

# 엣지 컴퓨팅 환경에서 K-means 기반 앵커박스 선정 기법을 활용한 물체 인식 모델 성능 개선 연구

오세영, 정준호, 유주상

동의대학교 IT융합학,

동의대학교 인공지능학,

동의대학교 산업ICT기술공학

e-mail: osy0784@gmail.com, jeong@junho.dev, jsyoung@deu.ac.kr

## A Study on Improving Performance of Object Detection Model using K-means based Anchor Box Method in Edge Computing Environment

Seyeong Oh, Junho Jeong, Joosang Youn

Department of Industrial ICT Engineering, Dong-Eui University,

### ● 요약 ●

최근 물체 인식 모델의 성능을 개선하기 위한 다양한 연구가 진행 중이다. 본 논문에서는 K-means 기반 앵커박스 선정 기법을 적용한 새로운 물체 인식 모델 성능 개선 방법을 제안한다. 제안된 방법은 항만 내 설치된 컨테이너 사고를 예방하기 위한 컨테이너 사고위험도 분류 모델에 적용하여 성능 평가를 하였다. 특히, 컨테이너 사고위험도 분류 모델은 작은 물체를 인식해야 하며 이런 환경에서는 기존 물체 인식 모델 성능이 낮게 나타난다. 본 논문에서는 제안한 K-means 기반 앵커박스 선정 기법을 적용하여 물체 인식 모델 성능이 개선됨을 확인하였다.

**키워드:** 컨테이너 안전, 객체 검출, YOLO

## I. Introduction

최근 항만은 인공지능을 활용한 다양한 시스템을 개발하여 스마트 항만에 적용하고 있다[1]. 스마트 항만이란 공유 네트워크를 기반으로 항만의 효율적인 결정을 위한 기법을 사용하는 항만을 의미한다[2]. 이에 항만의 효율적인 운영에 대한 연구는 활발하지만 컨테이너 안전에 대한 연구는 부족하다. 항만에서 컨테이너 안전과 관련된 사고는 자주 발생하진 않지만 사고가 발생하면 항만에 심각한 타격을 준다. 특히 항만내에서 컨테이너가 붕괴되면 물적 피해와 인적 피해, 붕괴한 컨테이너로 인한 터미널 교통 시스템 마비로 이어진다. 이러한 문제를 해결하기 위해 유럽은 컨테이너 적재에 대한 안전 기준을 마련해 컨테이너를 사전에 점검하여 사고를 예방한다. 하지만 한국은 컨테이너 안전에 대한 기준이 없고 관련 솔루션에 대한 연구가 부족하다. 따라서 본 논문에서는 정확하게 적재되지 않은 컨테이너를 파악하기 위한 컨테이너 사고위험도 분류 모델을 제안한다. 추가로 K-means 기반 앵커박스 선정하는 기법을 제안하고 컨테이너 사고위험도 분류 모델에 적용해 정확도를 향상시키고자 한다. 본 논문은 2장에서 컨테이너 사고위험도 분류 기법을 소개하고 3장에서는 K-means 알고리즘을

활용한 앵커박스 선정 기법을 제안하고 4장에서 결론과 향후 연구 계획을 기술한다.

## II. 컨테이너 사고위험도 분류 모델

본 장에서는 컨테이너 사고위험도 분류 모델을 제안한다. 컨테이너 사고위험도모델은 컨테이너 적재 오차에 따라 안전, 주의, 위험으로 분류한다. 그림 1과 같이 인공지능 모델은 실시간으로 터미널에 있는 컨테이너 적재 정보를 입력으로 받아 사전에 분류한 사고위험도 기준[3]을 기반으로 사고위험도를 분류해 결과를 출력한다.

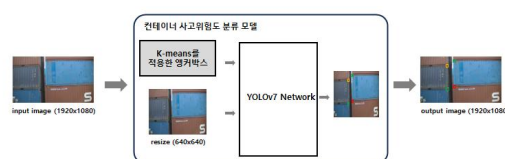


Fig. 1. Container incident risk classification model flowchart

컨테이너 사고위험도 분류 모델을 활용하면 관리자의 주관에 의존하지 않고 일정한 기준을 통해서 사고위험도를 판단할 수 있고, 운영자는 현장에 출입하지 않고 사고위험도 분류 모델을 통해서 실시간으로 터미널의 컨테이너 상태를 빠르게 파악할 수 있다.

### III. K-means 기반 앵커박스 선정 기법

YOLO 알고리즘은 객체에 대한 사전 정보를 모델에 학습시키기 위해 COCO 데이터셋에 대해 K-means 알고리즘을 적용하여 성능을 개선했다. 본 장에서는 K-means 알고리즘을 통해 컨테이너 사고위험도 분류에 특화된 앵커박스를 얻어 컨테이너 사고위험도 분류 모델의 성능을 향상시키고자 한다. COCO 데이터셋과 달리 컨테이너 정렬 상태 데이터셋은 Safe 클래스에 집중된 불균형한 데이터셋으로 다음과 같은 2가지 방법으로 K-means 알고리즘을 적용한다. 첫 번째는 그림 1과 같이 전체 데이터셋을 9개 클러스터로 분류한다. 두 번째는 그림 2와 같이 클래스 별로 3개 클러스터를 분류해 총 9개 클러스터로 분류한다.

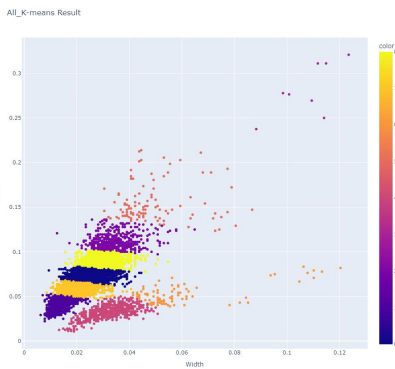


Fig. 2. K-means Result of Dataset

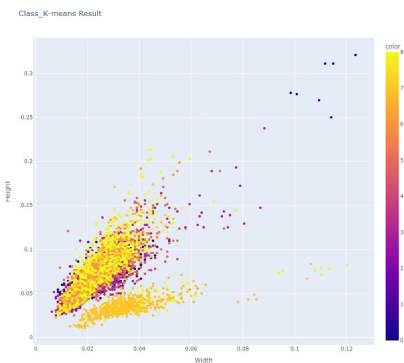


Fig. 3. K-means Result of Each class

기존 YOLOv7의 앵커박스는 [12,16], [19,36], [40,28], [36,75], [76,55], [72,146], [142,110], [192,243], [459,401]이고 첫 번째 방법은 앵커박스가 [0.24,0.72], [0.30,0.98], [0.40,1.07], [0.45,1.32], [0.51,0.42], [0.52,1.62], [0.69,1.86], [0.75,0.66], [1.05,2.70]이다. 두 번째 방법을 적용하면 앵커박스는 [0.39,0.75],

[0.37,0.75], [0.29,0.92], [0.45,1.22], [0.42,1.24], [0.48,1.45], [0.71,1.69], [0.64,1.76], [0.59,0.52]이다.

각 모델을 학습하기 위해 학습 알고리즘은 YOLOv7와 이미지 크기는 640, 에폭은 300으로 RTX- TITAN으로 모델을 학습했다. 각 모델은 표 1과 같이 Precision, recall, 각 클래스 AP, mAP, F1-score를 기준으로 성능을 비교한다.

Table 1. Learning result

모델	Baseline (YOLOv7)	WAY_1 (9_Anchor)	WAY_2 (3_Anchor)
Precision	70.5%	73.6%	66.8%
Recall	75.5%	78.9%	73.8%
AP(Danger)	82.8%	85.3%	79.0%
AP(Caution)	64.0%	72.7%	59.0%
AP(Safe)	87.1%	89.5%	83.2%
mAP	78.1%	82.5%	73.8%
F1-Score	72.9%	76.2%	70.1%

실험한 결과 클래스를 나누지 않고 데이터셋 전체에 K-means를 적용한 결과가 82.5%로 가장 정확하게 컨테이너 사고위험도를 분류했다.

### IV. Conclusions

본 논문에서는 K-means를 활용해 앵커박스를 추출해 컨테이너 사고위험도를 정확하게 분류하는 기법을 제안하였다. 추후에는 불균형한 데이터셋에 클래스에 따라 앵커박스를 배정해 좀 더 성능을 향상시키는 기법을 적용할 예정이다.

### ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 IIPT/NIST SW 컴퓨팅산업원천기술개발과제 (20200001160012007) 지원을 받아 수행된 결과임

### REFERENCES

- [1] T. H. Lee, "Smart port policy trend of europe and singapore and its political implications," Journal of Korea Port Economic Association, Vol.36, No.1, pp.77-90, 2020.
- [2] C. A. Duran, "Boosting the decision-making in smart ports by using blockchain," IEEE Access, Vol.9, pp.128055-128068, 2021.
- [3] J. H. Yean, "Shipping Container Load State and Accident Risk Detection Techniques Based Deep Learning" KTCCS, Vol.11, No.11 pp.411-418