

# 컨테이너 적재 상태 모니터링을 위한 딥러닝 모델 연구

오세영<sup>1</sup>, 정준호<sup>1</sup>, 최부림<sup>2</sup>, 연정흠<sup>2</sup>, 서용욱<sup>3</sup>, 김상우<sup>3</sup>, 윤주상<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>동의대학교, <sup>2</sup>부산항만공사, <sup>3</sup>서안에스앤씨

[osy0784@gmail.com](mailto:osy0784@gmail.com), [jeong@junho.dev](mailto:jeong@junho.dev), [blchoi@busanpa.com](mailto:blchoi@busanpa.com), [jhyeon@busanpa.com](mailto:jhyeon@busanpa.com),  
[craser@naver.com](mailto:craser@naver.com), [woogigi@hanmail.net](mailto:woogigi@hanmail.net), [joosangyoun@gmail.com](mailto:joosangyoun@gmail.com),

## A Study on Deep Learning Model for Container Load Status Monitoring

Seyeong Oh<sup>1</sup>, Junho Jeong<sup>1</sup>, Bulim Choi<sup>2</sup>, Jeong Hum Yeon<sup>2</sup>, Yonguk Seo<sup>3</sup>,  
Sangwoo Kim<sup>3</sup>, Joosang Youn<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>Dong-eui University, <sup>2</sup>Busan Port Authority

<sup>3</sup>Seoahn S&C.co.,Ltd.

### 요 약

부두 내 컨테이너를 적재하는 과정에서 정렬 상태가 부정확한 경우 강풍으로 인한 안전사고가 발생할 가능성이 있다. 본 논문에서는 컨테이너 안전사고를 예방하기 위한 딥러닝 기반의 컨테이너 정렬 상태 분류 알고리즘을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 정렬을 분류하는 기준을 제시하고 YOLO 기반의 모델을 구현했다. 추론 속도, 검출 정확도, 분류 정확도를 기준으로 각 모델의 성능을 평가했으며 성능 결과는 YOLOv4모델이 YOLOv3모델에 비해서 추론 속도는 느리지만, 검출 정확도와 분류 정확도는 높음을 보인다.

### 1. 서론

부산항 부두는 해안을 끼고 있는 지역적 특성 때문에 강풍으로 인한 컨테이너 안전사고가 자주 발생한다[1]. 이는 컨테이너를 적재하는 과정에서 부정확하게 정렬했기 때문에 강풍으로 인한 무너질 확률이 높아진다. 본 논문에서는 코너캐스팅을 통한 컨테이너의 정렬 상태를 실시간으로 파악하는 딥러닝 기반 컨테이너 정렬 상태 분류 알고리즘을 제안한다.

### 2. 컨테이너 적재 상태 모니터링을 위한 딥러닝 모델

객체 검출 작업은 주어진 영상에서 객체의 위치를 찾아 클래스에 맞게 분류하는 작업이다. YOLO는 입력 이미지를 그리드로 나누어 신뢰도를 기반으로 객체를 찾는 알고리즘이다. R-CNN과 비교했을 때, 모델이 가벼우면서 속도 대비 정확도가 높아 실시간으로 객체를 감지하는데 적합한 알고리즘이다[2]. 본 논문에서 모델을 구현하기 위해서 동의대학교에서 구축한 ‘컨테이너 정렬 및 분류를 위한 데이터셋’을 사용한다. 이는 부산항 야드에서 차량에 카메라를 장착해 컨테이너의 적재 상태를 촬영한 동영상

상태이터를 기반으로 제작됐다. 컨테이너의 코너캐스팅을 기준으로 정렬 상태를 위험(Danger), 주의(Caution), 안전(Safe)의 3개의 클래스로 분류했다. 데이터셋은 총 19,112개의 이미지데이터로 79,423개의 라벨링된 객체가 존재한다. 표1은 클래스별 객체이다.

<표 1> Number of Objects in Dataset

Class	Objects
Danger	16,878
Caution	21,506
Safe	41,039
Total	79,423

성능평가를 위한 실험으로 학습 알고리즘은 YOLOv3와 YOLOv4로 설정하고 모델의 하이퍼파라미터로 학습률은 0.001, Epochs은 200, batch 16으로 NVIDIA RTX3080을 이용하여 모델을 학습한다. 또한 이미지 해상도의 영향을 고려해 이미지 크기를 416px과 640px로 적용한다. 본 논문에서는 컨테이너 정렬 상태를 분류하는 것이 중요하기 때문에 추론 속도, 검출 정확도, 분류 정확도를 기준으로 모델의 성능을 비교한다. 추론 속도는 모델이 이미지 한 장을 추론하는 시간, 검출 정확도는 전체 이미지 중에

TP(올바르게 검출한 결과)의 비율, 분류 정확도 측정은 Micro-F1과 Cohen's Kappa Score를 성능 지표로 사용한다. 표 2와 표 3은 각각 YOLOv3과 YOLOv4의 성능 결과이다.

<표 2> Performance result of YOLOv3 model

Input size	416px	640px
Inference speed	8.1ms	14.6ms
Accuracy	0.593	0.591
Micro-F1	0.796	0.820
Cohen's Kappa	0.653	0.696

<표 3> Performance result of YOLOv4 model

Input size	416px	640px
Inference speed	8.7ms	16.0ms
Accuracy	0.953	0.967
Micro-F1	0.902	0.925
Cohen's Kappa	0.840	0.879

수록 좋은 결과가 나왔다.

### 3. 결론

본 논문에서는 항만 내 컨테이너 안전사고를 예방하기 위해 실시간으로 컨테이너 정렬 상태를 분류하는 알고리즘을 구현해 모델별 성능을 비교했다. 추론 속도는 416px이 640px보다 빠른 속도를 보이고, YOLOv4모델은 YOLOv3모델에 검출 정확도와 분류 정확도에서 확실한 우세를 보인다. 향후 연구에서는 임베디드 장비 내에서 실시간 코너캐스팅 검출을 하는 모델을 구현할 것이다.

#### 사사문구

본 연구는 IIPT/NIST SW컴퓨팅산업원천기술개발 과제(20200001160012007)와 2021 BB21+ Project 지원을 받아 수행된 결과임

#### 참고문헌

- [1] Busan Ilbo. No casualties due to strong winds at BNCT Wharf in Busan Port. [Internet]. Available : <http://www.busan.com/view/biz/view.php?code=2020111914353760611>.
- [2] Y. H. Lee and Y. S. Kim, "Comparison of CNN and YOLO for Object Detection", in Journal of the Semiconductor & Display Technology, Vol. 19, No. 1, pp. 85-92, 2020.



(그림 1) Detection result by Algorithm

그림 1은 각각 모델의 추론 결과 이미지이다. 각 모델의 성능을 비교하자면 YOLOv4가 YOLOv3보다 조금 느린 추론 속도를 보이지만 416px이 640px보다 약 2배 정도 빠른 속도를 보인다. 모델의 검출 정확도는 YOLOv4가 YOLOv3보다 36% 더 좋은 결과를 보인다. 모델의 분류 정확도는 YOLOv4는 YOLOv3보다 성능이 좋았고, 이미지 해상도가 높을