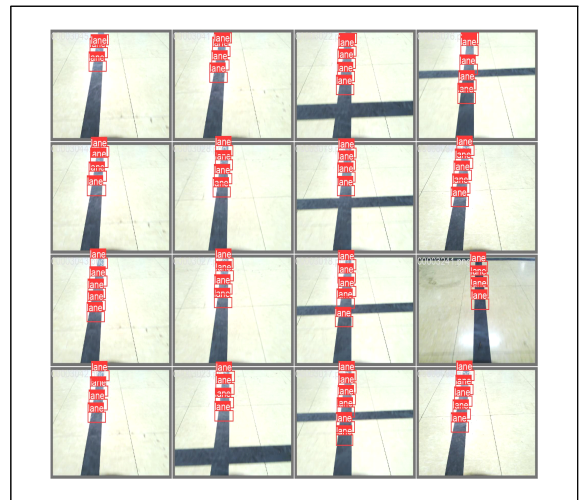
[그림 7] rack mark 인식을 위한 학습 데이터 구축

3.3 인공지능 학습 결과

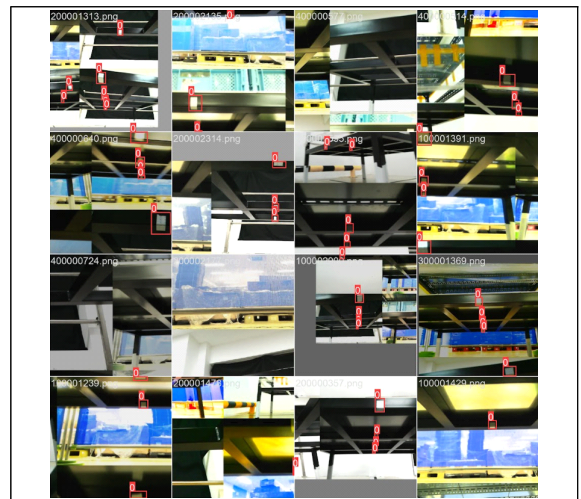
Line 주행과 및 마커 인식의 인공지능 학습 과정의 P curve는 그림 8에 나타내었다. 그림 9와 10은 line과 마커 학습 결과이다. 학습 성능은 동적 객체 인식 성능은 confidence 0.8 이상의 recall(재현율)로 평가하였다. 표 1에서 나타난 바와 같이 line 및 마커의 인식률은 각각 97.5%와 98.5%의 결과를 얻었다.[10]



[그림 8] 학습 P curve



[그림 9] 라인 마커 인식 결과



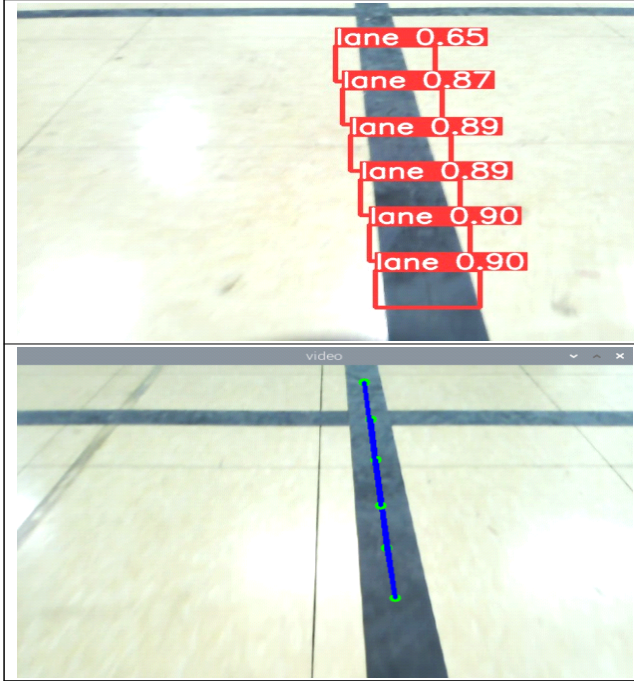
[그림 10] rack마커 인식 결과

[표 1] 인식 성능 결과

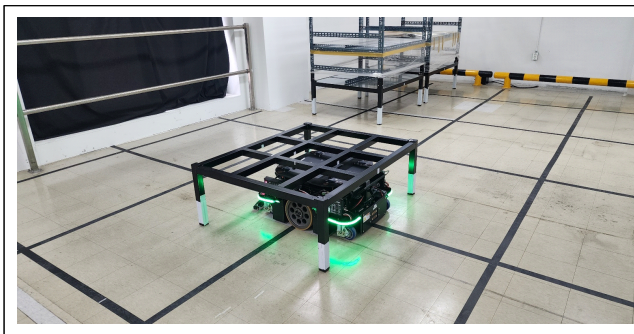
객체 종류	실험 결과(테스트영상)	결과
정적객체	Line.mp4	97.5
	Mark.mp4	98.5

3.4 주행 실험 결과

AMR의 line 주行的 결과는 그림 11에 나타내었으며 rack 진입을 위한 marker 인식은 그림 12에 나타내었다. 인식 속도는 50~60fps의 인식 속도를 가져, AMR의 제어 주기인 50에 적합하였다.



[그림 11] AMR주행중 라인 인식 결과



[그림 12] rack 진입 사진

4. 결론

AMR의 필수기능인 line 추종과 rack 정렬을 위하여 인공지능 가속기를 개발하고 이를 활용하였다. rack 진입은 기존의 라이다보다 높은 정밀도인 $\pm 5\text{mm}$ 이하의 정밀도를 가지게 되었다. 처리 속도는 50~60fps의 인식 속도를 가져 기존의 영상처리 30fps보다 빠르면서 정확하게 라인과 마커의 인식을 가능하게 하였다. 향후 이를 활용하여 AMR의 다양한 객체 인식과 QR 인식 등에 적용할 예정이다. AMR의 다양한 기능과 적용 분야를 연구할 계획이다.

Acknowledgement

“본 연구는 2024년 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 SW 중심대학 사업 지원을 받아 수행되었음”

참고문헌

- [1] 백수진, 김아현, 최영립, 하상준, 김종욱, “카메라와 라이다의 센서융합을 이용한 객체 추적 시스템 개발”, 한국지능시스템학회논문지, 제 32권 6호, pp. 500-506, 12월, 2022년.
- [2] 석효빈, 원문철, “센서 융합을 이용한 자율 이동 로봇 (AMR)의 도킹제어 알고리즘”, 제어로봇시스템학회 논문지, 제 29권 9호, pp. 717-725, 9월, 2023년.
- [3] 김도희, 김명호, “객체 탐지 성능 향상을 위한 생성형 인공지능 기반 데이터 증강 기법 연구”, 한국컴퓨터정보학회 학술발표논문집, 제 31권 2호, pp. 51-54, 7월, 2023년.
- [4] 양인철, 전우훈, “딥러닝 기반 도로위험객체 인식 시스템 성능 향상 방법 개발”, 한국산학기술학회논문지, 제 23권 11호, pp. 8-18, 11월, 2022년.
- [5] 문지현, 정상훈, 정연진, 현재혁, 김용준, “YOLO를 이용한 이미지 검출 및 분리수거 안내 시스템”, 한국정보기술학회 2023년도 추계종합학술대회 및 대학생논문경진대회, pp. 464-486, 11월, 2023년.
- [6] 이창목, 전왕수, 이상용, “Yolo와 후처리 알고리즘을 이용한 실시간 적재/과적차량 판단 시스템”, 한국지능시스템학회논문지, 제 33권 5호, pp. 414-422, 10월, 2023년.
- [7] 주은오, 김민수, “딥러닝 기반 신호등 객체 인식을 위한 가상 학습데이터의 활용 가능성 분석에 관한 연구”, 대한공간정보학회지, 제 30권 4호, pp. 103-111, 12월, 2022년.
- [8] 서다솜, 원진호, 양창주, 김국환, 권경도, “자율주행 트랙터 경로 추종을 위한 영상 기반 경계검출기술 개발”, 한국통신학회논문지, 제 46권 11호, pp. 2078-2087, 11월, 2021년.
- [9] 조연호, 이덕진, “심층학습 기반 차선 분할과 최적 추정기를 이용한 자율주행차 차선인식 기법”, 제어로봇시스템학회 논문지, 제 28권 4호, 4월, 2022년.
- [10] 배가형, 장성진, 장종욱, “교통통합 단속시스템을 위한 딥러닝 객체 인식 모델 연구”, 한국정보통신학회 종합학술대회논문집, 제 27권 1호, pp. 451-454, 5월, 2023년.