

YOLOv8 기반 자동변조인식 연구

정영민¹, 신새빈¹, 채명호², 임완수^{*1}

¹금오공과대학교 전자공학과(항공기계융합전공), ²국방과학연구소

*wansu.lim@kumoh.ac.kr

Research on Automatic Modulation Classification Based on YOLOv8

Yeongmin Jeong¹, Saebin shin¹, Myoungcho Chae², Wansu Lim^{*1}

¹Kumoh National Institute of Technology, ²Agency for Defense Development

요약

전자전에서 자동변조인식은 매우 중요한 기술이다. 이에, 본 논문은 무선통신 시스템의 변조 유형을 식별하는 모델을 탐구한다. 특히, YOLOv8을 활용한 변조 인식 기법을 제안하고, 다양한 변조 방식(QPSK, BPSK, 8PSK, 16QAM, 64QAM)에 대한 인식 성능을 실험을 통해 평가한다. 실험 결과로 모델의 높은 신뢰성을 확인하였고, 전자전 분야의 연구개발 향상에 기여할 것으로 기대한다.

I. 서론

무선통신의 급속한 발전으로 전자전에서 자동변조인식은 매우 중요한 기술이 되었다^[1-3]. 자동변조인식은 수신한 신호의 변조 유형을 자동으로 인식하는 기술로서 최근에는 딥러닝을 이용한 연구가 활발히 진행되고 있다^[4]. 본 논문은 객체인식에서 높은 정확도를 제공하는 YOLO 모델을 자동변조인식에 적용하고자 한다. 특히, 최근에 YOLOv3를 이용하여 변조 유형을 인식한 논문이 발표되어 YOLO를 이용한 자동변조 가능성을 시사했다^[4]. 이에, 본 논문은 최신 버전인 YOLOv8을 자동변조인식에 적용하여 그 결과를 분석하고자 한다.

II. YOLOv8기반 자동변조인식 기법

A. YOLO 소개

YOLO는 높은 정확도로 객체를 인식하는 기술로서 영상 및 이미지 처리 분야에서 광범위하게 사용되고 있다. YOLO에서 사용한 신경망 모델은 실시간 객체 감지를 위해 CNN(Convolution Neural Network) 아키텍처를 사용하여 이미지를 그리드로 나누고 각 그리드 셀에 대한 Bounding boxes와 Class 확률을 동시에 예측하고 통합함으로써 다른 신경망 모델보다 훨씬 빠르게 객체를 감지할 수 있다. YOLO는 2016년에 최초로 소개된 이후 현재 YOLOv8로 발전해오며 정확도와 속도를 향상시켰다^[5].

B. 제안한 자동변조인식

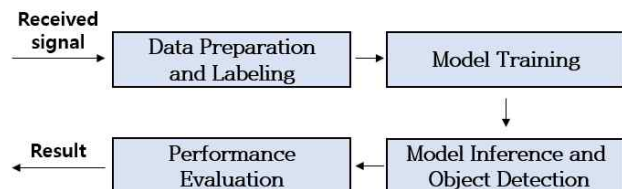


그림 1. YOLOv8기반 변조인식 과정

Fig. 1. Modulation classification process by YOLOv8

YOLO는 이미지 기반으로 동작하므로, 변조의 성상도 이미지를 이용하여 실험을 진행한다. 본 논문은 QPSK, BPSK, 8PSK, 16QAM, 64QAM

등 5가지 변조 유형을 식별한다. 그림 1은 본 논문이 제안한 자동변조인식 흐름도이고, 4단계로 구성한다.

Data preparation and labeling : 매트랩을 이용하여 각 변조 방식의 IQ 데이터를 생성하고, 이를 성상도로 변환하여 라벨링하였다. 표 1은 각 변조 유형 별 성상도와 라벨링한 예시이며, 낮은 SNR은 성상도 모습이 불분명하여 높은 SNR의 성상도를 라벨링하여 실험 데이터로 사용했다.

Model training : 표 2는 학습을 위해 사용한 YOLOv8의 하이퍼파라미터이고 모델에서 설정한 값이다. 실험은 SNR이 18dB일 때 도출한 성상도 이미지를 사용하였다. 데이터는 훈련, 검증, 테스트를 위해 각각 8:1:1 비율로 사용하였고, 50 Epoch 동안 훈련하였다.

표 1. 변조 유형별 성상도 및 라벨링

Table 1. Constellation labeling

Class	SNR[0dB]	SNR[18dB]	Labeling
16QAM			
64QAM			
BPSK			
QPSK			
8PSK			

표 2. YOLOv8 파라미터 설정

Table 2. Parameter setting of YOLOv8

Optimizer	SGD	학습률	0.001
BatchSize	64	Epoch	50
입력크기	608 * 608	Layer수	53
활성화함수	Leaky ReLU	IoU 임계값	0.5

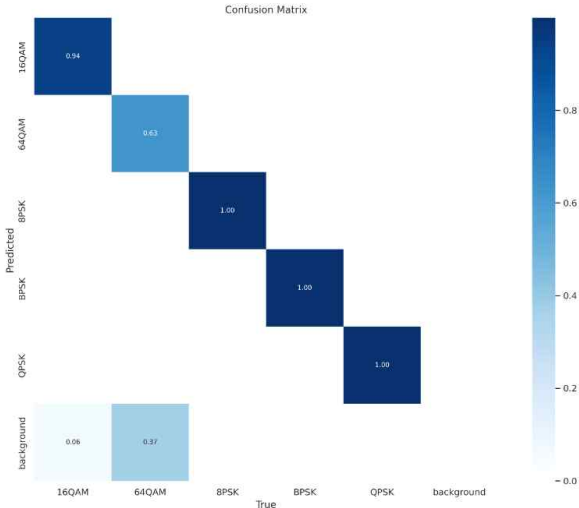


그림 2. 변조인식 혼동행렬

Fig. 2. Confusion matrix for modulation classification

III. 실험결과

그림 2는 변조 유형을 인식한 결과를 표현한 혼동행렬이다. 16QAM, 64QAM, 8PSK, BPSK, QPSK는 각각 94%, 63%, 100%, 100%, 100%의 정확도를 보인다. 그러나 64QAM은 다른 유형 대비 잘못 분류될 가능성이 있음을 확인하였다.

그림 3은 YOLOv8 기반 변조 인식의 손실과 성능 지표를 나타낸다.

box_loss (Bounding boxes loss) : 변조유형의 실제 Bounding box와 예측한 Bounding box 정확도의 손실 정도를 보여준다. 'box_loss' 는 시간이 지남에 따라 손실도가 감소하여 정확도가 향상되었음을 의미한다.

cls_loss (Classification loss) : 분류 손실을 의미하며, 다양한 종류의 변조 유형을 정확하게 인식하고 구별하는 데 있어 정확도의 손실 정도를 보여준다. 실험에서 'cls_loss' 는 손실도의 하향 추세를 보이며 다양한 변조 유형을 정확히 인식하는 능력이 향상되었음을 시사한다.

dfl_loss (Distribution focal loss) : 변조 인식에서 예측 확률과 목표 확률의 차이를 기반으로 손실 조정의 기여도를 보여주며 'dfl_loss' 가 낮아짐에 따라 변조 유형을 더 정확하게 인식함을 나타낸다.

Precision : 변조 유형의 인식 정확도를 나타내며, 이 지표의 증가는 변조 유형을 더 정확하게 인식하고 있다는 것을 의미한다.

Recall : 변조 유형을 정확하게 예측한 비율을 나타내는 지표이다. 변조 유형의 정답으로 예측한 경우의 수를, 정답으로 예측한 경우의 수와 잘못 예측한 경우의 수의 총합으로 나눈 값으로 정의된다. 이 지표가 높을수록 변조 인식의 정확도가 높음을 의미한다.

mAP (Mean average precision) : IoU (Intersection over union) 임계값에 대한 평균 정확도의 수치이다. IoU는 예측된 Bounding box 와 실제 Bounding box 간의 겹치는 정도의 평가지표이다. 그래프에서 우상향을

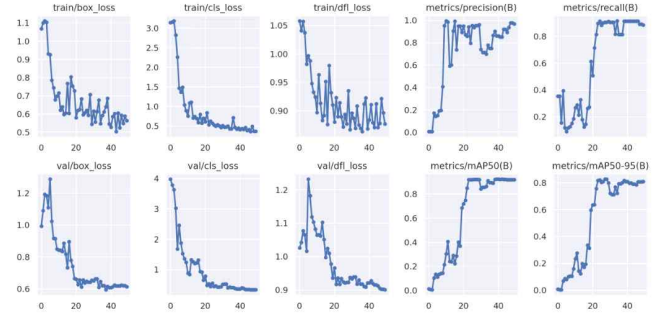


그림 3. 손실과 성능 그래프 (x축 : epoch, y축 : 성능지표)

Fig. 3. Loss and performance graph (x-axis : epoch, y-axis : performance value)

보이며 정확도가 높아지고 있음을 보여준다. 그림 3의 그래프들은 훈련 과정 동안 모델의 성능이 전반적으로 향상되었음을 보여준다.

IV. 결론

본 논문은 YOLOv8을 이용한 자동변조인식 기법을 제안했다. 실험을 통해 높은 변조 인식 정확도와 자동변조인식에서 YOLOv8모델의 유효성을 확인하였다. 이 결과는 향후 전자전 분야의 자동변조인식 연구개발에 중요한 발판을 마련할 것으로 기대한다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 방위사업청의 재원으로 국방과학연구소의 지원을 받아 수행된 연구임 (311JJ5-912967201).

참고 문헌

- [1] Soyeon Kim, Seongpyo kim, Beomjoon Park, Unseob Jeong, Hunwoo Choo, Jeong Yun, Jinyong Kim "Cyber Electronic Warfare Technologies and Development Directions." The Journal of Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science 32.2 pp119-126. 2021.
- [2] Jongjin Kang, Jaehyun Kim "Performance analysis in automatic modulation classification based on deep learning" Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering, Vol. 25, No. 3: 427-432, Mar. 2021.
- [3] Young-Ik Choi, Sang-Su Kim, Seung-Sup Oh, Jae-Heon Ko, and Yeon-Soo Jang, "Automatic Modulation Recognition based on Cyclic Moment using Convolution Neural Network,"Journal of the Institute of Electronics and Information Engineers, vol. 58, no. 11, pp. 79-85, 2021.
- [4] Zhiquan, Yang, Zhang Luping. "Modulation Classification Based on Signal Constellation and Yolov3." 2021 4th International Conference on Information Communication and Signal Processing (ICICSP). IEEE, 2021.
- [5] Terven, Juan, Diana Cordova-Esparza. "A comprehensive review of YOLO: From YOLOv1 to YOLOv8 and beyond." arXiv preprint arXiv:2304.00501 2023.