

순환골재 품질평가를 위한 CNN기반 이미지 분류 기술

A CNN-based Image Classification Approach for Evaluating the Quality of Recycled Aggregates

이명균(200839), 정창일(203642)

1. 연구배경 및 목적

1.1 연구 배경

[별첨1] 공사제 표면 분석 사진(인전 AA13-1BL, 2BL, 정밀안전진단 결과)

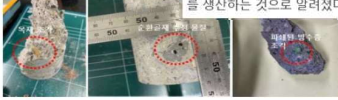
<사진 1> 콘크리트 내부 공극



실제로 지난 4월 지하 주차장이 무너졌던 LH 인전 검단 아파트의 레미콘 원자재로 미인중 순환골재가 사용된 것으로 공식 확인됐다. 이 탓에 콘크리트 압축 강도가 저하됐고 17개 주거동 가운데 3개동이 재건축을 해야 할 수준인 '안전성 평가 D등급'을 받았다.

문제는 천연골재의 고갈 문제로 수급이 어려워지면서 저품질 순환골재에 대한 관리·감독이 제대로 이뤄지지 않고 있다는 점이다. 실제 순환골재의 경우 연 1회 정기검사를 제외하고는 별도의 관리 시스템이 없다. 더욱이 일부 업체들은 정기검사 기간 동안만 정상적인 순환골재를 생산하는 것으로 알려졌다.

<사진 2> 미인중 순환골재 사용 의심 현장



순환골재(Recycled Aggregates, RA)의 활용은 건설 산업의 지속가능성 제고에 필수적이나, 골재 품질 문제로 인한 콘크리트 내부 과다 공극 발생은 구조물의 내구성과 안전성을 심각하게 저해하며, 이는 실제 대규모 건설 현장의 안전사고와 발생 가능성을 높이는 잠재적 위험 요소로 간주됨.

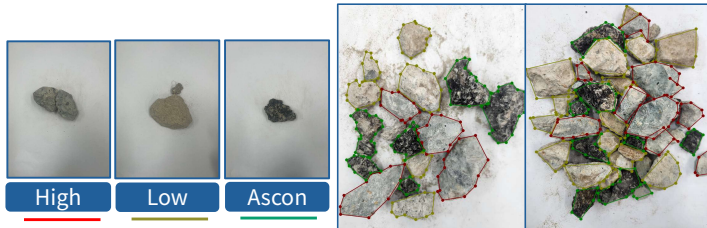
기존의 육안 검사 또는 샘플링 기반의 전통적인 품질평가 방식은 이러한 미시적 결함 및 불균일성을 신속하고 객관적으로 식별하는 데 한계가 있어, 보다 정밀하고 자동화된 품질관리 기술 개발의 필요성이 대두됨.

1.2 연구 목적

기존 순환골재 제조 과정에서 나오는 아스콘, 저품질 순환골재, 고품질 순환골재를 분류하고 순환골재에 붙어있는 시멘트 모르타르 랑을 수치화하여 순환골재 품질을 평가하고자 함.

2. 실험 방법

2.1 데이터 처리



폴리곤 라벨링

순환골재 데이터 처리 프로세스는 이미지 수집부터 LabelMe를 활용한 정밀한 폴리곤 라벨링, 그리고 최종 데이터 검증 및 저장에 이르는 체계적인 단계로 진행됨.

딤러닝 모델의 효율적 학습을 위한 고품질 데이터를 확보하여 순환골재 모르타르 부착량의 정량적 분석 기반을 마련하고, 궁극적으로 모델의 정확성과 신뢰도를 높이는 데 기여함.

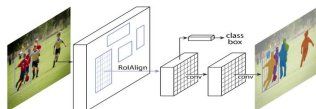
2.2 모델 선정

Mask R-CNN

개별 분할(Instance Segmentation)

객체 탐지(Object Detection)

픽셀 단위 분류(Pixel-level Classification)



- 객체탐지 + 분할이 동시에 가능하여 각각의 이미지를 빠르게 탐지하고 가능
- 다양한 크기와 모양의 물체 인식률이 높고, 비슷한 모양의 골재에서도 활용 가능
- 기존의 단순한 모델(VOLO, Fast-R-CNN)보다 픽셀단위 세분화 및 높은 정확도로 모르타르 부착량 분석 가능

2.3 코드 작성 및 학습

```
cfg = get_cfg()
cfg.merge_from_file(model_zoo.get_config_file(
    "https://download.pytorch.org/models/mask_rcnn_r50_fpn_3x.yaml"))
cfg.DATASETS.TRAIN = (DATASET_NAME,)
cfg.DATASETS.TEST = ()
cfg.DATALOADER.NUM_WORKERS = 8

cfg.MODEL.WEIGHTS = model_zoo.get_checkpoint_url(
    "https://download.pytorch.org/models/mask_rcnn_r50_fpn_3x.yaml")

cfg.SOLVER.IMS_PER_BATCH = 2
cfg.SOLVER.BASE_LR = 0.00025
cfg.SOLVER.MAX_ITER = 380 # 테스트를 위해 주
cfg.MODEL.NOI_HEADS.SHIFT_SIGMA_PER_STAGE = 100
cfg.MODEL.NOI_HEADS.NUM_CLASSES = len(CLASSES)

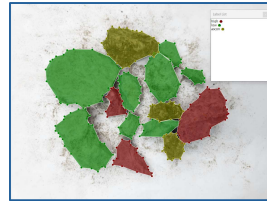
mask = instances.pred_masks[i].numpy().astype(np.uint8) * 255
label = CLASSES[instances.pred_classes[i].item()]
score = instances.scores[i].item()
gray = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
masked_gray = cv2.bitwise_and(gray, mask, mask=mask)
binary = cv2.threshold(masked_gray, 200, 255, cv2.THRESH_BINARY)
white = np.sum(binary == 255) & (mask == 255)
total = np.sum(mask == 255)
mortar_ratio = white / total * 100 if total > 0 else 0
```

수집한 순환골재 이미지로 학습을 진행 사전 학습된 가중치를 초기값으로 사용하여, 반복 횟수, 학습률, 배치 크기 등을 실험 목적에 맞게 조정하여 모델을 구성 하여 low, high, ascon으로 분류

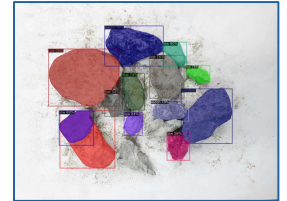
원본 이미지의 골재를 제외한 바탕을 검은색으로 전환하여 골재의 하안부분을(픽셀값200) 모르타르로 인식하여 모르타르 부착량 판별

3. 결과 및 모델 성능

3.1 실험 결과(객체 탐지)



- 고품질: 3개
- 저품질: 8개
- 아스콘: 3개

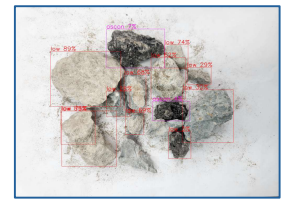
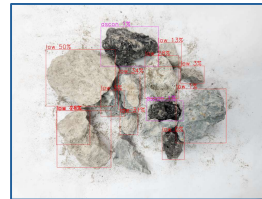


- 고품질: 0개
- 저품질: 10개
- 아스콘: 2개

실험 결과

- 아스콘에 대하여 높은 객체 탐지율과 신뢰도를 보임
- 저품질과 고품질을 구별하는 과정에서 조도에 따라 오차 발생

3.2 실험 결과(모르타르 탐지)

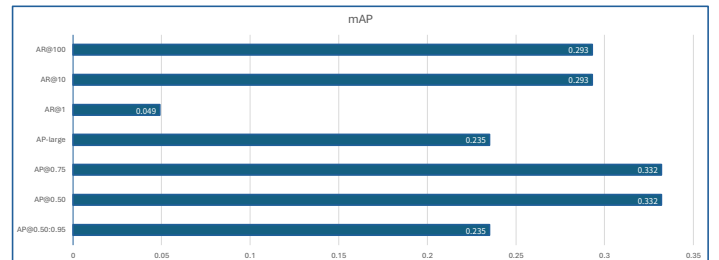


선택한 색상 코드
HEX #dcdcdc
RGB (205, 198, 183)
CMYK (0.3, 11, 20)

MORTAR_RGB = np.array([205, 198, 183])
COLOR_TOLERANCE = 50

- MASK-R-CNN 모델 이미지 사용 방식의 한계를 개선하고 픽셀 단위의 RGB 값을 활용하여 모델 성능을 개선
- 결과적으로 전체적으로 모르타르 부착량에 대한 탐지 성능이 예측한 값에 근접

3.3 모델 성능



4. 결론 및 기대효과

4.1 결론 및 기대효과

본 연구는 Mask R-CNN 기반 딤러닝 모델을 활용하여 순환골재의 객체 탐지뿐만 아니라 픽셀 단위의 모르타르 부착량을 정량적으로 측정하는 새로운 접근 방식을 제시함. 이는 기존의 단순 분류 방식이 아닌 정량적인 품질 판단의 가능성을 입증함으로써 순환골재 품질 관리의 정확성과 객관성을 크게 향상시킬 수 있음을 시사함. 특히, mAP 기준 0.33 수준의 성능을 달성하여 객체 탐지 및 분류 정확도 측면에서 유의미한 결과를 도출함.

이러한 픽셀 단위의 정량적 측정 기술은 향후 순환골재의 품질 관리 프로세스를 자동화하고 효율성을 극대화하여 건설 폐기물 재활용 분야에 기여할 수 있는 잠재력을 보여준다. 이를 통해 순환골재의 활용도를 높이고 지속 가능한 자원 순환 시스템 구축에 기여할 수 있을 것으로 기대할 수 있음.