

# 인스턴스 분할을 통한 하차대 3 방향 분류 방법에 관한 연구

김태형, 이범열, 최흥준, 이민호, 신철호\*  
롯데정보통신 R&D 센터

{thkim07, beomyeol.Lee, heungjunchoi, minho\_lee, chulho.shin}@lotte.net

## A Study on the 3-way classification method of drop-off by Instance segmentation

Kim Tae Hyung, Lee Beom Yeol, Choi Heung Jun, Lee Min Ho, Shin Chul Ho\*  
LOTTE DATA COMMUNICATION RESEARCH AND DEVELOPMENT CENTER

### 요약

하차대 화물은 크기와 종류에 따라 소형, 중/대형, 이형으로 분류한다. 본 논문은 인스턴스 분할을 활용한 체적 측정을 통해 3 방향 분류 방법을 제안한다. 제안하는 방법에서는 스테레오 카메라를 이용한 장비에서 높이를 측정하고 실시간 인스턴스 분할 모델인 Yolact 를 이용해 학습한다. 효율적인 학습을 위해 실제 하차대 환경에서 획득한 약 20000 장을 학습에 사용하고 약 3000 장을 테스트 데이터로 분리하여 평가하였다. 그 결과 6 종 화물에 대해서 99.35%의 정확도로 분류하였으며, 이를 통해 높이 센서 값과 인스턴스 분할 결과를 결합한 체적 측정에서 97.44% 정확도로 소형, 중/대형, 이형의 3 방향의 높은 정확도 결과를 얻어냈다.

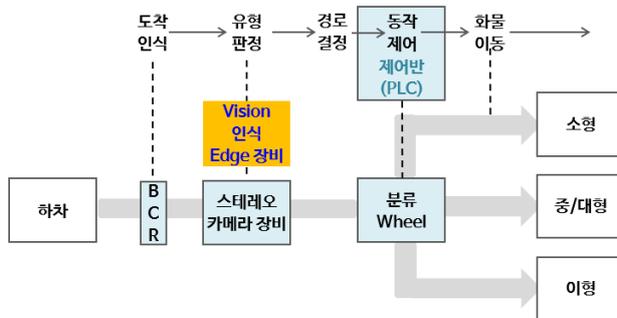


그림 1. 하차대 3 방향 분류 전체적인 프로세스

데이터 확보로 인해 이미지로부터 특징을 학습하는 방법인 딥 러닝을 이용한 화물 연구가 진행되고 있다[4]. 그림 1 은 하차대 3 방향 분류의 전체적인 프로세스이다. 하차대에서 Barcode Reader(BCR) 장비를 통해 송장번호를 스캔하고 스테레오 카메라 장비를 통해 1 차 가로, 세로, 높이를 측정한다. 이를 통해 Vision 인식기에서 6 종 화물 분류를 진행하며 최종적으로 스테레오 장비에서 나온 높이 값 및 인스턴스 분할을 통한 체적 측정 결과를 통해 3 방향(소형, 중/대형, 이형)을 판단한다. Vision AI 인식을 통한 화물 종류 구분 및 체적 측정 기술을 도입하여 정확하고 빠른 화물 분류 서비스를 도입한다면 인건비 절감, 속도 및 정확도 향상 등의 이점을 기대할 수 있다. 적용한 기술과 정확도 결과를 본문에서 확인할 수 있다.

※ 데이터 클래스 정보, 데이터 저작권 이슈로 미공개

### I. 서론

본 논문은 하차대 화물을 자동으로 소형, 중/대형, 이형으로 분류할 수 있는 방법에 관한 연구이다. 현대 사회에서는 홈 쇼핑, 온라인 쇼핑 등 다양한 방법으로 상거래가 빠르게 발달하고 있으며, 이러한 상거래 발달로 인해 국내 택배 시장도 나날이 커져가고 있다. 2021년 기준 국내 택배 물량은 하루 평균 약 1000만 개에 이르며, 빠르게 택배 시장의 발달로 이어지고 있다. 이러한 상황에서 자동화를 통한 비용 절감과 빠르고 정확한 분류 기능을 제공함으로써 효율을 높이는 작업은 택배 시장만이 아닌 물류 시장에서 가장 중요한 요소로 자리잡고 있다. 박스 등의 정형 화물은 화물의 형태가 정형화 되어있는 데 반해 비정형 화물은 모양과 생김새가 정해져 있지 않아 분류하기 어려운 점이 있다. 이러한 문제를 해결하고자 전통적인 분류 방법은 이미지 특징을 배우는 Support Vector Machine(SVM), K-Nearest Neighbors(KNN) 등 여러 다양한 방법을 통해 화물 분류를 진행해 오고 있다. 최근 하드웨어 발전과 빅

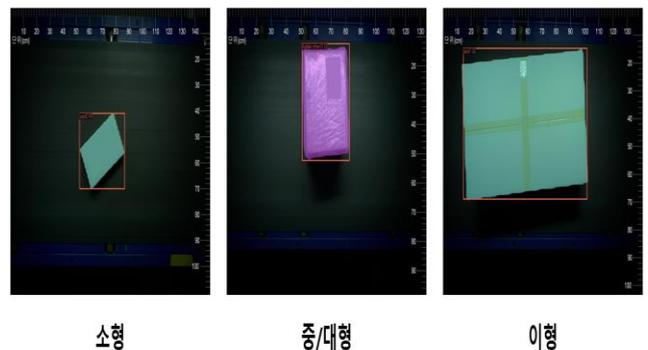


그림 2. 3 방향 분류 결과

## II. 본론

본 논문에서 비교한 인스턴스 분할 모델로는 Yolact[1,3], YolactEdge[2]를 이용하였다. 동일한 비교 실험을 위해 기본적인 Backbone 은 Resnet101[5]을 사용하였으며 이를 통해 6 종 화물을 분류하였으며 이를 통해 스테레오 카메라 장비에서 측정된 화물 높이 값 및 인스턴스 분할 결과로 통합 측정하여 3 방향(소형, 중/대형, 이형) 분류를 수행한다. 그림 2 는 인스턴스 분할 및 스테레오 카메라 장비 결과를 결합한 3 방향 분류 결과를 보여준다. 학습 데이터로 21092 장을 이용하여 모델을 학습하였으며, 3244 장을 테스트 데이터를 구성하여 모델을 검증하였다.

	Yolact	YolactEdge
A	99.89%	<b>100%</b>
B	<b>99.58%</b>	99.44%
C	99.83%	<b>100%</b>
D	<b>97.97%</b>	96.68%
E	98.88%	<b>100%</b>
F	<b>98.92%</b>	98.64%
Average	<b>99.35%</b>	99.17%

표 1. 6 종 화물 정확도 결과

실제 화물의 분석을 위해 다양한 하차대에서 얻은 데이터를 활용하여 비교하였으며, Yolact 모델 및 YolactEdge 모델로 비교 실험을 진행하였다. 표 1 은 테스트 데이터에 대한 6 종 화물 인식률 결과이다.

위 6 종 화물을 체적 값에 따라 최종적으로 3 방향 분류를 진행하게 되는데 이를 위해 스테레오 카메라 센서의 높이 값이 필요하다. 이전에 얻었던 높이 센서 값과 분할 결과의 조합을 통해 최종 3 방향 결과를 얻을 수 있다. 표 2 는 3 방향 분류에 대한 결과이다.

	Yolact	YolactEdge
소형	<b>89.77%</b>	89.38%
중/대형	<b>99.05%</b>	97.68%
이형	<b>95.86%</b>	95.59%
Average	<b>97.44%</b>	96.55%

표 2. 3 방향 분류 정확도 결과

## III. 결론

본 논문에서는 실용적이고 효과적인 하차대 화물을 분류하기 위한 방법에 관한 연구를 진행하였다. 스테레오 카메라 장비와 인스턴스 분할 결과를 통한 3 방향 분류 결과는 99% 이상의 좋은 결과를 얻어 냈으며 실제로 로지스틱스 분야에 다양하게 활용할 수 있다. 이를 통해 정확한 분류 기능을 제공함으로써 효율을 높이는 화물 자동화 분류를 이용한다면 그에 따른 비용 절감과 인건비 절약에 많은 도움이 될 것이다.

## 참고 문헌

- [1] Daniel Bolya, Chong Zhou, Fanyi Xiao, and Yong Jae Lee. "Yolact: real-time instance segmentation." In ICCV, 2019.
- [2] Haotian Liu, Rafael A. Rivera Soto, Fanyi Xiao, Yong Jae Lee. "YolactEdge: Real-time Instance Segmentation on the Edge." In ICRA, 2021.
- [3] Chen, Kai and Want et al., "MMDetection: Open MMLab Detection Toolbox and Benchmark" arXiv preprint arXiv:1906.07155. 2019.
- [4] Chen-Fu Chien, Stéphane Dauzère-Pérès et al., "Artificial intelligence in manufacturing and logistics systems: algorithms, applications, and case studies" International Journal of Production Research, 58:9, 2730-2731, DOI: 10.1080/00207543.2020.1752488
- [5] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun. "Deep Residual Learning for Image Recognition" In CVPR, 2016