Mech-DLK

Mech-Mind

2022 년 04 월 15 일

Contents

1 딥러닝 퀵 스타트 4

2 딥러닝 방법 및 응용 프로세스 소개 7

3 딥러닝 전형적인 프로젝트 활용 43

4 Mech-DLK 사용 가이드 48

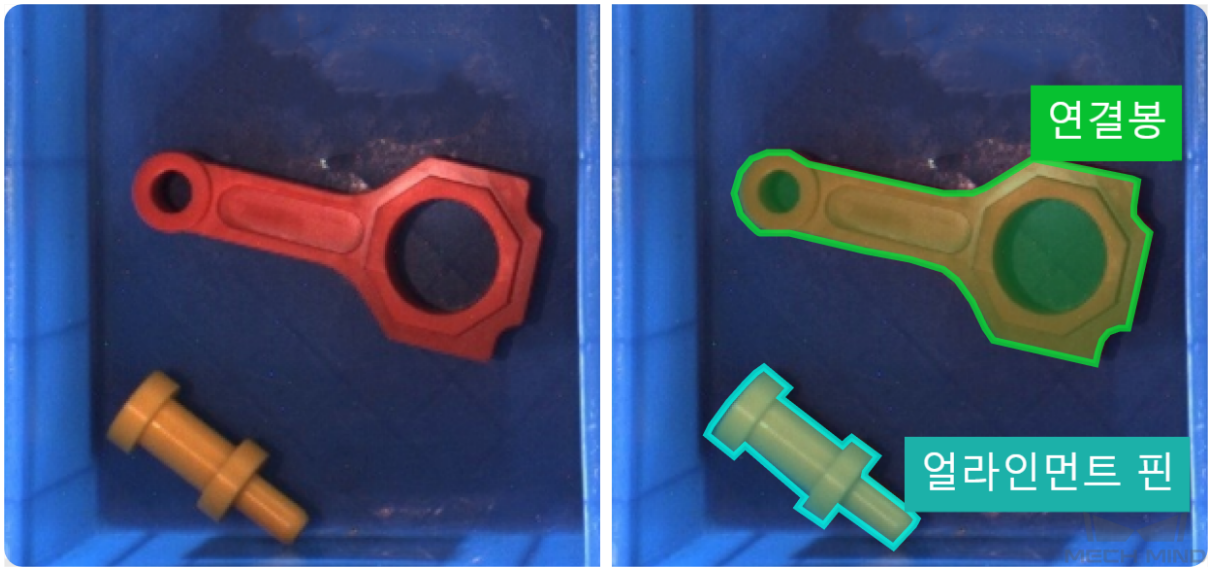
5 FAQ 59

메크 마인드 로보틱스는 딥러닝 알고리즘을 사용하고 성숙한 비전 제품과 결합하여 전세계 자동차, 3C, 제조, 물류 및 기타 산업 분야의 사용자들에게 고효율적이고 포괄적인 솔루션을 제공하며 **스마트 인식** 과 관련된 구체적인 수요 (예: 이미지 분류, 결함 감지, 물체 속성 인식 등) 를 만족할 수 있습니다.

퀵 스타트

딥러닝 퀵 스타트

딥러닝 방법 소개 및 응용 프로세스



인스턴스 세그멘테이션

이미지 속의 타겟 물체의 윤곽, 위치 및 유형을 인식하기

이미지 분류

타겟 물체가 위치하는 이미지의 유형을 인식하기

딥러닝을 전형적인 프로젝트 활용

종이 상자 디팔레타이징/팔레타이징

비전 가이드로 종이 상자의 디팔레타이징/팔레타이징 프로세스

마대 디팔레타이징/팔레타이징

비전 가이드로 마대의 디팔레타이징/팔레타이징 프로세스

Mech-DLK 사용 가이드 & 딥러닝 환경 구축

Mech-DLK **사용 가이드**

딥 러닝 모델을 구축하는 딥 러닝 훈련 소프트웨어

환경 구축

딥 러닝 환경 구축 및 문제 분석

자주 나타나는 질문

FAQ

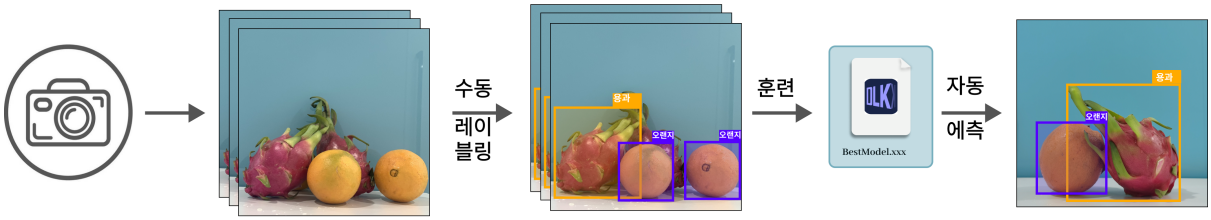
자주 나타나는 문제 및 솔루션

CHAPTER 1

딥러닝 퀵 스타트

딥러닝은"데이터의 특정을 학습함으로써 문제를 해결합니다".

인식해야 할 물체를 이미지로 캡처하고 (캡처된 이미지는 **"데이터"**라고 함) 이미지에서 인식해야 할 특징을 표기하며 이 과정은 **"레이블링"**이라고 함 딥러닝 제품을 통해 이미지 및 레이블 정보를 학습하여 물체의 일반적인 특징을 습득하고 나서 (이 과정은 **"훈련"**이라고 함) 한 결과를 얻습니다 (이 결과가 파일 식으로 나타나고 **"모델"**이라고 함). 이 결과를《데이터》내용과 유사한 실제 프로젝트 시나리오에 활용하여 (**"예측"**이라고 함) 다양한 인식 문제를 해결할 수 있습니다.



딥러닝을 통해 어떤 문제를 해결할 수 있습니까?

딥러닝 제품은 다른 문제에 대해 맞춤형 해결 방법을 제공합니다.

	인스턴스 세그멘테이션	이미지 분류
대표적인 응용 사례	종이 상자, 마대, 회전 상자의 디팔레타이징 & 팔레타이징, 부품의 텐딩 & 커팅, 구즈 피킹, 택배 소포 등 시나리오에 사용될 수 있습니다.	부품 텐딩 & 커팅 프로젝트에 물체 종류, 사이즈, 방향 등을 구분하고 조립 & 구즈 피킹 프로젝트에 물체가 올바르게 배치된지 확인하며 종이 상자와 마대의 디팔레타이징 & 팔레타이징 프로젝트에 색깔과 종류가 서로 다른 물체를 구분하는 데 사용될 수 있습니다.
특징	위치 지정; 물체 분류	물체 분류

> **주의:** 딥러닝의 다양한 알고리즘은 각각 전문적인 문제를 해결할 수 있습니다. 이러한 기능은 상호 배타적이지 않습니다. 하나만 선택하거나 다종의 기능을 결합하여 사용하는지 여부는 현재 프로젝트의 응용 시나리오와 구체적인 요구 사항에 따라 다릅니다.

딥러닝 프로세스는 보통 다음과 같이 다섯 가지의 스텝으로 구성되어 있습니다 :

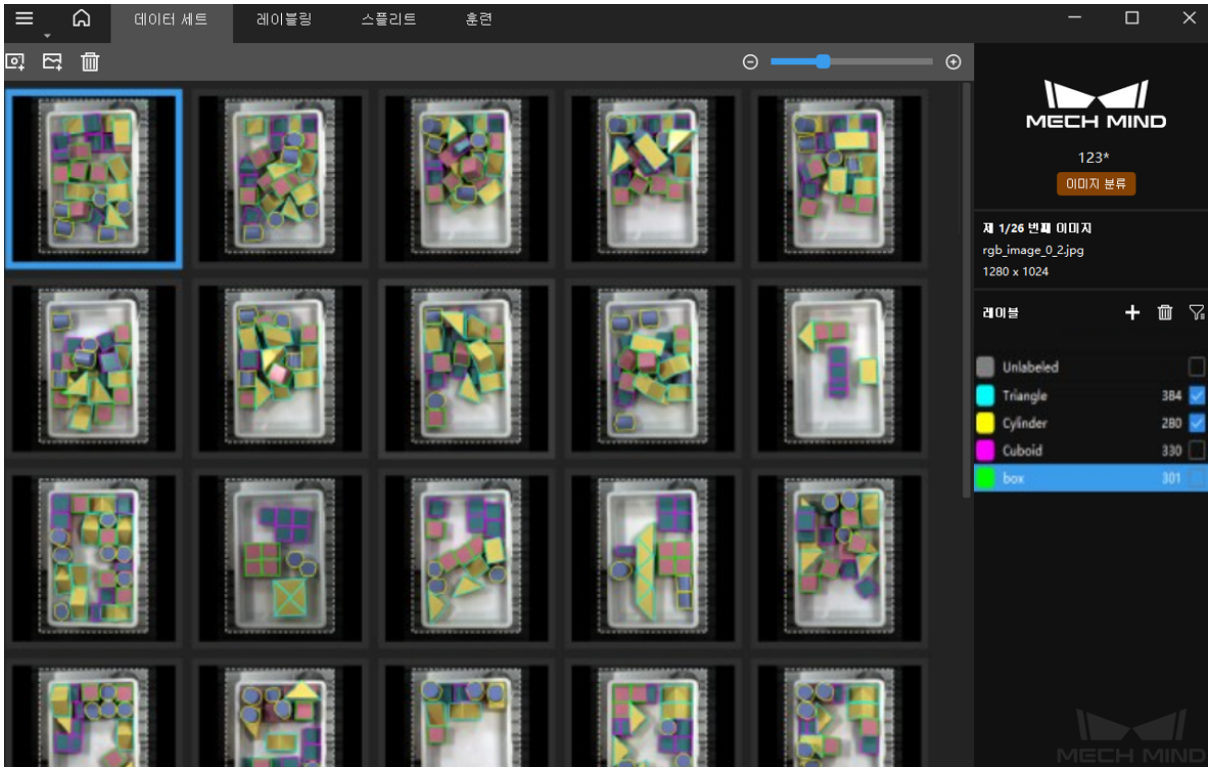
Step1 설치 환경 환경 구축 을 참고하세요.

Step2 데이터를 준비하기 데이터를 수집하고 레이블링하며 확인합니다.

1. 실제 응용 시나리오와 완전히 일치한 조건 아래 딥러닝에 필요한 이미지 데이터를 수집합니다.

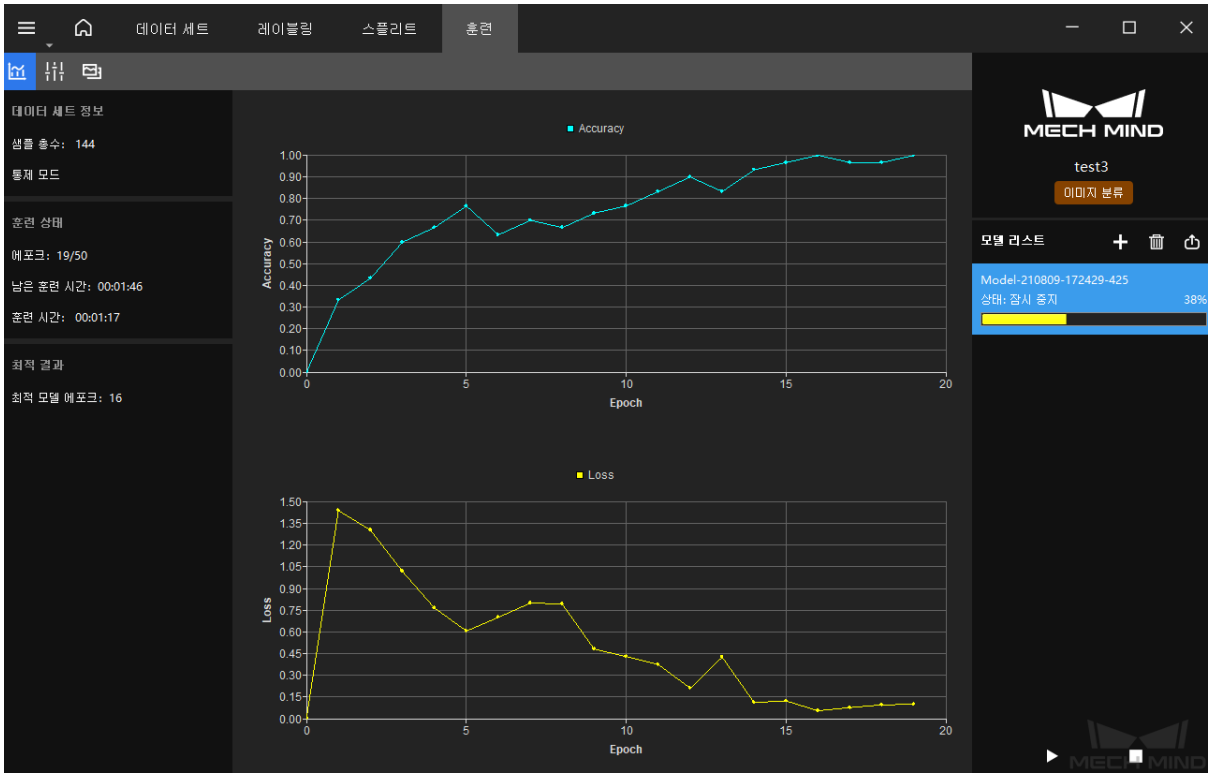
2. 프로젝트 수요에 의해 알고리즘을 선택한 뒤 규칙에 따라 데이터를 레이블링합니다.

3. 레이블이 틀린 데이터가 있는지를 확인합니다 (Mech-DLK 를 사용하여 고효율적으로 훈련에 필요한 데이터를 준비할 수 있습니다).



Mech-DLK 를 통해 데이터를 레이블링하기

Step3 모델을 훈련시키기 표기된 데이터를 통해 Mech-DLK 에서 필요한 딥러닝 모델을 훈련시킵니다. 자세한 정보는퀵 스타트 를 참고하세요.



Mech-DLK 를 통해 딥러닝 모델을 훈련시키기

Step4 효과를 평가하기 미리 준비한 테스트 세트를 사용하여 모델 효과가 수요에 만족할 수 있는지를 평가합니다.

Step5 예측하기 사용자가 평가한 후의 모델을 프로젝트 새로운 이미지에 응용할 수 있습니다.

CHAPTER 2

딥러닝 방법 및 응용 프로세스 소개

2.1 인스턴스 세그멘테이션

2.1.1 전체 소개

인스턴스 세그멘테이션의 역할

인스턴스 세그멘테이션은 **"무엇이 있는지, 무슨 것인지 그리고 어디에 있는지".** 등 문제를 해결합니다.
즉 이미지 속에 타겟 물체가 있는지, 타겟 물체의 종류가 무엇인지, 그리고 타겟 물체가 이미지의 어떤 위치에 있는지를 판단해야 합니다.
예:

- 타겟 물체가 종이 상자라면 이미지 속에 종이 상자가 있는지부터 판단해야 합니다 (해당 모델은 종이 상자 이외의 물체를 인식하지 않음). 종이 상자가 있는 경우에 모든 상자의 윤곽을 표기하고《종이 상자》레이블로 물체 유형을 표시하며 (레이블은 이미지 특징을 표시할 때 이미 정해짐) 없는 경우에 아무 결과도 도출하지 않을 것입니다.

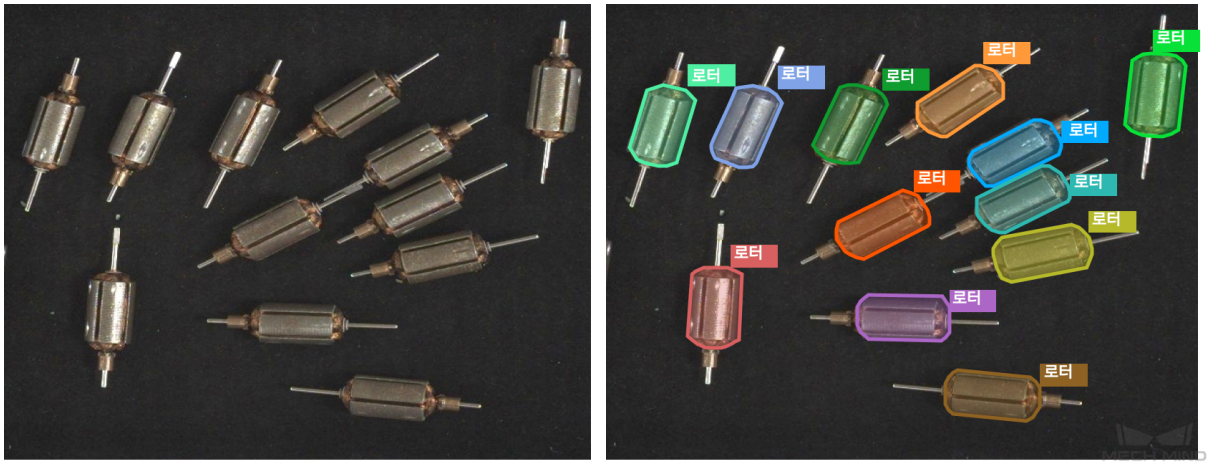
- 타겟 물체가 비누, 칫솔 혹은 샴푸 등 여러 개의 물체라면 먼저 이미지 속에 이런 물체들이 있는지부터 판단해야 합니다. 있는 경우에 각 물체의 윤곽을 표기하고 대응하는 레이블로 물체를 분류하며 없는 경우에 아무 결과도 도출하지 않을 것입니다.

인스턴스 세그멘테이션의 대표적인 응용 시나리오

- **디팔레타이징 & 팔레타이징 :** 요구에 맞춰 종이 상자, 회전 상자, 마대 및 기타 물체를 팔레트에서 제거하고 다른 팔레트 또는 관련 장비 (마대를 깨는 장비, 컨베이어 벨트 등) 에 배치하는 것입니다.

마대 디팔레타이징/팔레타이징 프로젝트에서 마대를 분할하기

- **부품 머신 텐딩 & 커팅 :** 자동차, 강철, 기계등 업계에서 복잡한 부품, 구조재, 불규칙한 부품등 물체의 옮기기 및 피킹 시나리오에 적용됩니다.



부품 머신 텐딩 & 커팅 프로젝트에서 부품을 분할하기

- **구즈 피킹:** DAS, DPS, 구즈 피킹 등 다양한 전자상거래 창고에서 발생하는 일반적인 피킹 시나리오에 적용됩니다. 풍선 가방, 투명한 포장, 병에 든 알루미늄 캔, 불규칙한 구즈 (예: 냄비 및 팬) 등 다양한 구즈를 지원합니다.

구즈 피킹 프로젝트에서 구즈를 분할하기

- **택배 소포 :** 택배 소프, 우편 봉투, 택배 종이 상자, 폼 봉투 등 다양한 일반 소포와 특수 형태의 소포를 인식 가능합니다.

택배 소포 프로젝트에서 종이 상자 및 소포를 분할하기

인스턴스 세그멘테이션의 응용 프로세스

인스턴스 세그멘테이션은 딥러닝을 기반으로 하기 때문에 사용자들은 실제 응용 시나리오에 있는 물체의 이미지를 충분하게 많이 제공하고 이미지 속의 각 물체의 윤곽 및 유형을 레이블링하면 인스턴스 세그멘테이션 모델은 스스로 습득할 수 있습니다. 딥러닝 인스턴스 세그멘테이션의 응용 프로세스는 다음과 같습니다:

- **훈련에 필요한 데이터를 수집하기** 카메라로 물체 이미지를 많이 캡처합니다.
- **데이터 레이블링** 캡처된 이미지에 각 물체의 윤곽과 유형에 대해 레이블링합니다.
- **모델을 훈련시키기** 이전 두 단계에 처리된 데이터를 인스턴스 세그멘테이션 모델로 입력합니다.
- **모델을 통해 예측하기** 훈련된 모델을 프로젝트에 활용하고 기능을 충분히 발휘합니다.

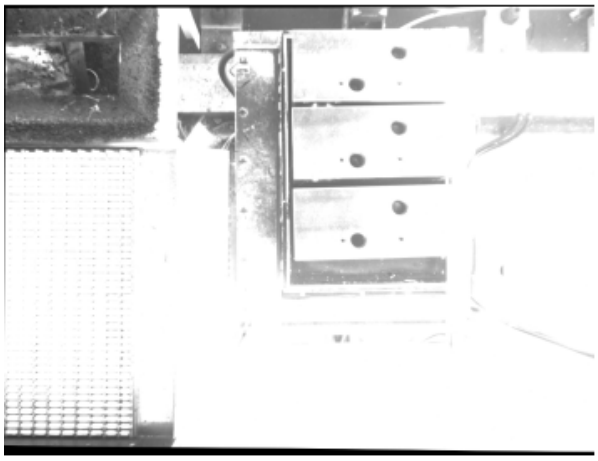
2.1.2 훈련에 필요한 데이터를 수집하기

주의: 데이터 수집은 딥러닝 프로젝트의 가장 핵심적인 부분이라고 할 수 있습니다. 모델의 최종 효과는 훈련 용 데이터의 질에 크게 의존하며 질이 높은 데이터가 모델 훈련의 효과 및 예측 정확성을 향상시킬 수 있습니다.

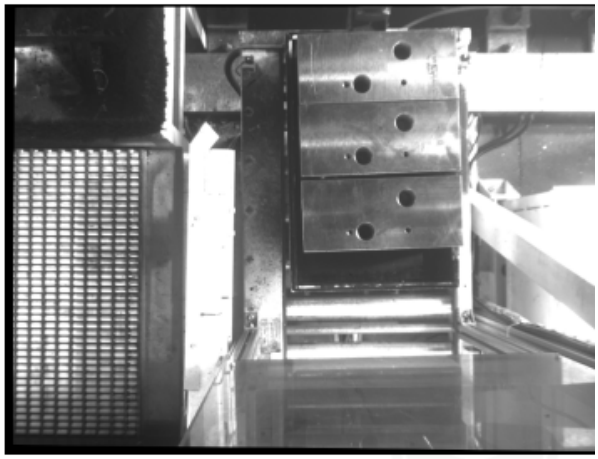
데이터 수집하는 환경은 구체적인 요구에 반드시 부합해야 함

1. **촬영할 때 필름이 빛에 과다하게 노출된 경우, 조명이 과하게 어두운 경우, 색상 왜곡, 뚜렷하게 보이지 못하는 경우 또는 주변에 차단물이 있는 경우** 등을 피하세요. 이런 경우에 딥러닝 모델이 필요한 물체 특징을 반영할 수 없기 때문에 모델 사용 효과에 영향을 미칠 수도 있습니다.

오류 예시: 과다하게 노출된 경우

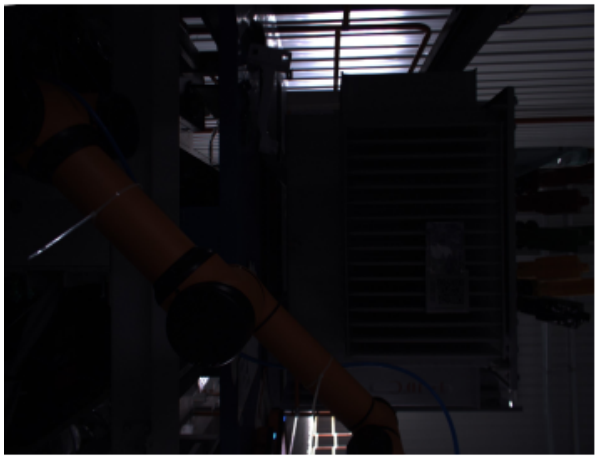


정확한 예시: 정상적인 경우

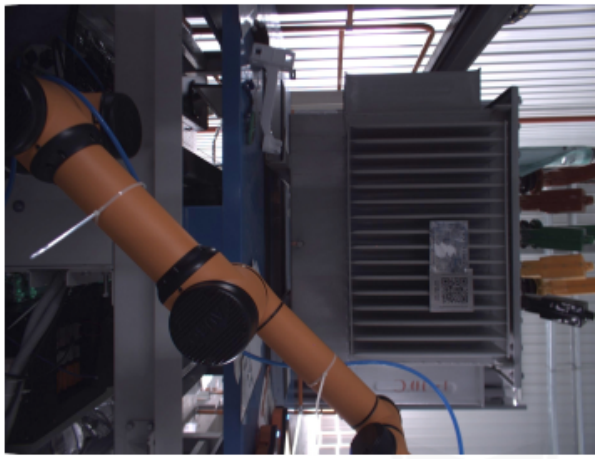


개선 방법: 빛을 가리는 방법으로 개선할 수 있습니다.

오류 예시: 과하게 어두운 경우



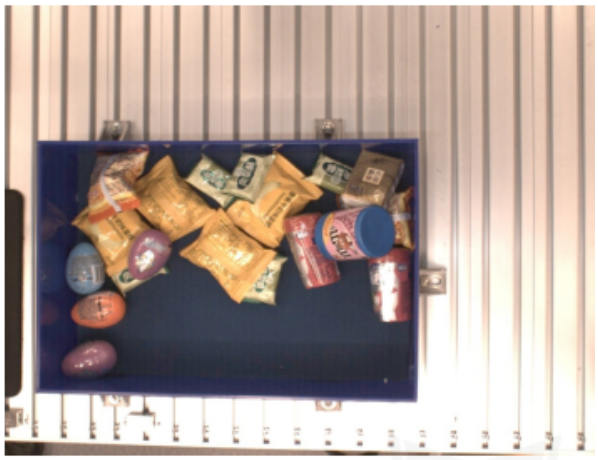
정확한 예시: 정상적인 경우



개선 방법: 빛을 채우는 방법으로 개선할 수 있습니다.

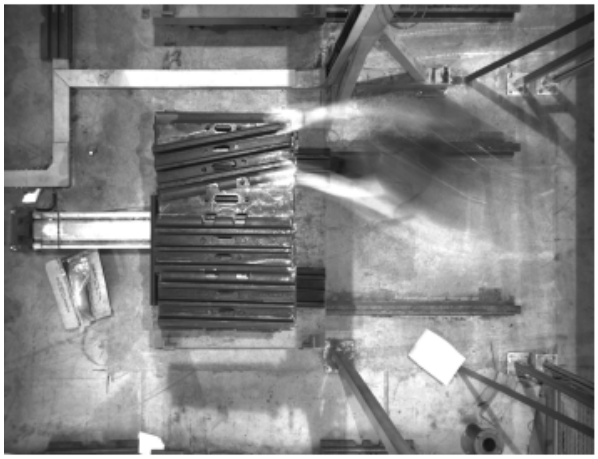
오류 예시：색상 왜곡

정확한 예시: 정상적인 경우



개선 방법: 카메라 화이트 밸런스를 조정하여 개선할 수 있습니다.

오류 예시: 뚜렷하게 보이지 못하는 경우

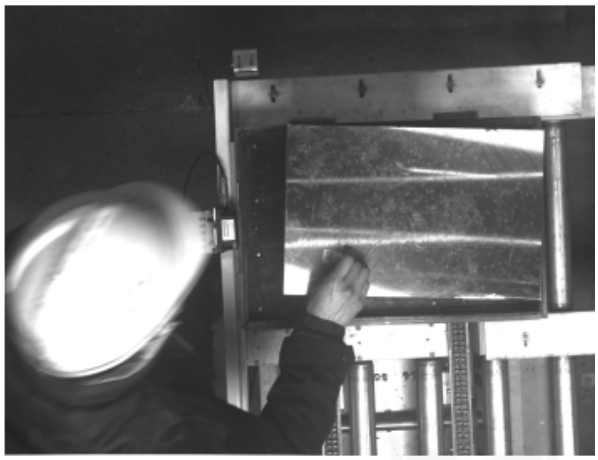


정확한 예시: 정상적인 경우

개선 방법: 카메라 혹은 물체가 이동 시 캡처하지 마세요.

오류 예시: 로봇 암이 물체를 가리는 경우

오류 예시: 사람의 손이 물체를 가리는 경우



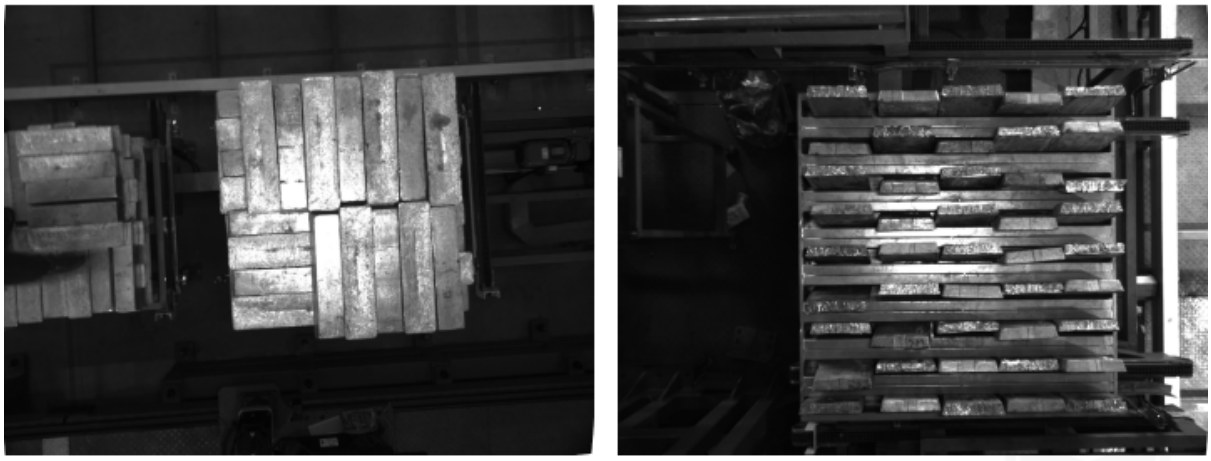
개선 방법: 이미지 캡처 시 주변에 있는 로봇암과 사람을 피해야 합니다.

2. 데이터를 수집할 때의 **배경、시각、높이** 등 요소가 반드시 실제 응용 시나리오와 일치해야 합니다. 불일치가 있을 경우 실제 응용 시 딥러닝의 효과가 떨어지며 필요한 경우 데이터를 다시 수집해야 합니다. 따라서 미리 실제 응용 상황을 확인해야 합니다.

오류 예시 : 훈련 용 데어티의 배경(왼쪽)이 실제 프로젝트의 배경(오른쪽)과 일치하지 않은 경우

개선 방법:데이터를 수집할 때의 배경이 반드시 실제 응용 시나리오와 일치해야 합니다.

오류 예시 : 훈련 용 데이터의 캡처 시야(왼쪽)가 실제 프로젝트의 시야(오른쪽)와 일치하지 않은 경우



개선 방법 : 훈련 용 데이터를 캡처하는 시야가 실제 응용 시나리오와 일치해야 합니다.

오류 예시 : 훈련 용 데이터의 캡처 높이(왼쪽)가 실제 프로젝트의 높이(오른쪽)와 일치하지 않은 경우

개선 방법 : 훈련 용 데이터를 캡처하는 높이가 실제 응용 시나리오와 일치해야 합니다.

데이터 수집 수량 (이미지 캡처 수량)

- 타겟 물체가 단일하면 이미지 약 50 장을 캡처하면 됩니다.
- 타겟 물체의 종류가 다양하면 한 종류씩 약 30 장을 캡처하면 되고 **캡처할 총수 = 30 * 물체 종류별** 입니다.
- 이것은 일반적인 캡처 수량이고 전형적인 프로젝트를 실행 시 요구가 더 세분됩니다. 자세한 정보는**전형적인 프로젝트 데이터 수집 양상** 을 참고하세요.

주의: 훈련 용 데이터가 매우 적은 경우에는 모델에게 제공할 수 있는 샘플이 부족해서 커브 피팅을 통해 얻은 데이터를 사용하면 딥러닝 모델이 효율적으로 훈련될 수 없고 테스트할 때의 오류율이 매우 높을 수도 있습니다. 반면에 데이터가 매우 많은 경우에는 훈련 속도를 크게 낮출 수 있으니 합리적으로 데이터를 수집하기 바랍니다.

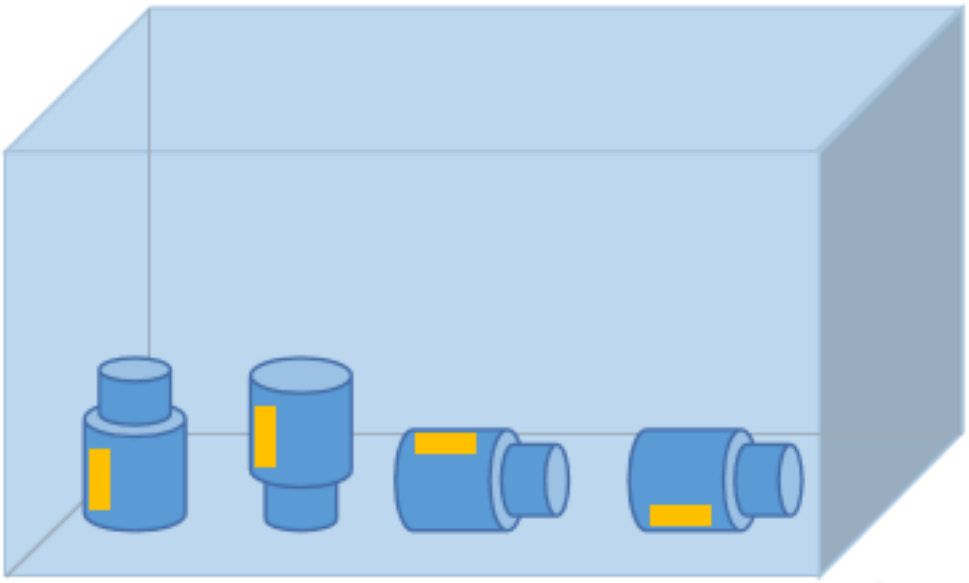
이미지 캡처 시 물체의 배치 방식

요구에 따라 모든 가능한 배치 상황에 대해 합리적인 수량의 데이터를 수집해야 합니다. 예를 들어 실제 생산 시 물체가 가로 배치된 것과 세로 배치된 것이 다 있는 경우에 가로 배치된 물체의 이미지만 캡처해서 훈련시키면 세로 배치된 물체에 대해 인식하지 못할 수도 있습니다. 또한 실제 상황에서 물체들이 무작정 배치되고 서로 가리는 경우에는 단일한 물체의 이미지만 캡처하면 쌓여 있는 물체에 대해 인식하지 못할 수도 있습니다. 따라서 데이터를 수집할 때 **실제 생산 현장의 모든 시나리오를 고려해야 합니다**. 구체적으로 다음과 같습니다:

- 수집한 데이터에 실제로 모든 가능한 **물체 방향** 을 포함해야 합니다.
- 수집한 데이터에 실제로 모든 가능한 **물체 위치** 를 포함해야 합니다.
- 수집한 데이터에 실제로 모든 가능한 **물체 간 관계** 를 포함해야 합니다.

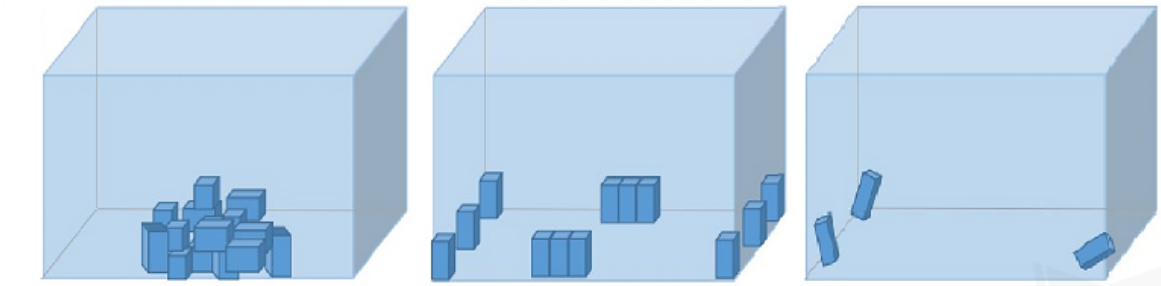
주의: 어떤 가능한 상황이 빠지면 딥러닝 모델은 해당 상황에 대해 학습하지 못하게 되어 이 상황 아래에 유효하게 인식할 수 없습니다. 따라서 실제 상황에 따라 샘플을 추가하여 오류율을 낮춰야 합니다.

1. **물체 방향**



물체가 위로 향하는 면이 다른 경우

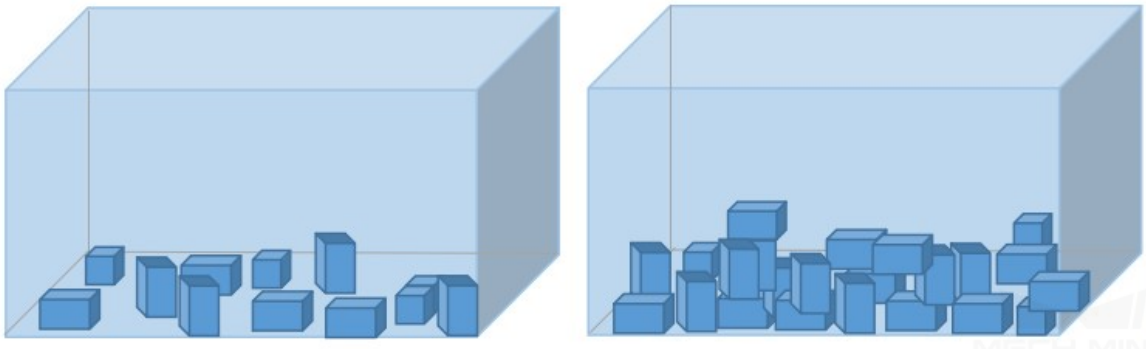
2. **물체 위치**



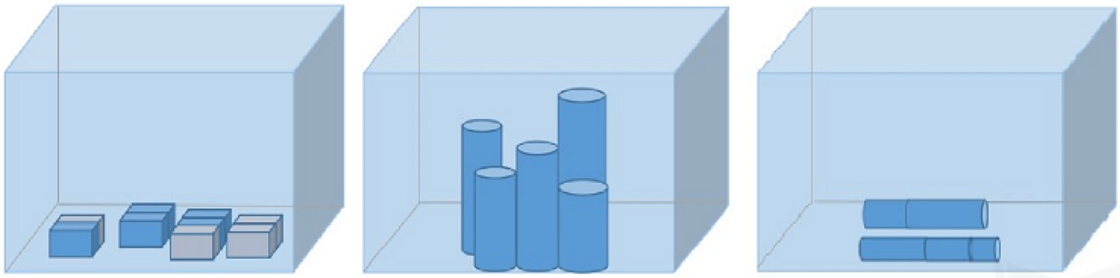
물체가 피킹 용기의 가운데 & 사방 & 모서리에 있는 경우

물체가 다른 층에 있는 경우

3. **물체 간 관계**



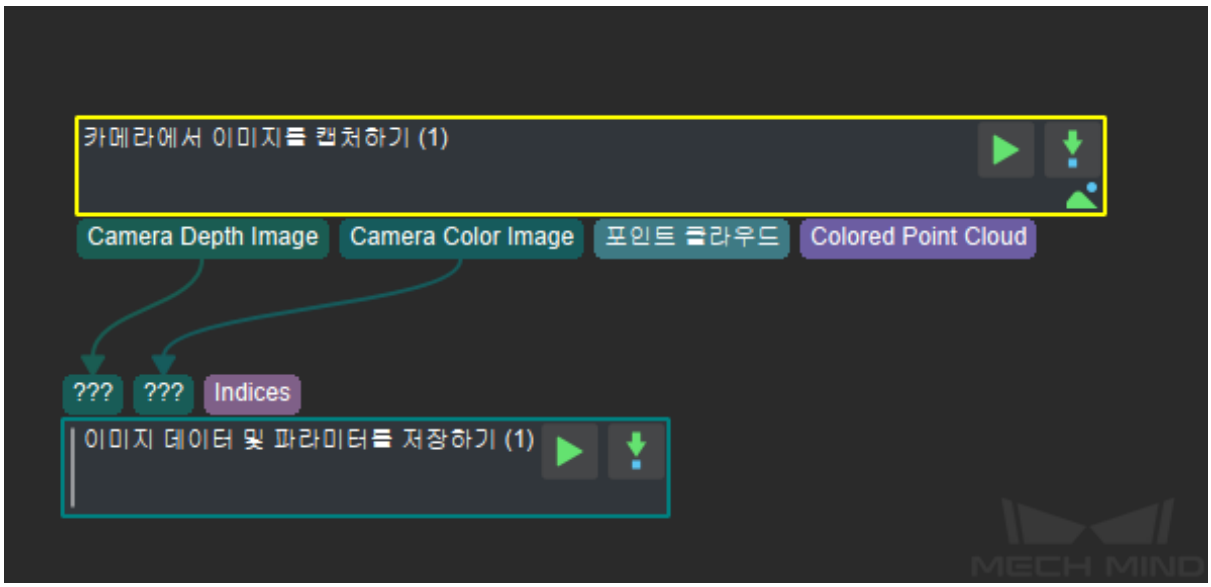
물체를 평평하게 펴거나 서로 쌓여 있는 경우



물체들이 서로 밀착하게 붙이는 경우

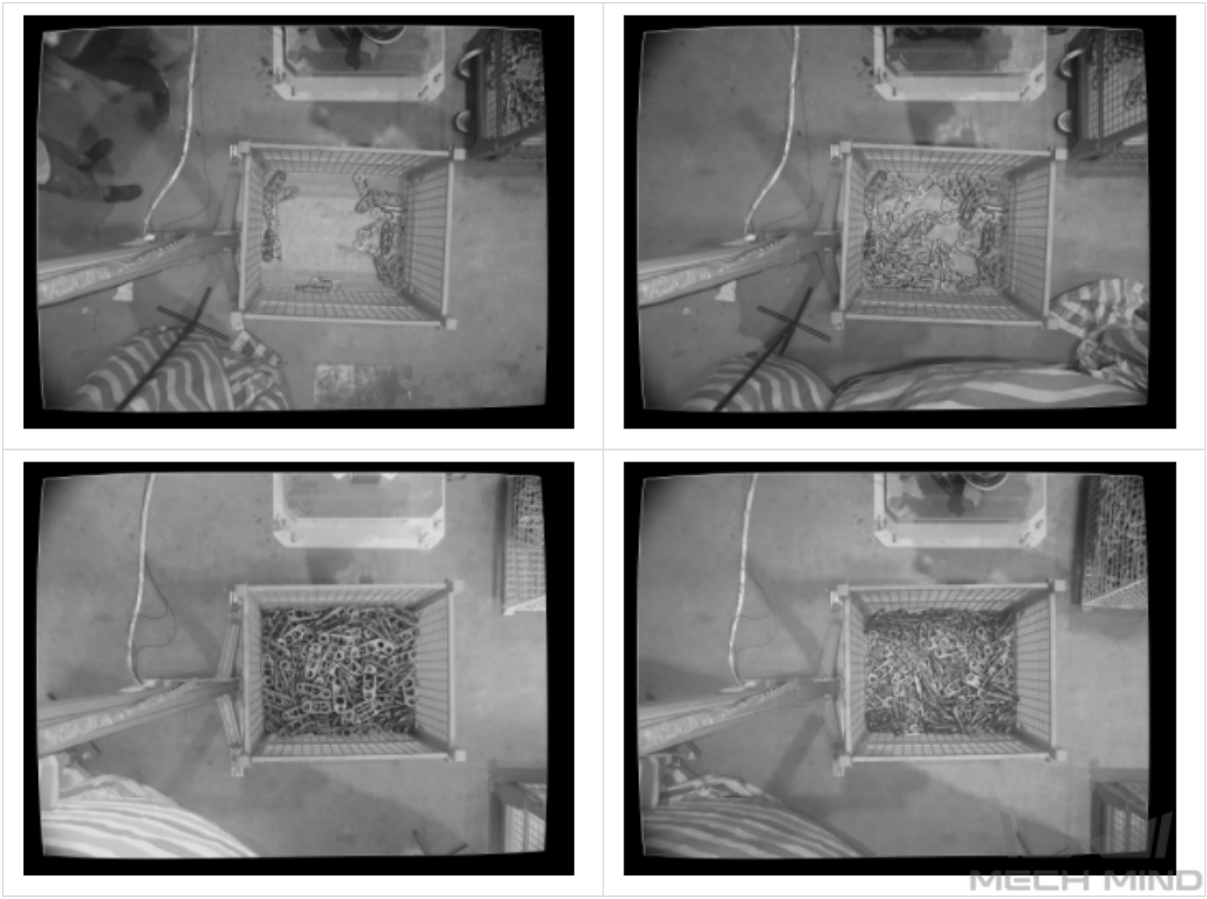
Mech-Vision 을 통해 데이터를 수집하기

위에 언급한 캡처 환경, 수량 및 배치 방식 등 요소를 모두 확인한 뒤 Mech-Vision 을 통해 다음과 같은 스텝 세트를 사용하여 데이터를 수집할 수 있습니다. 자세한 정보는 capture_images_from_camera 를 참고하세요.



기존 프로젝트 데이터 수집 양상

1. 금속 부품 프로젝트에 타겟 물체가 단일하여 약 50 장을 캡처하면 됩니다. 물체 방향 방면에 누워 있거나 서 있을 수 있으니 이미지를 캡처할 때 두 가지 가능성을 모두 고려해야 합니다. 물체 배치 방식 방면에 물체가 피킹 용기의 가운데, 사방 혹은 모서리에 있는 상황과 높이가 다른 상황을 고려해야 합니다. 물체 간 관계 방면에 서로 쌓여 있는 경우 이외에도 소량의 물체가 나란히 배치된 경우도 고려해야 합니다. 실제로 캡처한 이미지는 아래와 같습니다:



소량 물체가 어지럽게 흩어지는 경우 (왼쪽 상단) & 집중적으로 어지럽게 흩어지는 경우 (오른쪽 상단) & 쌓여 있는 경우 (왼쪽 하단) & 집중적으로 어지럽게 흩어지는 경우 (오른쪽 하단)

평평하게 펴는 경우 & 서 있는 경우 & 쌓여 있는 경우 & 나란히 배치되는 경우

2. 어떤 일용품 프로젝트에 7 가지의 물체들이 어서 배치되어 있으므로 분류해야 합니다. 이미지를 캡처할 때 물체 특징을 전면적으로 획득할 수 있도록《단일 물체 다양한 방향으로 배치되는 경우》및《다종의 물체 혼합되어 배치되는 경우》를 고려해야 합니다. 단일 물체 다양한 방향으로 배치되는 경우에 캡처 수량은 5 * 종류별이고 다종의 물체 혼합되어 배치되는 경우에 캡처 수량은 20 * 종류별입니다. 물체 방향 방면에 물체가 평평하게 눕거나 옆으로 서거나 기울일 수 있으며 수집 시 각종 가능성을 고려해야 합니다. 물체 위치 방면에는 물체가 피킹 용기의 가운데, 사방, 모서리 등 위치를 고려할 필요가 있습니다. 물체 간 관계 방면에는 쌓여 있는 상황 외에 나란히 배치되는 상황과 밀착하게 붙여 있는 상황을 고려해야 합니다. 실제로 캡처한 이미지는 다음과 같습니다:

단일 물체 배치 :

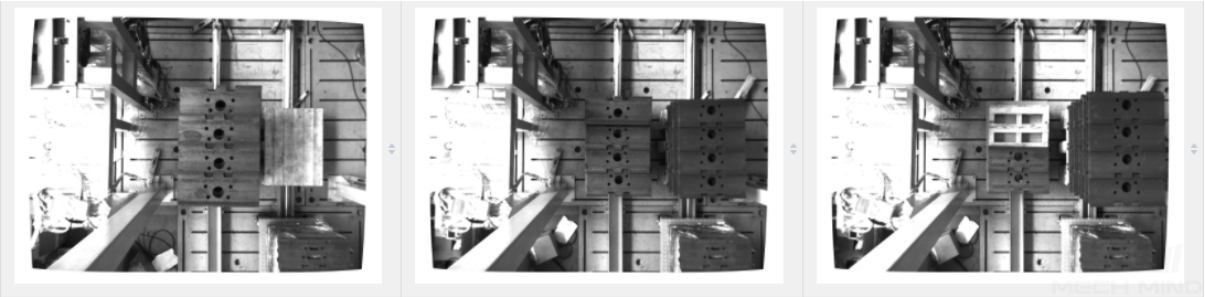
피킹 용기 모서리에 배치되는 경우 (왼쪽 상단) & 긴밀하게 이어지는 경우 (오른쪽 상단) & 밀착하게 붙여 있는 경우 (왼쪽 하단) & 소량 물체가 어지럽게 흩어지는 경우 (오른쪽 하단)

혼합 물체 배치 :

밀착하게 붙여 있는 경우 & 피킹 용기 모서리에 있는 경우 & 어지럽게 쌓여 있는 경우

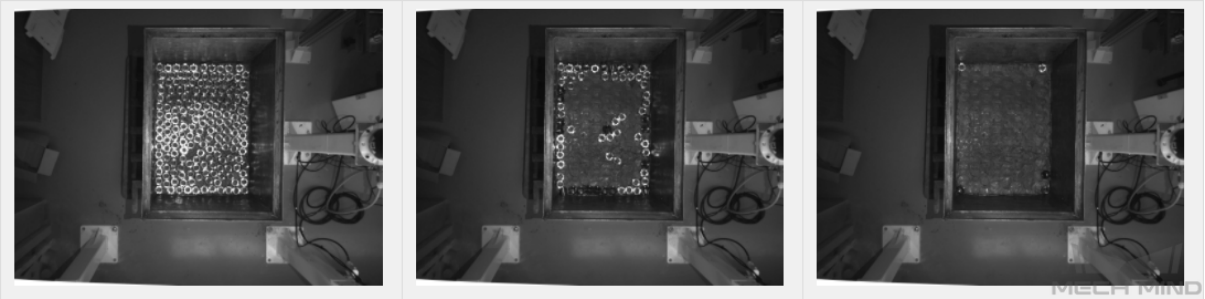
3. 트랙슈 프로젝트에 트랙슈의 종류가 다양해서 30* 종류별 장의 이미지를 캡처해야 합니다. 물체 방향 방면에 앞면이 위를 향하는 상황만 고려하면 됩니다. 물체 위치 방면에 배치 방식은 단일하지만 높은 층, 중간 층 및 낮은 층 등 다양한 높이의 데이터를 수집해야 합니다. 물체 간 관계 방면에

질서정연하게 쌓아두는 물체들이 밀착하게 붙여 있는지를 주의해야 합니다. 실제로 캡처한 이미지는 다음과 같습니다:



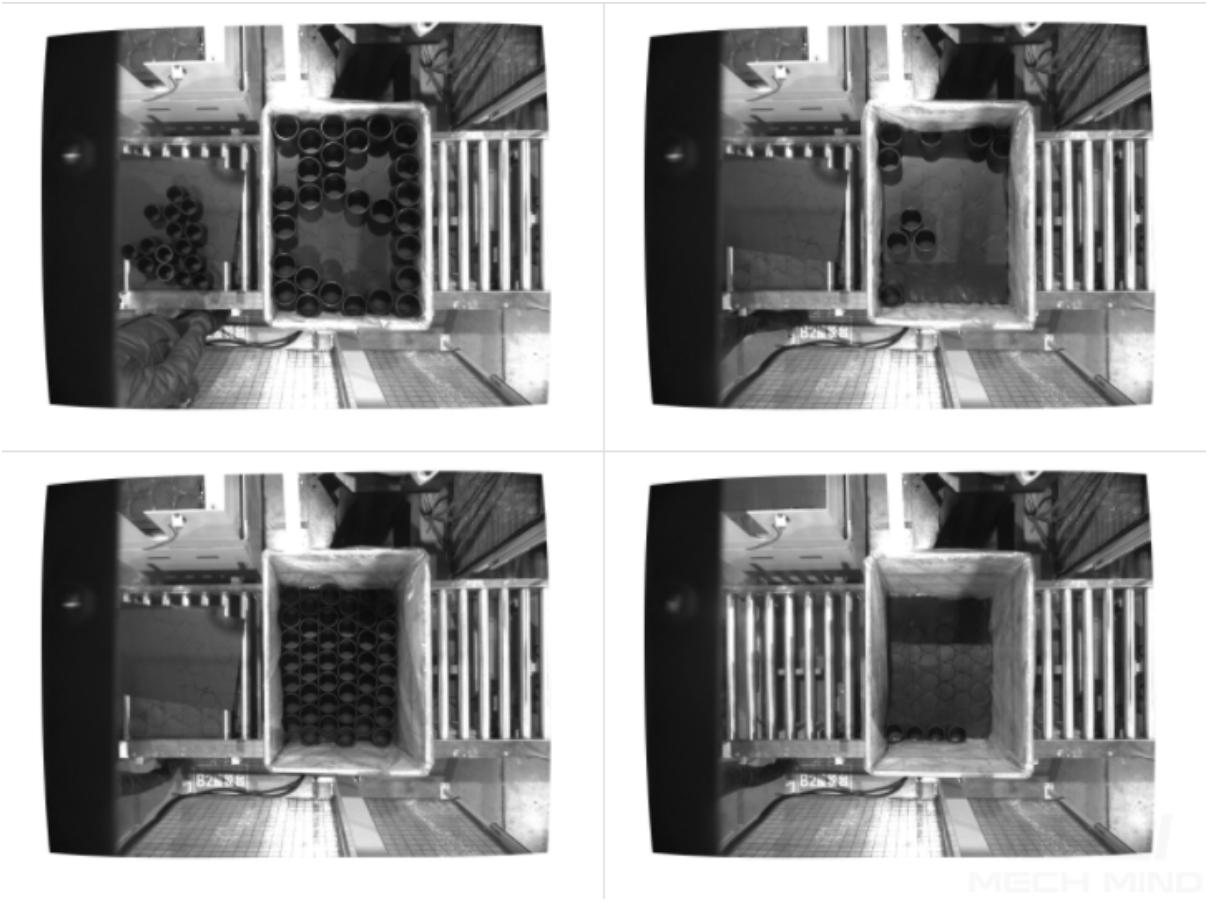
높은 층 & 중간 층 & 낮은 층에서 보는 시야

4. 금속 부품 프로젝트에 한 층에만 평평하게 펴 있으므로 50 장의 이미지가 필요합니다. 물체 방향 방면에 한 층에만 평평하게 펴 있으므로 앞면이 위를 향하는 상황만 고려하면 됩니다. 물체 위치 방면에는 물체가 피킹 용기의 가운데, 사방 및 모서리 등 위치를 고려할 필요가 있습니다. 물체 간 관계 방면에는 밀착하게 붙여 있는 상황을 고려해야 합니다. 실제로 캡처한 이미지는 다음과 같습니다:



한 층에 빈틈없이 펼쳐져 있는 경우 & 피킹 용기의 사방에 있는 경우 & 피킹 용기의 모서리에 있는 경우

5. 금속 부품 프로젝트에 여러 층에 가지런히 쌓인 경우에 30 장의 이미지의 이미지를 캡처해야 합니다. 물체 방향 방면에 앞면이 위를 향하는 상황만 고려하면 됩니다. 물체 위치 방면에는 물체가 피킹 용기의 가운데, 사방 및 모서리 등 위치 및 다양한 높이를 고려할 필요가 있습니다. 물체 간 관계 방면에는 밀착하게 붙여 있는 상황을 고려해야 합니다. 실제로 캡처된 이미지는 다음과 같습니다:



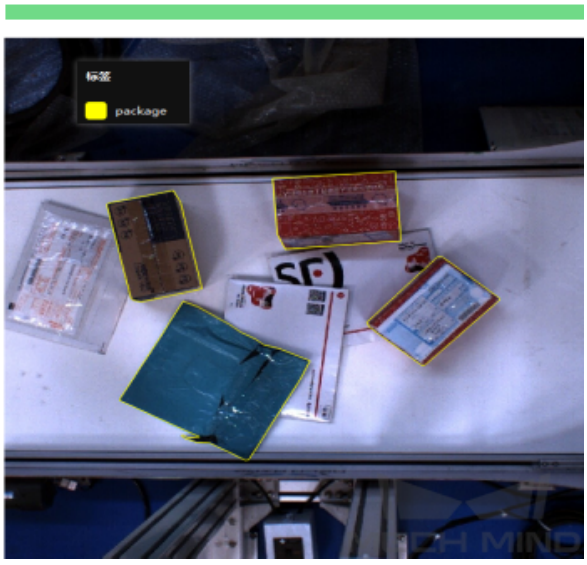
높은 층에 배치되는 경우 (왼족 상단) & 높은 층에 소량의 물체가 배치되는 경우 (오른쪽 상단) & 낮은 층에 빈틈없이 배치되는 경우 (왼쪽 하단) & 낮은 층 피킹 용기 사방에 배치되는 경우 (오른쪽 하단)

2.1.3 데이터 레이블링

레이블을 만들기

프로젝트 실행 시 물체를 분류할 필요가 있는지를 확인해야 합니다. 필요하면 유형에 따라 해당 수량의 레이블을 만들어야 하며 필요하지 않으면 하나의 레이블만 만들면 됩니다.

레이블을 만들기

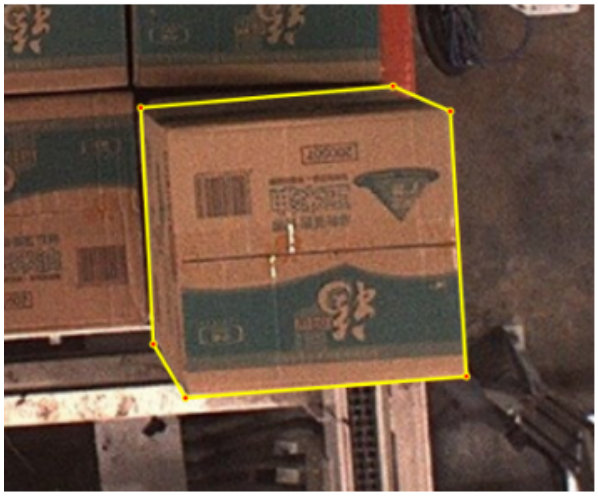


주의: 레이블 명칭은 아이덴티티가 있어야 하며 a, b, tmp 등과 같은 의미 없는 명칭을 사용하지 마세요. 또한 레이블 명칭에는 영문자와 숫자만 포함해야 하고 오해를 줄이기 위해 중국어 병음 (예: xiangzi) 대신 영어 단어 (예: box) 를 사용하길 바랍니다.

레이블링 방식을 확인하기

1. **윗면의 윤곽만 레이블링하기:** 종이 상자, 약 케이스, 직사각형 부품 과 같은 수평적으로 배치된 일반 물체에 적합합니다. 윗면의 윤곽을 통해 피킹 포즈를 산출하기 때문에 사용자가 윗면에 대해 직사각형으로 레이블링 하면 됩니다.

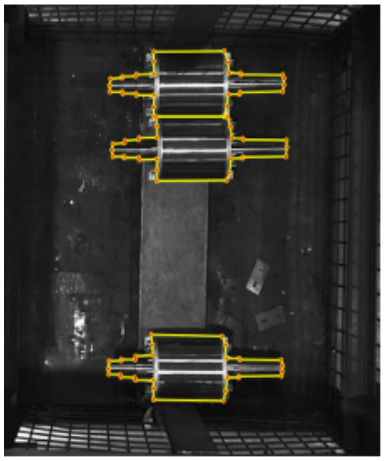
오류 예시 : 외부 윤곽만 표기하기



정확한 예시 : 맞는 표기 방식

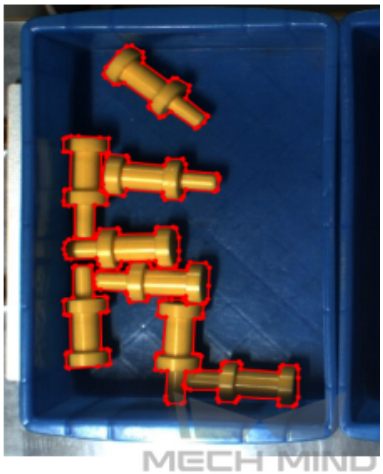
2. **전체 외부 윤곽을 레이블링하기:** 통용되는 레이블링 방식으로 마대 및 각종의 부품에 적합합니다.

정확한 예시：외부 윤곽을 표기하기



정확한 예시：외부 윤곽을 표기하기

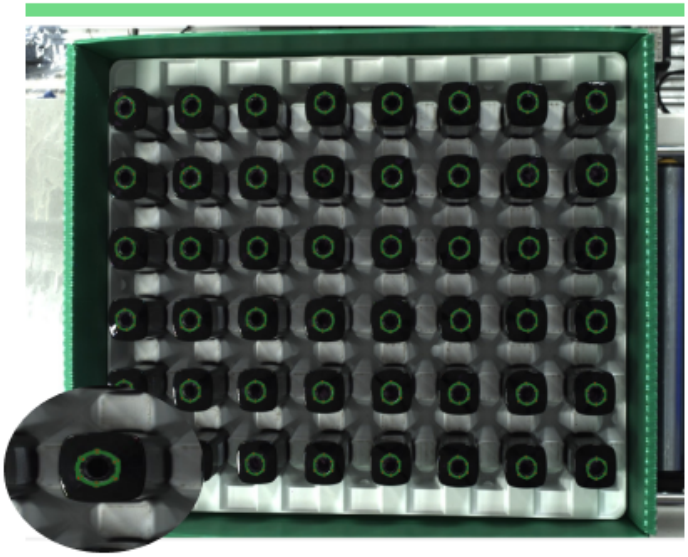
정확한 예시：외부 윤곽을 표기하기



3. **특별한 경우：**클램프 혹은 피킹 방식에 맞춰야 하는 특수 상황에 적합합니다.

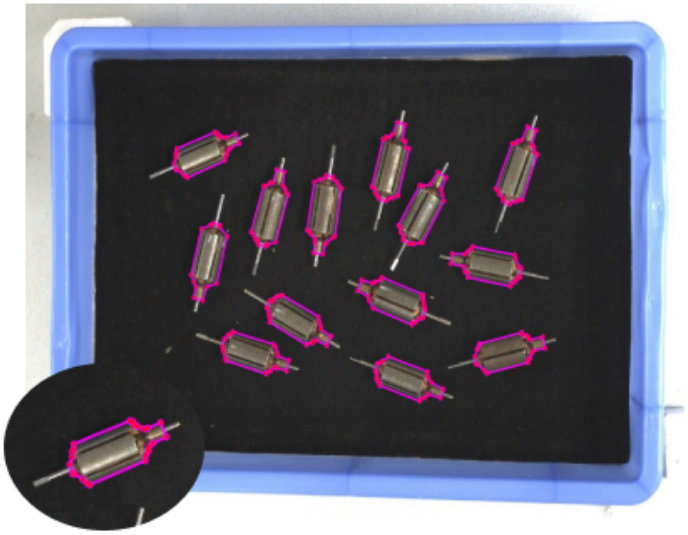
   양상 1: 빨판이 병 입구와 완벽하게 맞추기 위해 (고정밀도 필요함) 병 입구만 레이블링하면 됩니다.

정확한 예시: 병 입구를 표시하기



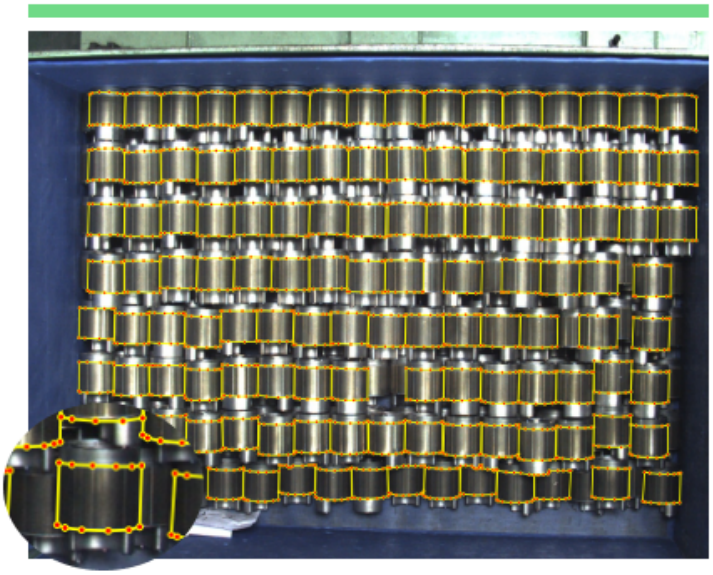
양상 2: 로터 (rotor) 를 피킹한 뒤 방향을 구분할 수 있도록 명확하게 방향을 구분할 수 있는 중간 부분만 레이블링하고 양극단의 가느다란 막대에 대해 레이블링하지 않습니다.

정확한 예시：로터의 중간 부분을 표기하기



양상 3: 빨판으로 피킹 시 금속 부분의 중간에만 피킹할 수 있도록 중간만 레이블링하고 양끝에 대해 레이블링하지 않습니다.

정확한 예시: 중간 부분을 표기학기



Mech-DLK 를 통해 데이터를 레이블링하기

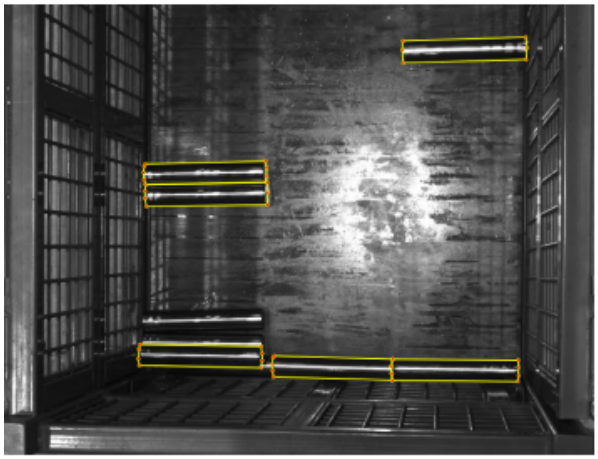
사용한 알고리즘에 따라 레이블링 방식도 다릅니다. 제세한 정보는 Mech-DLK 데이터 레이블링 방식 을 참고하세요.

주의: 레이블링 효과를 확보해야 합니다: 레이블링 끝난 뒤 반드시 데이터 레이블링 결과를 확인해야 하고 각 샘플이 레이블과 일대일 대응하는지 확인해야 합니다. 틀린 레이블 분류 데이터를 사용하면 딥러닝 과정에 부정적인 영향을 미칠 수 도 있으며 모델의 인식 효과에도 간섭을 줄 것입니다.

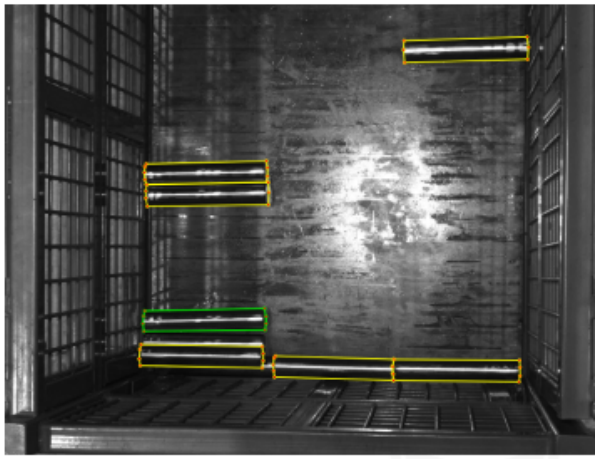
레이블링 결과를 평가할 때 완전성, 정확성, 일치성 및 정밀도 등 측면에서 고려해야 합니다:

1. **완전성 :** 규칙에 부합하는 모든 물체를 빠짐없이 레이블링해야 합니다.

오류 예시: 표기 시 빠진 물체가 있는 경우



정확한 예시: 정상적인 경우



힌트:모든 완전한 강봉을 빠짐없이 표기해야 합니다.

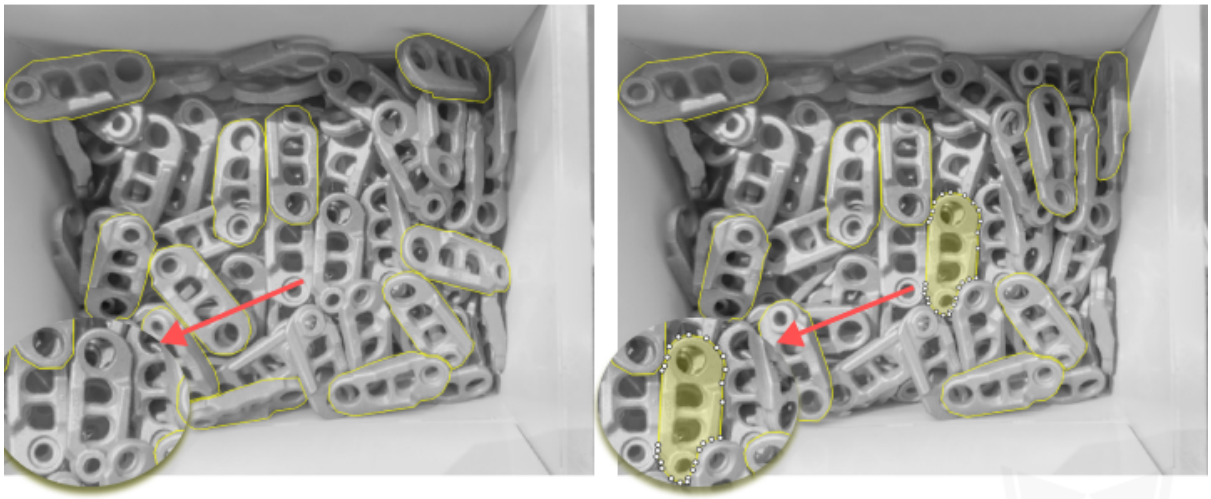
2. **정확성 :** 물체와 레이블과 일대일 대응하는지 확인하고 불일치 문제를 피해야 합니다.

오류 예시 : 레이블이 물체와 불일치, Mentos가 yida로 표기된 경우

정확한 예시: 정상적인 경우

3. **일치성 :** 모든 데이터는 동일한 레이블링 규칙을 준수해야 합니다. 예를 들어 규칙은 전체 노출 85% 이상의 물체만 레이블링하는 것이면 이 규칙을 부합하는 모든 물체에 대해 레이블링해야 하고 한 물체를 레이블링하고 유사한 물체를 하지 않은 상황을 피합니다.

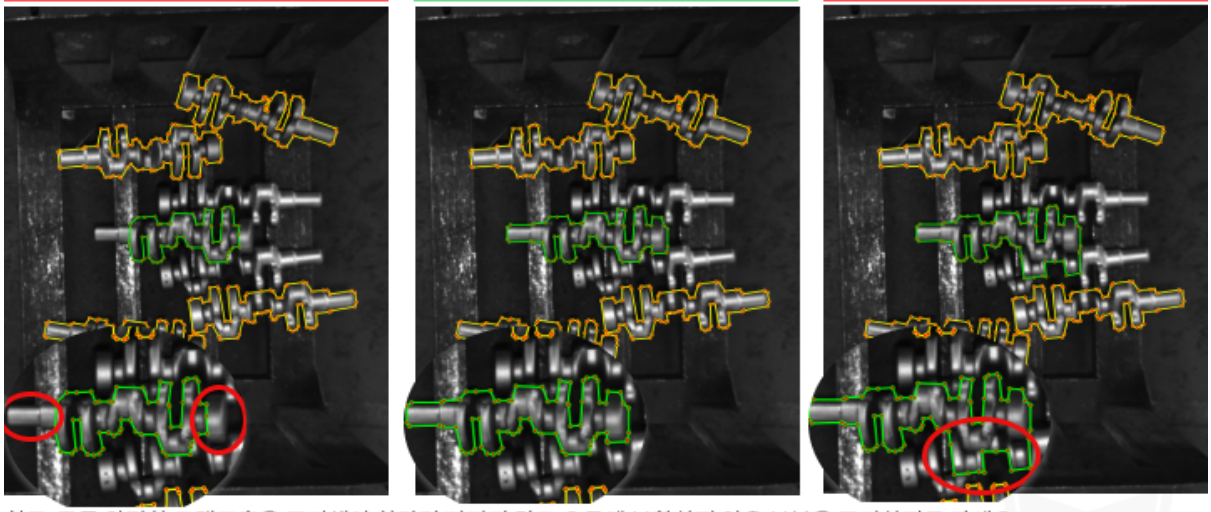
오류 예시: 이어지는 두 이미지 속에 위치 및 자세가 같은 금속 부품의 레이블이 다른 경우



힌트: 이 때 해당 물체가 레이블링 요구에 부합하는지 확인해야 하고 부합하면 표기되지 않은 물체에 대해 레이블을 추가하며 부합하지 않으면 이미 만든 레이블을 삭제하면 됩니다.

4. **정밀도 :** 레이블링한 윤곽은 타겟 물체의 윤곽과 완벽하게 맞아야 하며 범위를 초과하거나 빠진 부분을 있으면 안 됩니다.

오류 예시 : 빠진 부분이 있는 경우 | 정확한 예시: 정상적인 경우 | 오류 예시 : 필요없는 부분도 표기하는 경우



힌트: 모든 완전한 크랭크축을 표기해야 한다면 빠지지 말고 요구에 부합하지 않은 부분을 표기하지도 마세요.

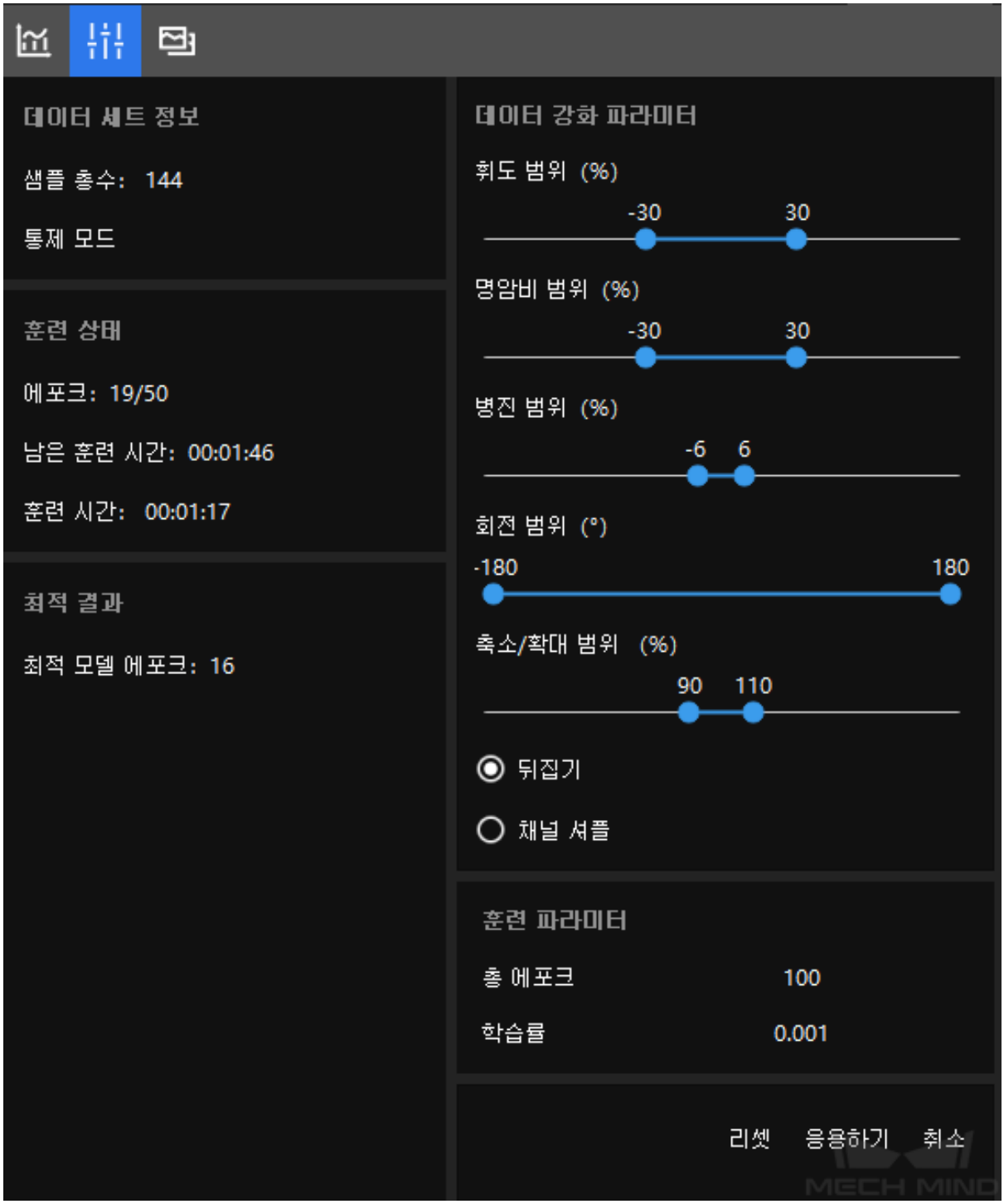
2.1.4 모델 훈련

Mech-DLK 를 사용하여 모델을 훈련시키기

퀵 스타트 를 참고하세요.

조정 가능한 훈련 파라미터

일반적으로 파라미터의 기본값을 사용하여 훈련시키면 요구를 만족할 수 있습니다. 특별한 수요가 있는 경우에만 다음 파라미터를 조정할 수 있습니다.



휘도 범위

작업 현장의 조명이 크게 변화하여 빛을 채우거나 가려도 개선할 수 없는 경우 휘도 범위를 적당히 크게 설정해야 합니다. 조명이 안정된 경우에 파라미터의 기본값을 사용하면 됩니다.

명암비 범위

물체와 배경의 차이가 크지 않은 경우 에 모델이 물체의 특징에 대해 더 효과적으로 학습할 수 있도록 명암비 범위를 적당히 크게 설정할 수 있으며 보통 휘도 범위와 결합하여 사용해야 합니다. 하지만 이런 경우는 흔이 보이지 않아서 일반적인 상황에서 조정할 필요가 없습니다.

병진 범위

작업 현장에 물체 배경 (피킹 용기, 팔레트 또는 기타) 의 이동 범위가 상대적으로 크면 병진 범위를 크게 설정해야 합니다. 그렇지 않으면 파라미터의 기본값을 사용하면 됩니다.

회전 범위

위치 고정된 물체가 다른 방향을 구분해야 하는 경우에 회전으로 인해 물체 방향 특징에 대한 모델의 학습 효과에 영향을 피하기 위해 뒤집기 기능을 닫아야 합니다. 보통 회전 범위와 결합하여 사용하고 다른 경우에는 기본값을 사용하면 됩니다.

축소/확대 범위

물체의 **위치 높이 간의 차이가 큰 경우** 혹은 높이가 같은 물체의 **부피 간의 차이가 큰 경우** 에 축소/확대 범위를 크게 설정해야 하며 다른 경우에는 기본값을 사용하면 됩니다.

뒤집기

위치 고정된 물체가 다른 방향을 구분해야 하는 경우에 회전으로 인해 물체 방향 특징에 대한 모델의 학습 효과에 영향을 피하기 위해 뒤집기 기능을 닫아야 합니다. 보통 회전 범위와 결합하여 사용하고 다른 경우에는 기본값을 사용하면 됩니다.

채널 셔플

색깔로 분류하고 모양이 비슷한 경우 에 혼합된 색상으로 인해 물체 색상 특징에 대한 모델의 학습 효과에 영향을 피하기 위해 이 기능을 닫아야 하며 다른 경우에는 기본값을 사용하면 됩니다.

총 epoch

분류할 필요가 없고 물체 특징이 간단한 경우에 600epoch 에 최적의 모델을 선택하는 것으로 설정할 수 있으며 물체의 모양 혹은 다른 특징이 복잡하고 종류가 다양한 경우에 1000epoch 에 최적의 모델을 선택하는 것으로 설정할 수 있습니다.

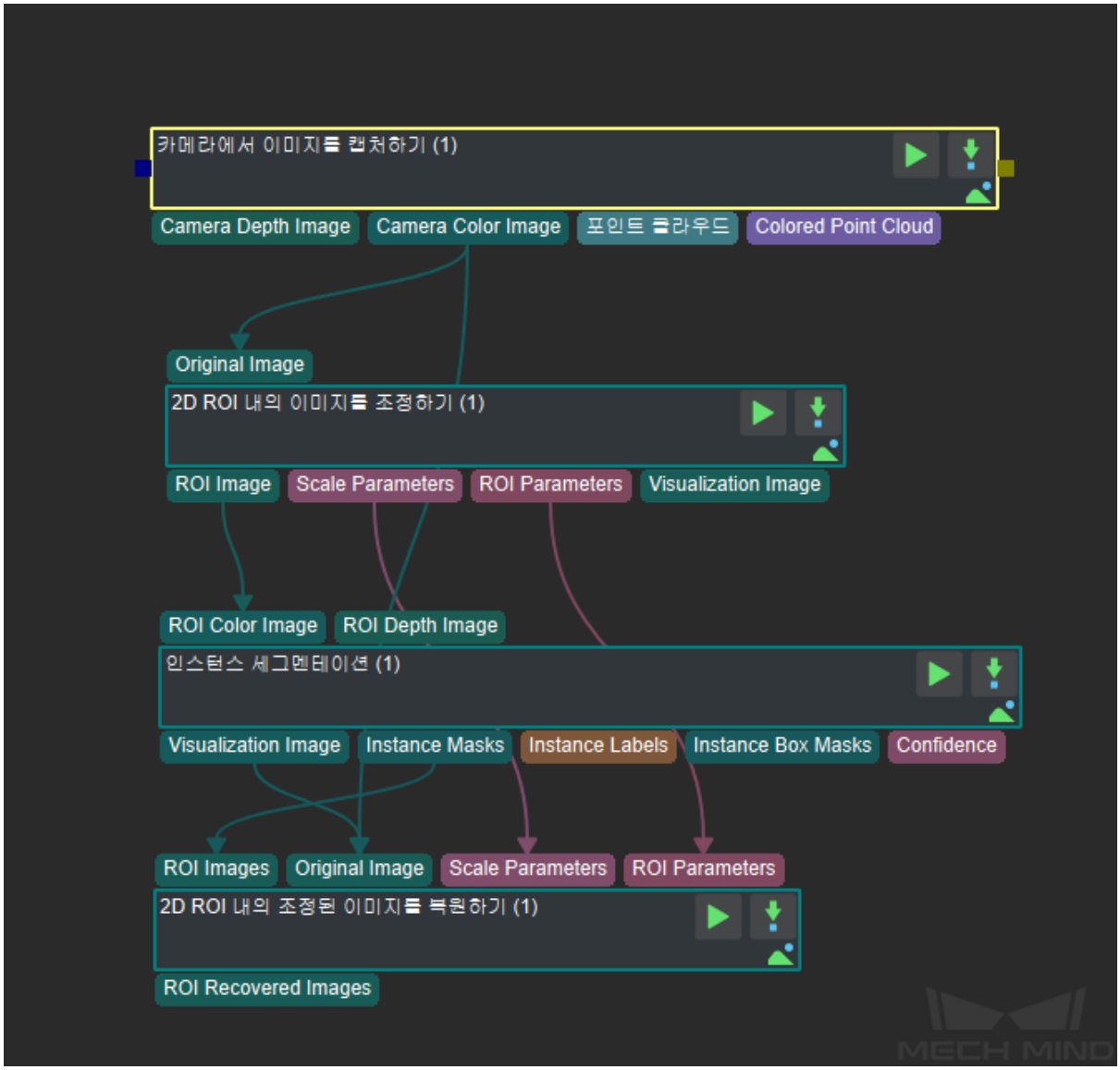
학습률

일반적으로 조정할 필요가 없습니다. 단 정확률 수치가 낮은 경우 <0.8 혹은 급격히 떨어지는 경우에 현재 학습률 수치의 1/10 로 조정할 수 있습니다.

주의: 실제로 존재하지 않는 범위로 조정하면 오히려 모델 효과에 영향을 미칠수도 있습니다. 예를 들어 조명이 안정적일 때 휘도 범위를 너무 많이 조정하면 모델의 안정성은 기본값을 사용할 때보다 좋지 않습니다.

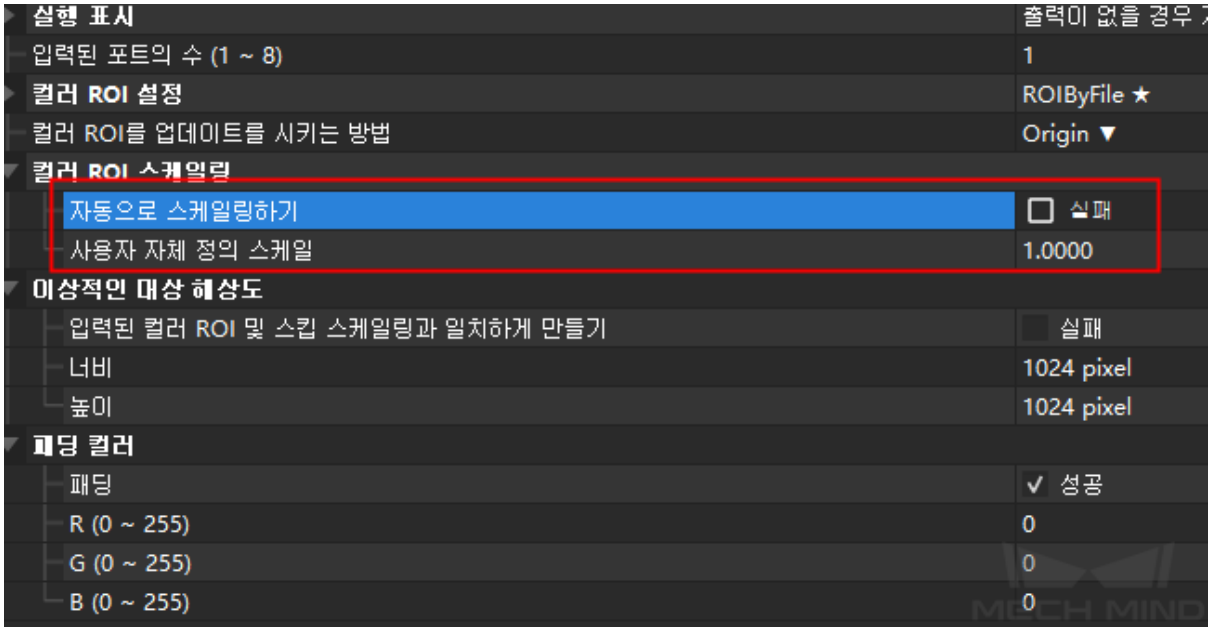
2.1.5 모델을 통해 예측하기

Mech-Vision 에서 인스턴스 세그멘테이션 모델을 사용하기

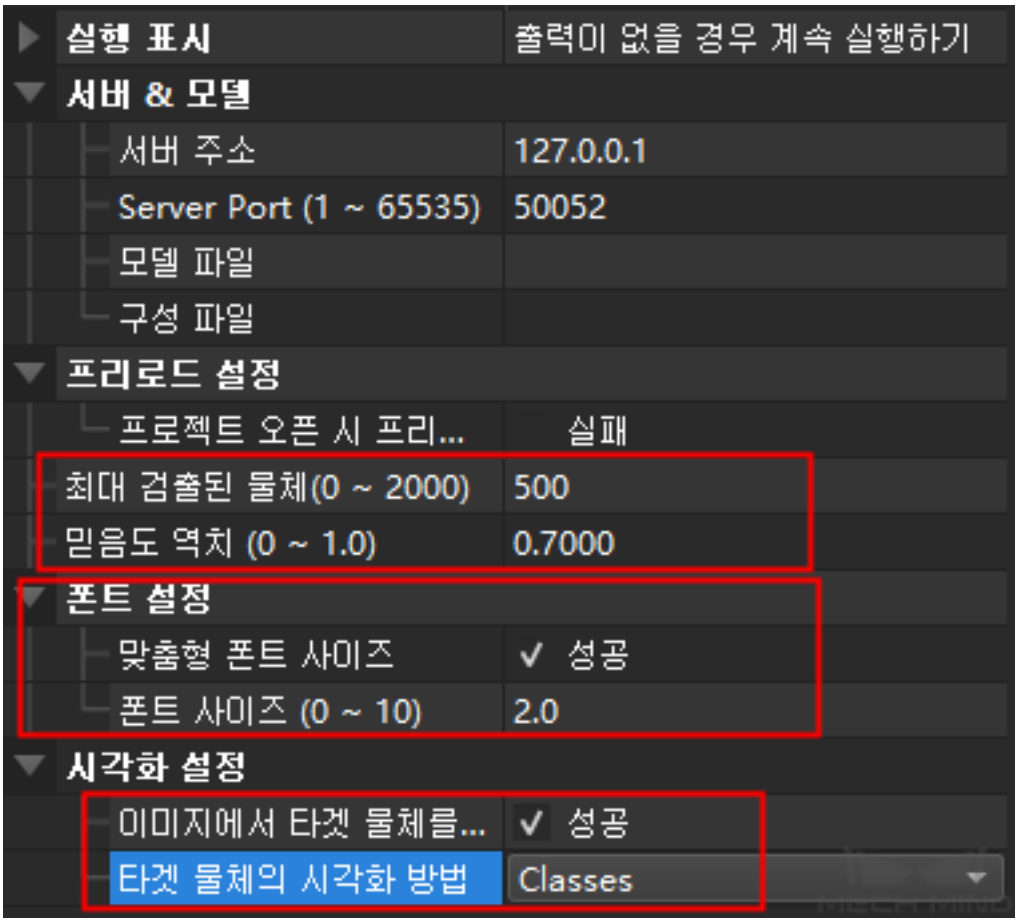


1. 카메라에서 이미지를 캡처합니다.

2.2D ROI 에 있는 이미지 크기를 조정하여 실제 데이터의 ROI 가 훈련 데이터의 ROI 와 일치하게 만듭니다. 단 ROI 크기를 조정할 때 수동 혹은 자동 모드를 설정해야 합니다. 일반적으로 자동 모드로 설정하면 됩니다.



3. 인스턴스 세그멘테이션이 딥러닝 세그멘테이션 결과를 출력합니다. 구체적인 수요에 따라 출력된 결과가 요구에 부합하는지, 마스크가 완전한지, 인식할 때 빠진 부분 혹은 틀린 부분이 있는지를 판단할 수 있습니다.(모델 파일.pth 및 구성 파일.py 를 정확하게 입력해야 함). 다음과 같은 몇 가지 파라미터를 주의해야 합니다:



프리로드-최대 검출된 물체

모델이 한 번에 수십 또는 수백 개의 물체를 인식해야 하는 경우 이 파라미터를 조정해야 합니다. 반면에 타겟 물체가 적고 프로젝트 실행 시 택트에 대해 요구가 있는 경우 이 파라미터를 낮추어 택트를 최적화할 수 있습니다.

프리로드-믿음도 역치

일반적으로 믿음도 역치는 기본값인 0.7 를 사용하면 됩니다. 타겟 물체의 마스크 믿음도 역치가 기본값보다 작으면 해당 물체가 피킹 요구에 부합하지 않고 믿음도 폰트가 빨간색으로 표시될 것입니다. 이 때 프로젝트의 정밀도 요구에 따라 이 파라미터를 적절하게 조정할 수 있습니다. 예를 들어 믿음도 값은 상대적으로 낮지만 물체의 마스크가 완전하고 피킹 요구에 부합하는 경우에 더 많은 타겟 물체를 피킹할 수 있도록 믿음도 파라미터를 적당히 낮출 수 있습니다.

폰트-맞춤형 폰트 사이즈

일반적으로 기본값을 사용하면 되고 타겟 물체가 매우 작을 경우 관찰하는 데 편리하기 위해 폰트 사이즈를 적절하게 조정할 수 있습니다.

시각화-이미지에서 타겟 물체를 그리기

True 를 선택하면 타겟 물체의 마스크가 표시되고 모델의 인식 효과를 더 편리하게 관찰할 수 있습니다. 실제로 프로젝트를 실행할 때 언체크하여 택 타임을 개선할 수 있습니다.

시각화-타겟 물체의 시각화 방법

classes 를 선택하면 마스크가 레이블 유형에 따라 다른 색깔로 표시되고 분류할 수 있습니다. Instances 를 선택하면 물체 간의 차이를 표시하기 위해 마스크가 물체별로 서로 다른 색깔로 표시될 것입니다. Threshold 를 선택하면 믿음도 역치보다 높은지 낮은지에 따라 서로 다른 색깔로 표시될 것입니다.

팁: 한 프로젝트에 두 가지의 인스턴스 세그멘테이션 모델을 사용하려면 두 개의 인스턴스 세그멘테이션 스텝을 사용해야 하고 대응하는 모델 파일 및 구성 파일을 구성해야 합니다. 그리고 **서버** *IP* **주소** 를 각각 127.0.0.1:50052 및 127.0.0.1:50053 로 설정해야 합니다. 그렇지 않으면 포트 충돌을 일으킬 것입니다.

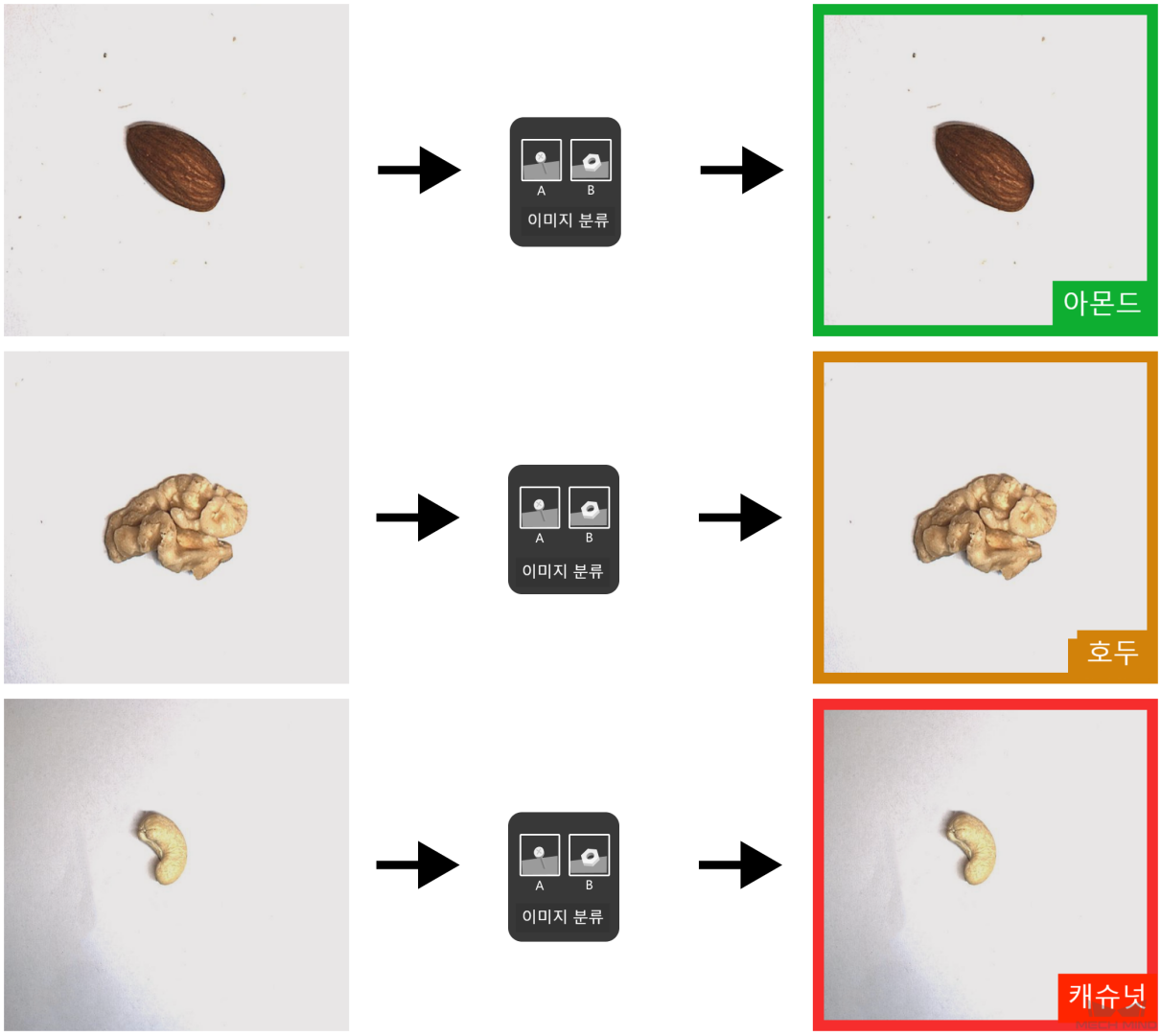
4.2D ROI 의 조정된 이미지를 복원하합니다 (이미지를 원래 크기로 복원함).

2.2 이미지 분류

2.2.1 전체 소개

이미지 분류의 역할

이미지 분류가 해결해야 하는 문제는 **"무엇인지"**입니다.
즉 한 이미지의 유형, 부품 사이즈 & 규격, 정면 & 반면, 맞는 배치 & 틀린 배치 방식입니다.
예:
타겟 물체는 아몬드　호두와 캐슈넛인 경우에 한 이미지를 입력하여 해당 이미지가 그중에 어떤 물체에 관한 이미지인지 판단하고 해당 레이블을 지정합니다.

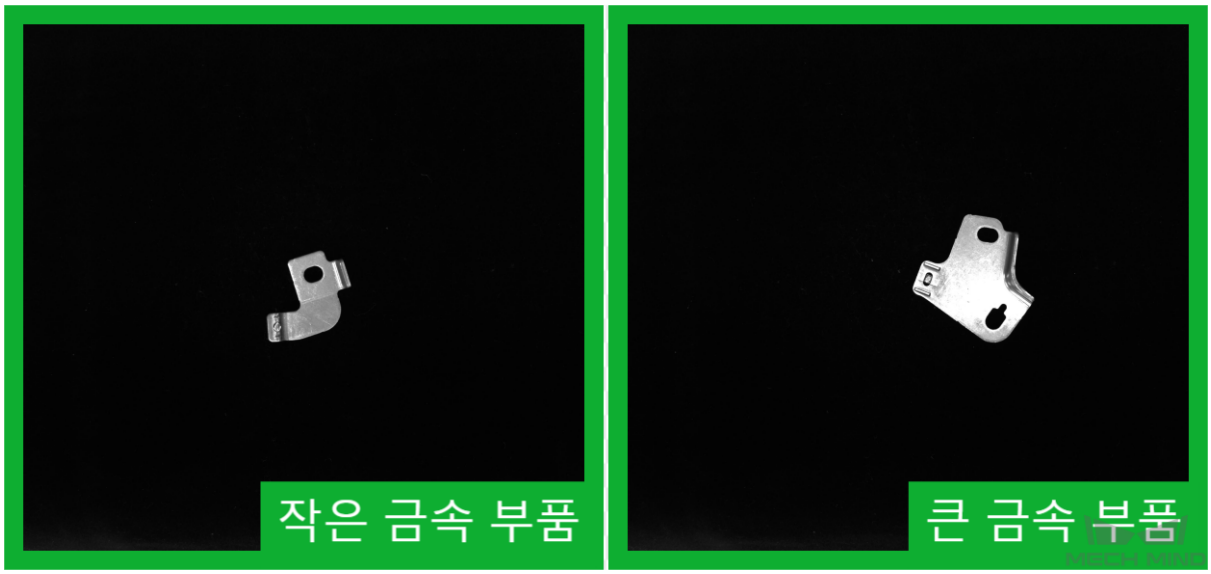


주의: 이미지 분류의 레이블은 이미지 전체에 대한 것입니다. 이미지에 여러 개의 물체가 있는 경우 각 물체를 분류하려면 이미지를 작은 그림으로 잘라야 합니다 (각 작은 그림에는 물체 하나만 포함함) . 상황에 따라**인스턴스 세그멘테이션** 또는 물체 검출을 사용할 수도 있습니다.

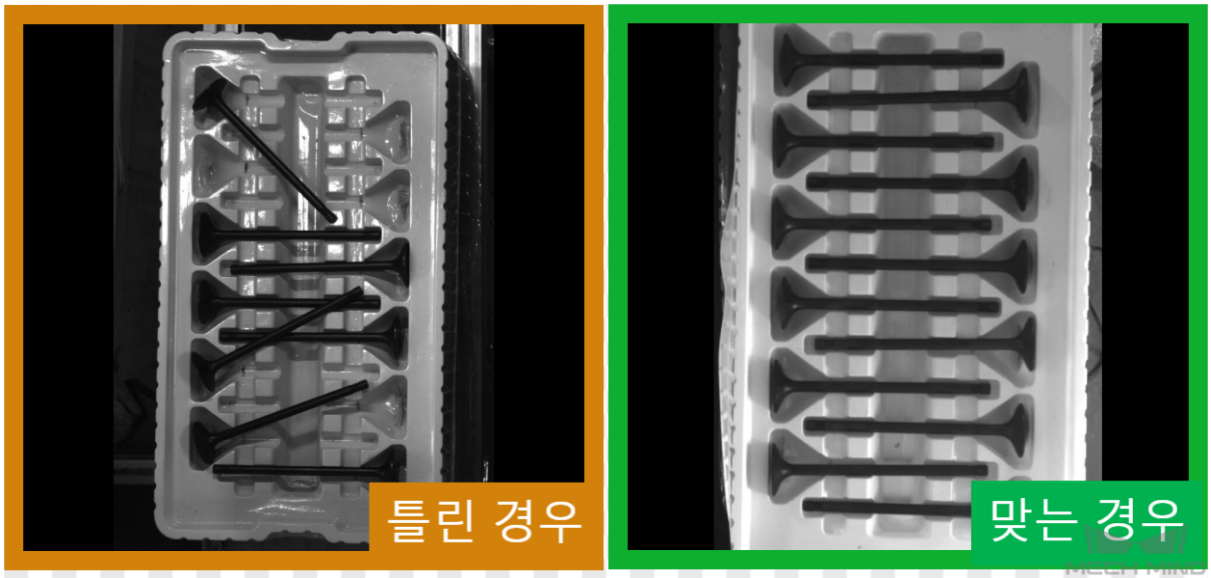
이미지 분류 업계 대표적인 응용 시나리오

프로젝트가 다양한 종류의 이미지를 분류하려면 이미지 분류 모델을 사용해서 실현할 수 있습니다. 일부 대표적인 응용 시나리오는 다음과 같습니다:

- 부품 텐딩 & 커팅 프로젝트에 부품의 종류, 방향 및 정/반면을 구분하기.



- 조립/구즈 피킹 프로젝트에 물체가 올바르게 배치되어 있는지를 판단하기 등.



이미지 분류의 응용 프로세스

이미지 분류는 딥러닝을 기반으로 하기 때문에 사용자들은 실제 응용 시나리오에 있는 물체의 이미지를 충분하게 많이 제공하고 타겟 물체의 레이블을 제공하면 이미지 분류 모델은 스스로 습득할 수 있습니다. **딥러닝 이미지 분류의 응용 프로세스는 다음과 같습니다:**

- **훈련에 필요한 데이터를 수집하기** 카메라로 각종의 물체 이미지를 많이 캡처합니다.
- **데이터 레이블링** 맨 캡처된 이미지에 대응하는 유형 레이블을 지정합니다.
- **모델을 훈련시키기** 이전 두 단계에서 처리된 데이터를 이미지 분류 모델로 입력합니다.
- **모델을 통해 예측하기** 훈련된 모델은 프로젝트에 활용하고 기능을 충분히 발휘합니다.

2.2.2 훈련에 필요한 데이터를 수집하기

데이터 수집하는 환경은 구체적인 요구에 반드시 부합해야 함.

인스턴스 세그멘테이션 : 데이터 수집하는 환경은 구체적인 요구에 반드시 부합해야 함. 내용을 참고하세요.

> **주의:** 이미지 분류는 **조명** 에 민감하며 데이터 수집 시 조명 조건이 일치해야 하며 일치하지 않을 경우 상황에 따라 따로 데이터를 수집해야 합니다.

데이터 수집 수량 (이미지 캡처 수량)

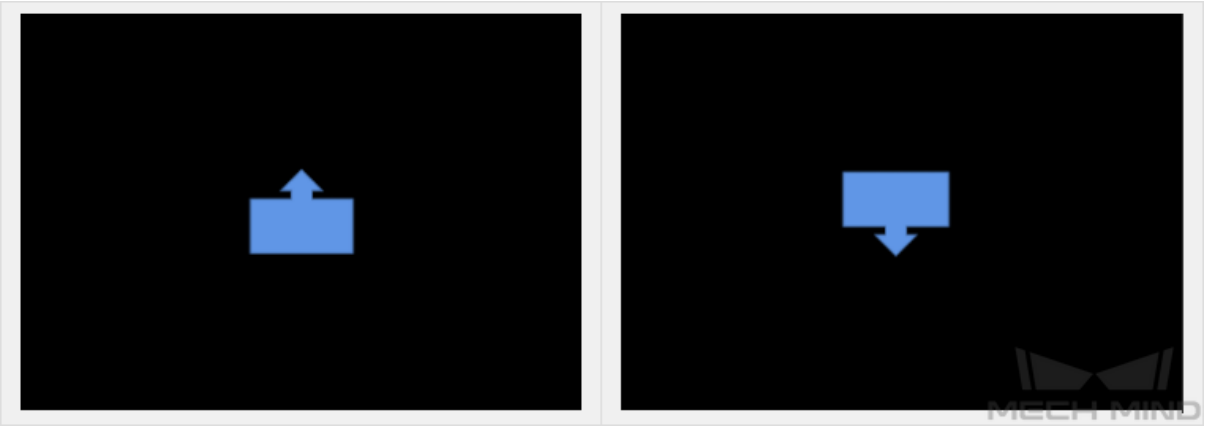
- 한 종류씩 약 20 장을 캡처합니다.

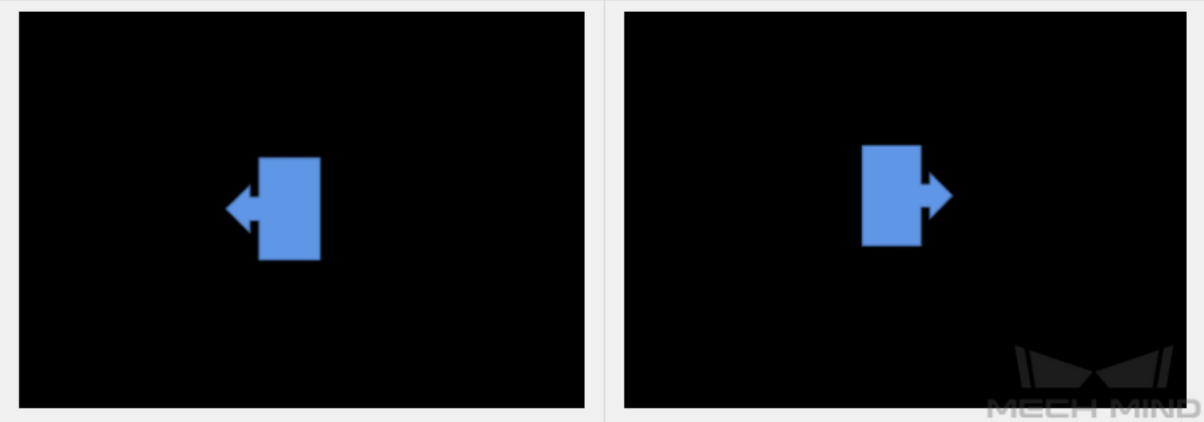
이미지 캡처 시 물체의 배치 방식

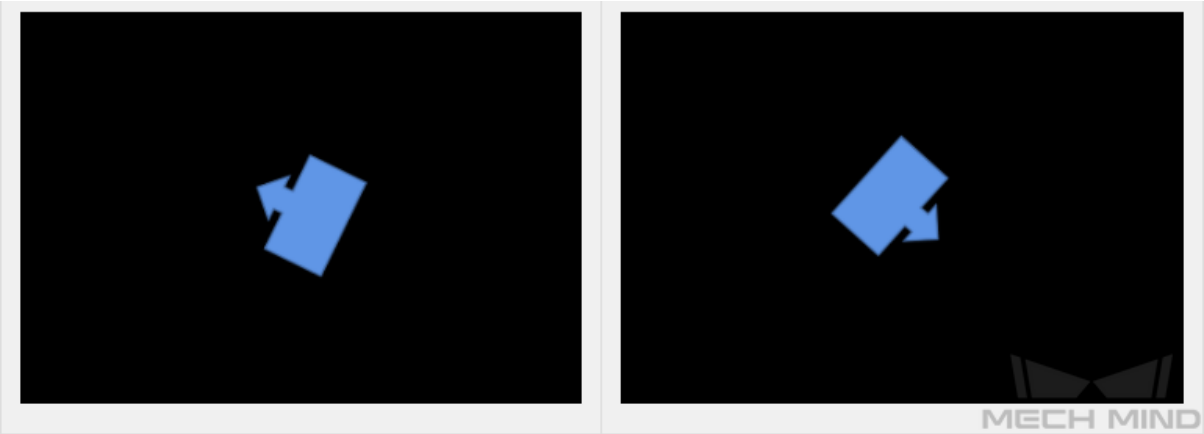
요구에 따라 모든 배치 방식의 이미지를 합리적인 수량으로 캡처해야 합니다. 예를 들어 실제 생산 시 물체가 가로 배치된 것과 세로 배치된 것이 다 있는 경우에 가로 배치된 물체의 이미지만 캡처해서 훈련시키면 세로 배치된 물체에 대해 인식하지 못할 수도 있습니다. 따라서 데이터를 수집할 때 **실제 생산의 모든 시나리오를 고려해야 합니다**. 구체적으로 다음과 같습니다:

- 수집한 데이터에 실제로 모든 가능한 타겟 물체 **다른 각도** 를 포함해야 합니다.
- 수집한 데이터에 실제로 모든 가능한 타겟 물체 **다른 위치** 를 포함해야 합니다.

1. **다른 각도**

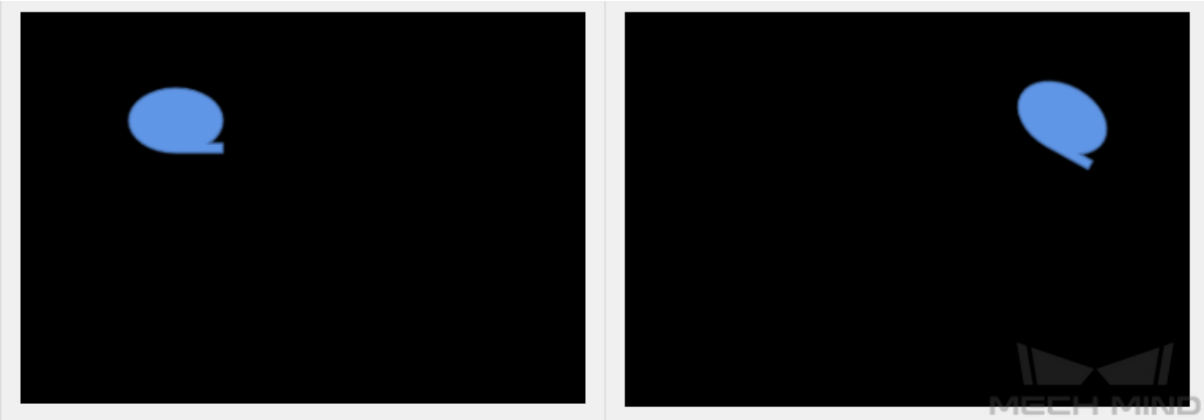


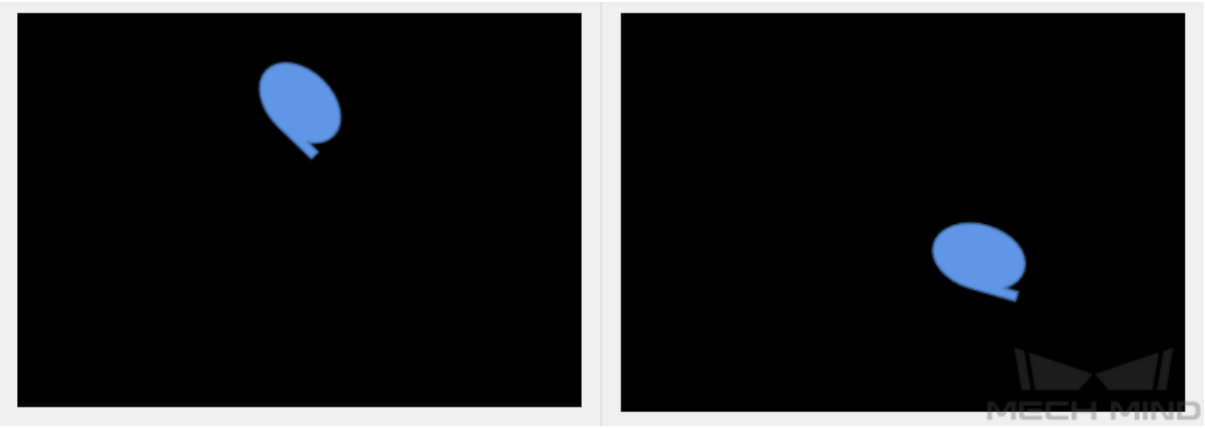




다른 각도

2. 다른 위치





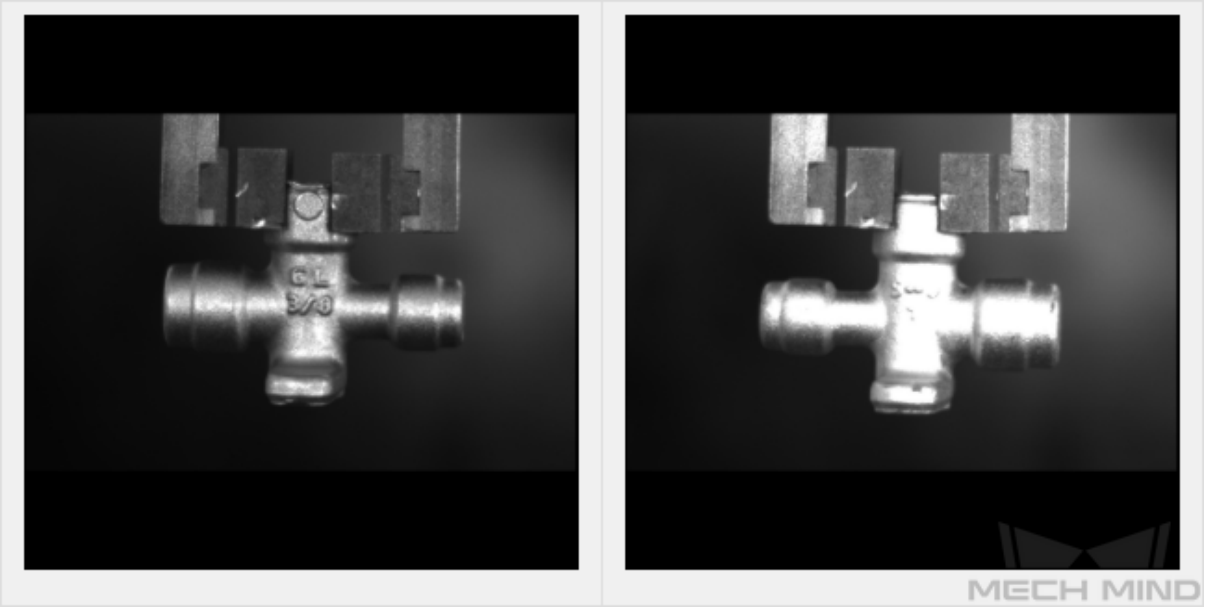
다른 위치

Mech-Vision 을 통해 데이터를 수집하기

위에 언급한 캡처 환경, 수량 및 배치 방식 등 요소를 모두 확인한 뒤*Mech-Vision* **을 통해 데이터를 수집하기** 를 참고하세요.

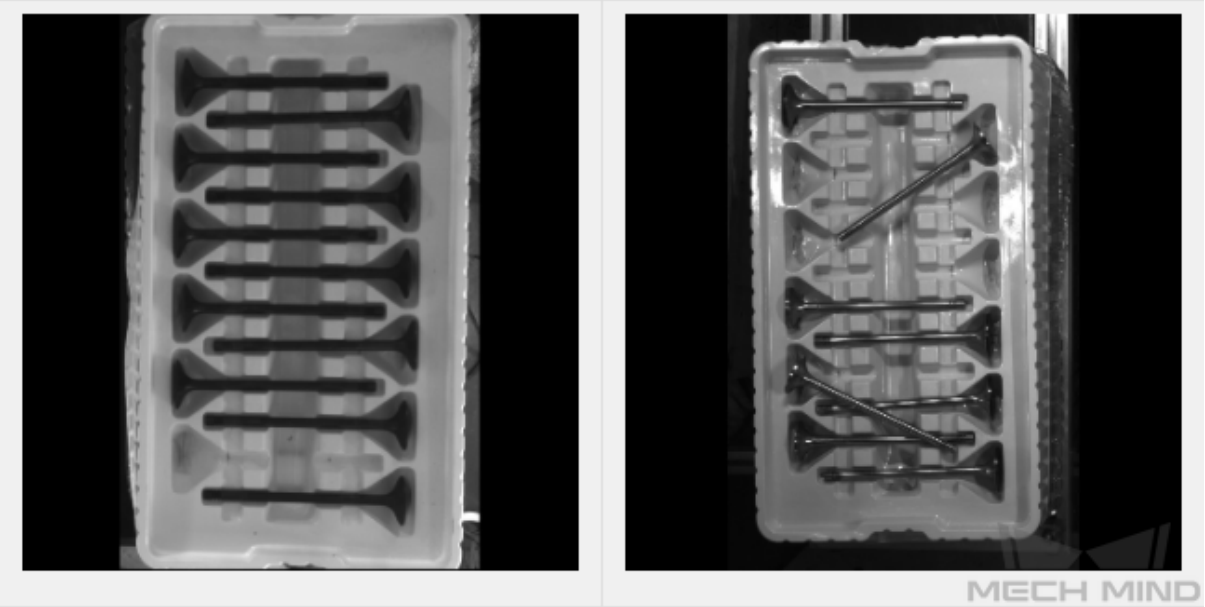
기존 프로젝트 데이터 수집 양상

1. 밸브 튜브 프로젝트에 물체 유형은 단일하며 앞면과 뒷면을 구분해야 하고 위치의 변동이 크지 않습니다. 이 때 앞면과 뒷면의 이미지를 각각 10 장을 캡처하면 됩니다.



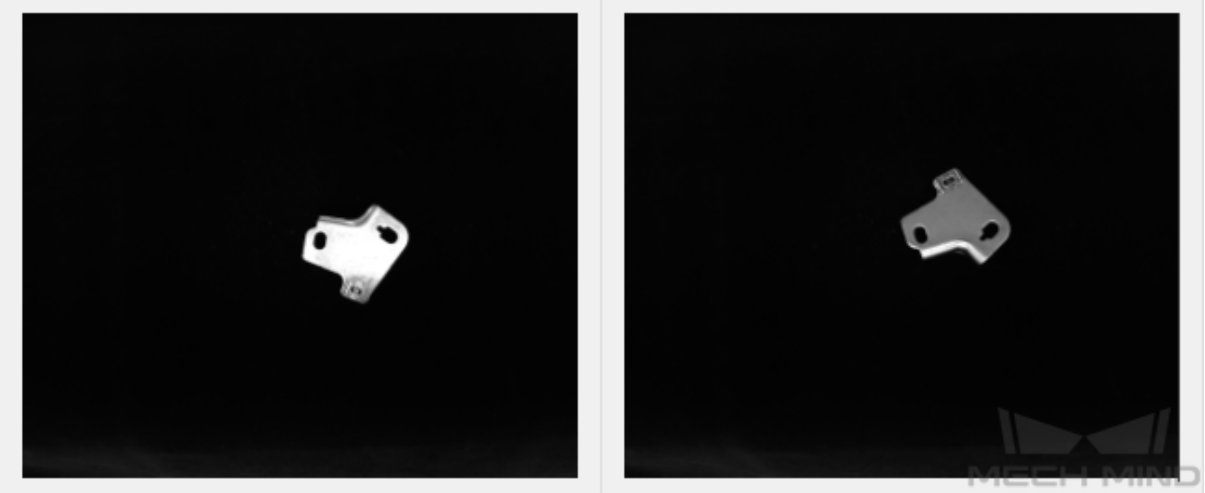
앞면 & 뒷면

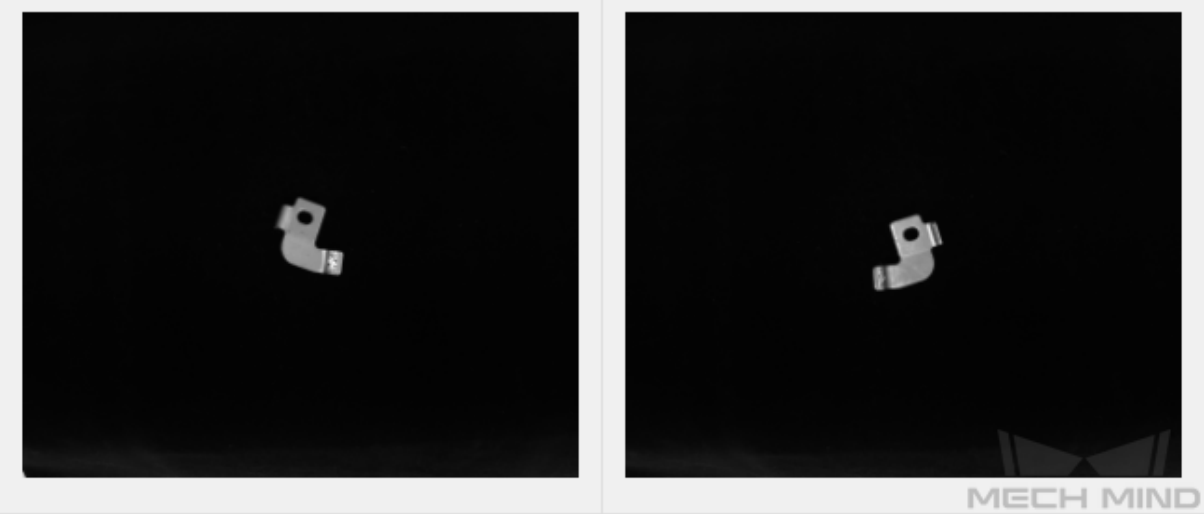
2. 엔진 밸브 조립 프로젝트에 타겟 물체가 단일하며 부품이 카드 슬롯에 올바르게 배치되었는지 여부를 판단해야 합니다. 카드 슬롯 외부에 배치할 때 더 많은 자세가 있을 수 있으므로 다른 위치 및 다른 각도로 배치된 가능성을 고려해야 하며 각 상황별로 20 장 캡처하면 되고 카드 슬롯에 놓을 때 위치가 다른 상황만 고려하여 10 장 정도 캡처하면 됩니다.



카드 슬롯 내부 & 카드 슬롯 외부

3. 금속 칩 프로젝트에 두 가지 유형의 물체가 있으며 사이즈를 구분해야 합니다. 이 때 배치된 위치 또는 각도가 다른 상황이 나타날 수 있으므로 앞면과 뒷면에 대해 각각 20 장을 캡처하면 됩니다.





앞면 & 뒷면

2.2.3 데이터 레이블링

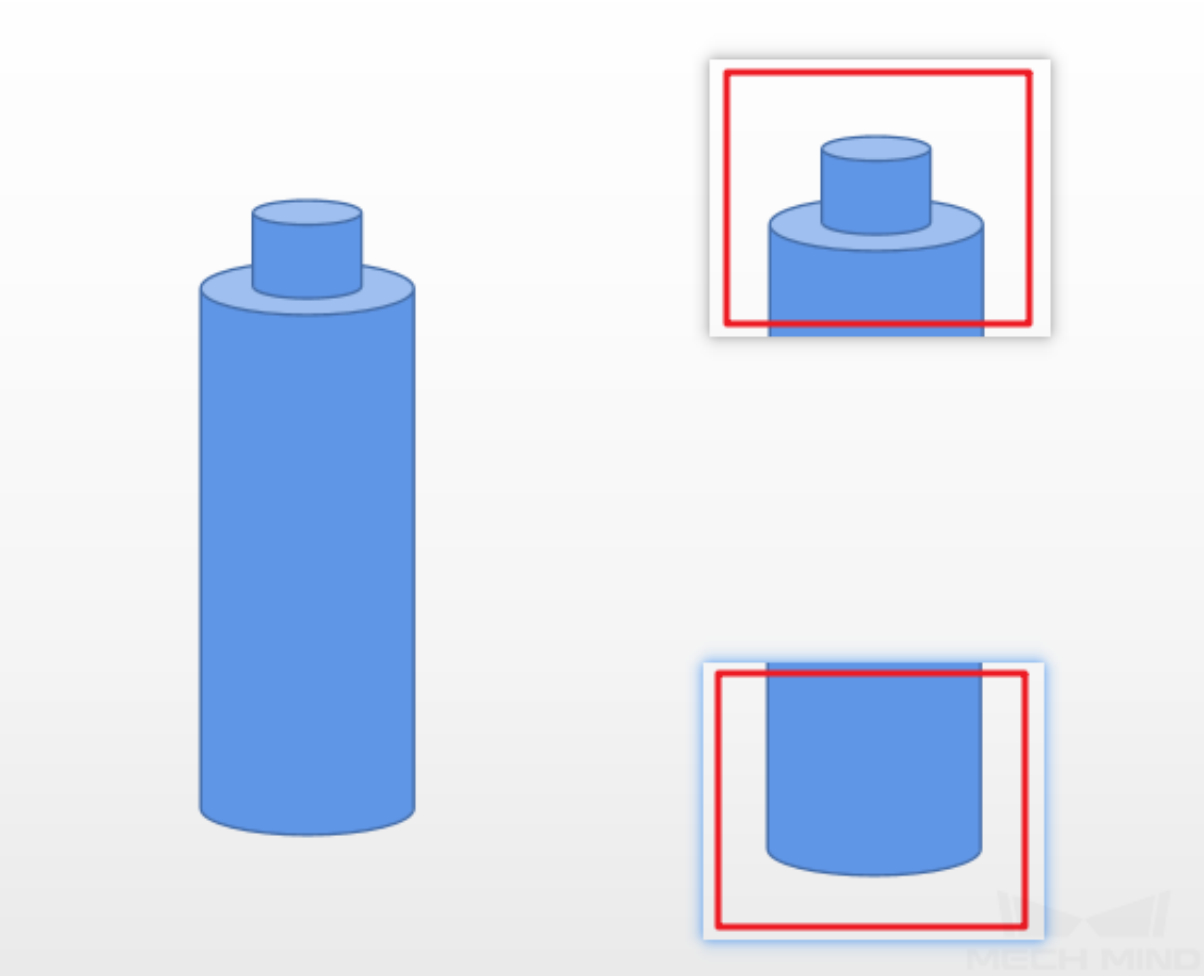
레이블을 만들기

수요에 따라 해당하는 레이블을 만들어야 합니다. 예를 들어 부품의 앞면과 뒷면을 구분해야 하는 프로젝트에서 만드는 레이블은 front 및 back 로 나누면 됩니다.

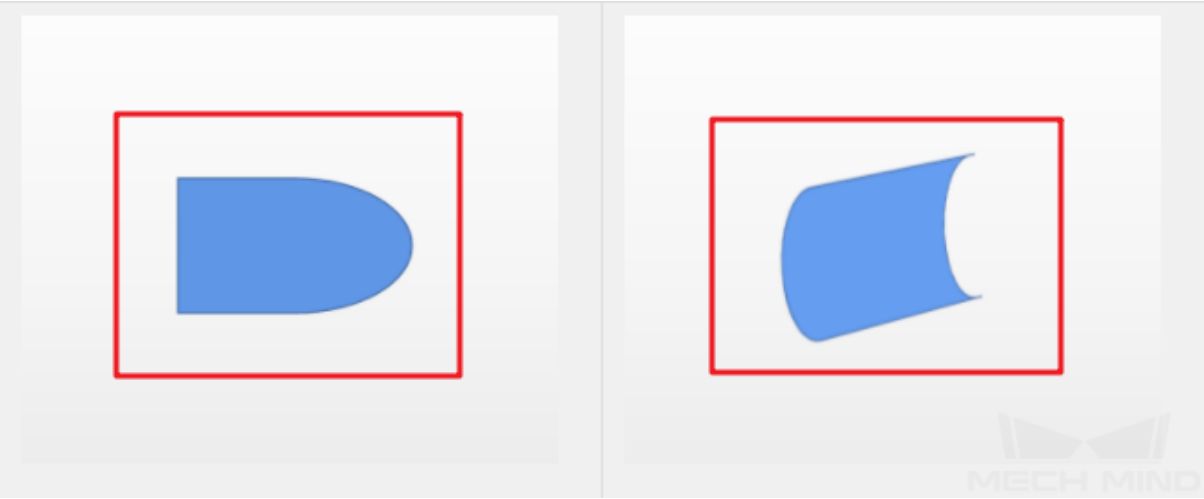
주의: 레이블 명칭은 아이덴티티가 있어야 하며 a, b, tmp 등과 같은 의미 없는 명칭을 사용하지 마세요. 또한 레이블 명칭에는 영문자와 숫자만 포함해야 하고 오해를 줄이기 위해 중국어 병음 (예: xiangzi) 대신 영어 단어 (예: box) 를 사용하길 바랍니다.

레이블링 방식을 확인하기

1. 같은 물체에서 이미지 유형을 구분하려면 직사각형 박스 표시로 명확한 특징 위치를 각각 표기해야 합니다. 아래의 그림과 같습니다:



2. 다종의 물체 종류를 구분하려면 직사각형 박스 표시로 물체 전체를 표기해야 합니다. 아래의 그림과 같습니다:



3. 실제로 분류기로 입력될 이미지는 배경을 제거한 후의 이미지라면 훈련 데이터 세트에 대해 레이블링할 때 원시 이미지에서 물체의 전체 윤곽을 표기해야 합니다. 아래의 그림과 같습니다:

주의: 레이블링 효과를 확보해야 합니다: 이미지 분류의 목적은 물체 종류를 구분하는 것이기 때문에 이미지가 해당 레이블과 일대일 대응하는지 확인해야 합니다. 예를 들어"front"라는 레이블을 갖는 10 개의 데이터 중 하나가"back"로 잘못 지정되면 모델 효과에 심각한 영향을 미칠 것입니다.

2.2.4 모델 훈련

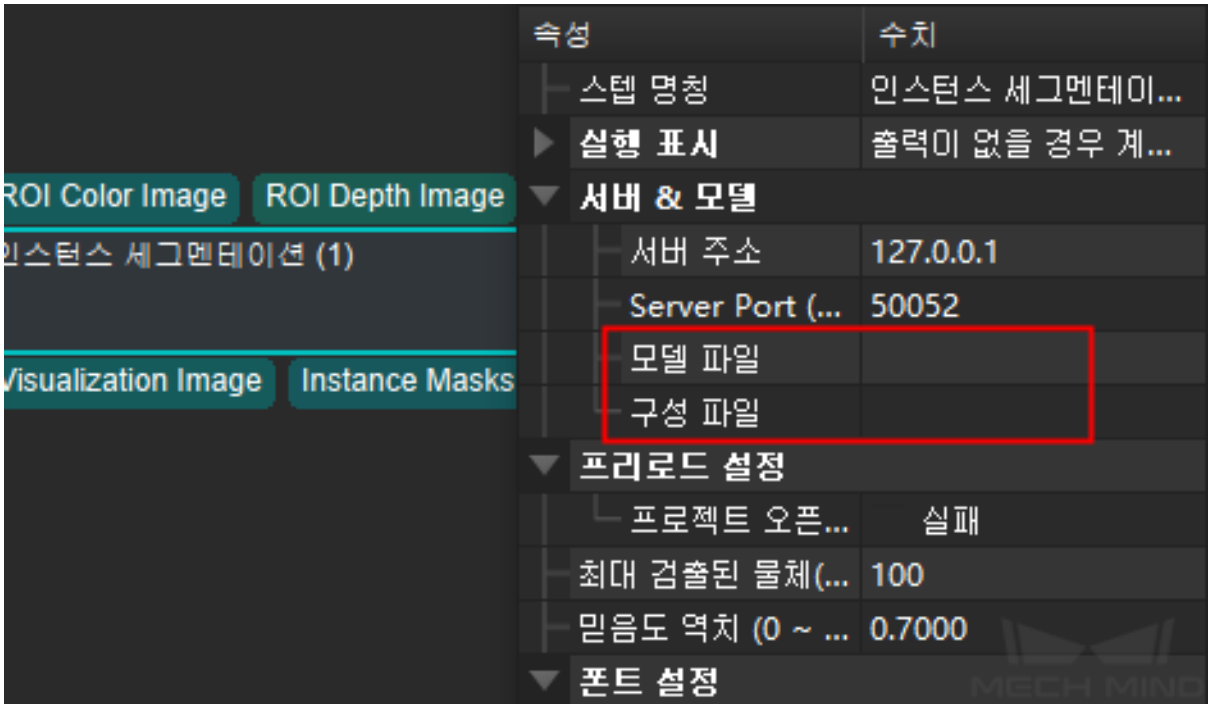
Mech-DLK 를 사용하여 모델을 훈련시키기

퀵 스타트 를 참고하세요.

2.2.5 모델을 통해 예측하기

Mech-Vision 에서 이미지 분류 모델을 사용하기

주의: 모델 파일의 형식은.pth 이고 구성 파일의 형식은.json 입니다. 이미지 분류로 입력되는 데이터가 훈련 데이터와 반드시 일치해야 합니다 .


ROI Color Image
ROI Depth Image
인스턴스 세그멘테이션 (1)
Visualization Image
Instance Masks
속성
수치
스텝 명칭
인스턴스 세그멘테이...
실행 표시
출력이 없을 경우 계...
서버 & 모델
서버 주소
127.0.0.1
Server Port (...
50052
모델 파일
구성 파일
프리로드 설정
프로젝트 오픈...
실패
최대 검출된 물체(...
100
믿음도 역치 (0 ~ ...
0.7000
폰트 설정

CHAPTER 3

딥러닝 전형적인 프로젝트 활용

3.1 종이 상자 디팔레타이징/팔레타이징

- 종이 상자 디팔레타이징/팔레타이징 프로젝트에 보통**인스턴스 세그멘테이션** 을 사용하여 이미지 속의 모든 종이 상자를 분할하여 해당 위치를 지정합니다.
- 본사는 종이 상자 디팔레타이징/팔레타이징 시나리오를 위해 전문적으로《슈퍼 모델》을 제공하고 Mech-Vision 에서 직접 사용할 수 있으며 훈련하지 않아도 대부분 종이 상자를 정확하게 분할할 수 있습니다.

전체 프로세스는 다음과 같습니다 :
1. 슈퍼 모델을 사용하여 예측하고 프로젝트에 사용된 모든 종이 상자가 정확하게 분할될 수 있는지를 확인해야 합니다. 문제가 없으면 뒤에 모든 스텝을 넘어가여 슈퍼 모델을 직접 사용하면 됩니다.
2. 문제가 있으면 정확하게 분할되지 못한 모든 종이 상자의 데이터를 수집하여 훈련에 쓰입니다.
3. 데이터에 대해 배경을 제거합니다.
4. 데이터 레이블링합니다.
5. 모델을 훈련시킵니다.
6. 새로운 모델을 사용하여 예측합니다.
7. 종이 상자의 수량이 매우 많은 경우 프로젝트 실행 초기에 모든 유형의 종이 상자에 대해 테스트할 수 없습니다. 이 때 모델을 사용하여 기존 유형의 종이 상자 데이터에 대해 태스트를 진행하고 나중에 새로운 유형의 종이 상자가 나타나고 정확하게 분할되지 못하면 스텝 2-6 를 반복하여 모델을 다시 업데이트 해야 합니다.

1. 슈퍼 모델을 사용하고 수요에 만족할 수 있는지를 확인하기

슈퍼 모델을 사용하여 프로젝트 데이터에 대해 예측합니다. 자세한 정보는**인스턴스 세그멘테이션 : 모델을 토해 예측하기** 를 참고하세요.
프로젝트에 사용된 모든 종이 상자가 정확하게 분할될 수 있는지를 확인해야 합니다. 문제가 없으면 뒤에 모든 스텝을 넘어가여 슈퍼 모델을 직접 사용하면 되고 문제가 있으면 다음 스텝을 계속 수행하세요.

주의: 슈퍼 모델의 효과가 좋든지 좋지 않든지를 막론하고 나중에 필요한 테스트를 위해 모든 테스트 데이터를 보관해야 합니다.

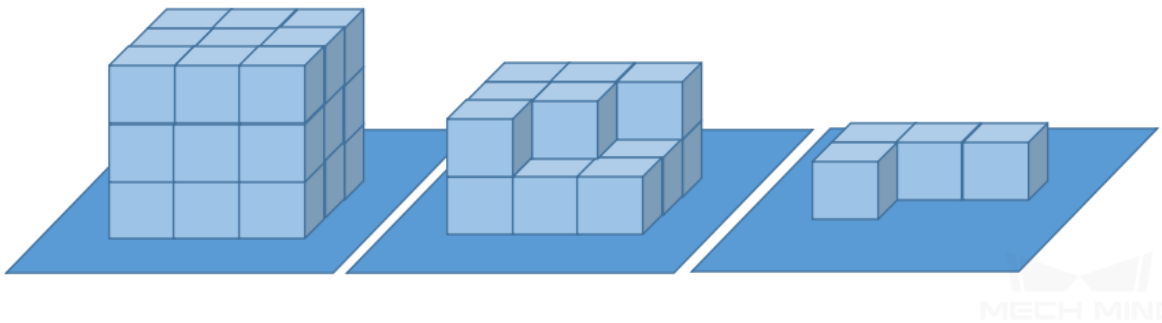
2. 정확하게 분할되지 못한 모든 종이 상자의 데이터를 수집하여 훈련에 쓰이기

일반적으로 슈퍼 모델을 통해 대부분 종이 상자를 분할할 수 있습니다. 극히 특별한 경우 (예를 들어 종이 상자가 밀착하게 붙여 있거나 표면의 무늬가 복잡한 경우) 에 정확하게 분할하지 못하거나 마스크가 불완전한 문제들이 나타날 수 있습니다. 사용자들은 인식할 때 문제가 있는 종이 상자의 데이터만 다시 수집하여 반복 모델에 사용하면 됩니다.

예를 들어 20 개의 상자 중 18 개의 상자를 올바르게 분할할 수 있고 그 중 2 개는 할 수 없는 경우 2 가지 유형의 데이터만 수집하면 됩니다. 또한 개별적으로 배치된 모든 상자는 올바르게 분할될 수 있지만 서로 밀착하게 붙여 있는 상자는 할 수 없는 경우 밀착하게 붙여 있는 상자의 데이터만 수집하면 됩니다.

- 캡처 수량: 각 종류별 (또는 배치 방법) 에 대해 20 장을 수집합니다.
- 데이터에 대한 요구: 더미의 다양한 높이 (높은 층, 중간 층, 낮은 층) 에 배치된 서로 밀착하게 붙여 있는 종이 상자에 대해 이미지 약 10 장 정도 캡처합니다 더미의 다양한 높이 (높은 층, 중간 층, 낮은 층) 에서 종이 상자가 한 층을 꽉 채우는 경우, 반을 채우는 경우 그리고 소량 배치된 경우의 이미지를 각각 10 장을 캡처합니다.

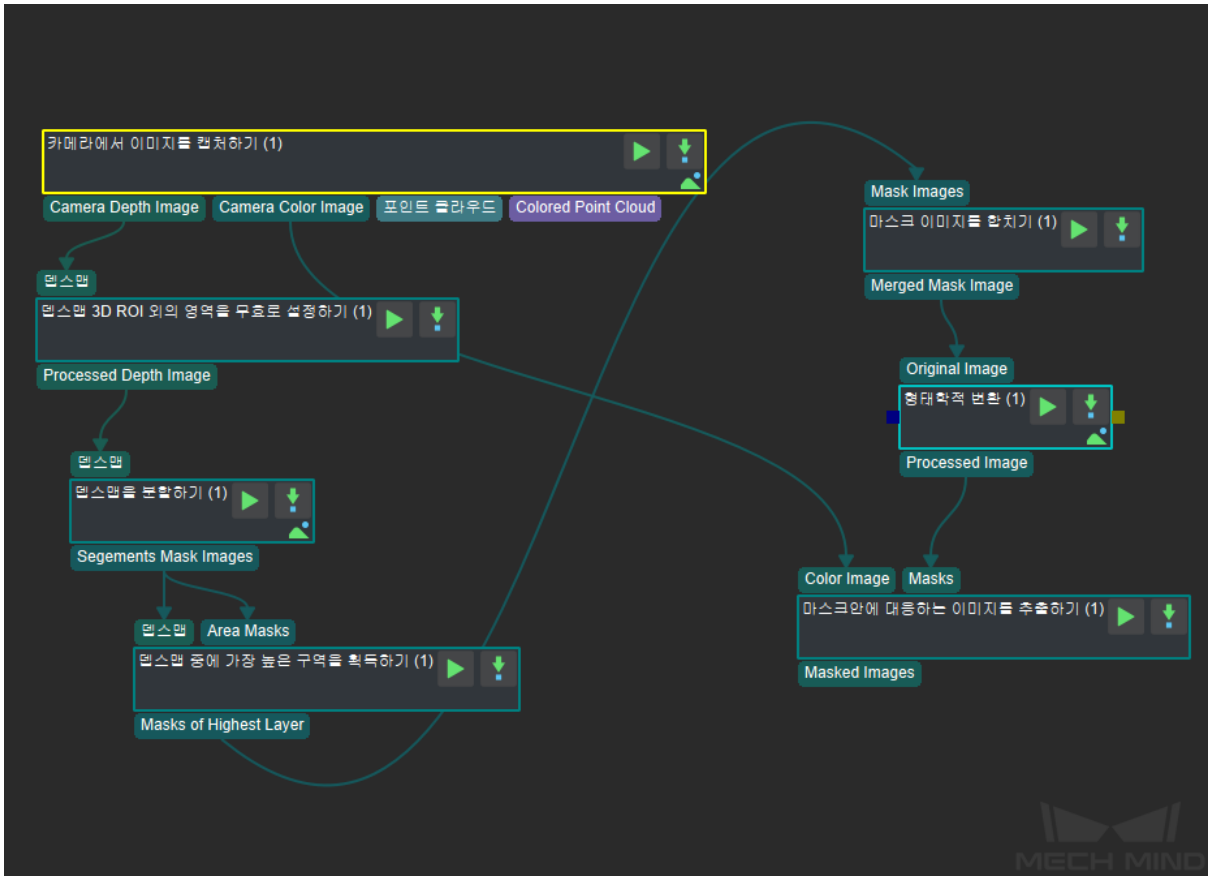
높은 층 (왼쪽) & 중간 층 (가운데) & 가장 낮은 층 (오른쪽)



종이 상자가 가장 높은 층을 꽉 채우는 경우 (왼쪽) & 중간 층에 반을 채우는 경우 (가운데) & 가장 낮은 층에서 소량의 종이 상자가 배치되는 경우 (오른쪽)

3. 데이터에 대해 배경을 제거하기

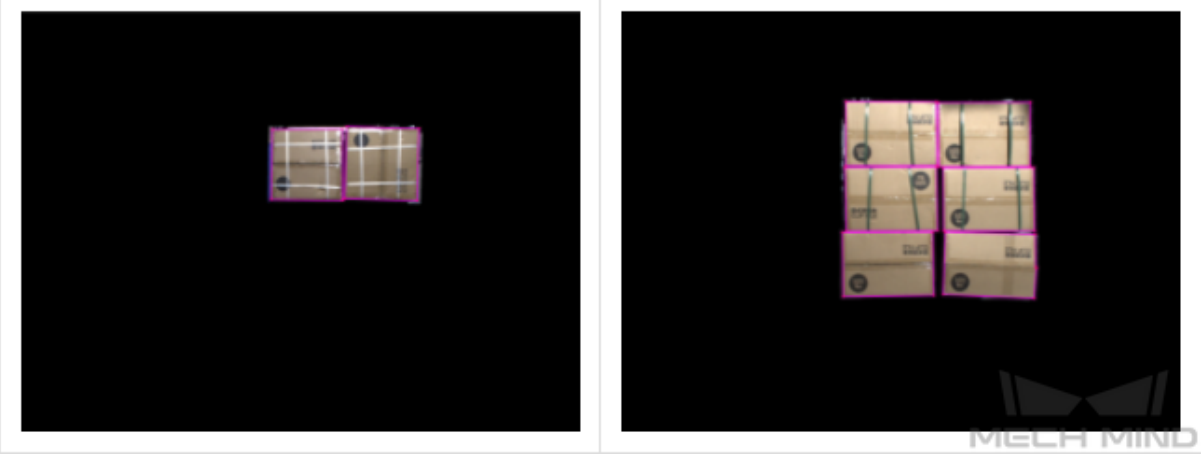
종이 상자 디팔레타이징/팔레타이징 프로젝트에 종이 상자가 보통 더미 식으로 나타나기 때문에 배경을 제거하면 배경으로 인한 간섭을 피할 수 있어서 모델의 사용 효과를 크게 향상시킬 수 있습니다. Mech-Vision 에서 배경 제거 스텝 세트를 통해 배경을 제거한 뒤의 데이터를 획득할 수 있습니다.



배경을 제거하기 전/ 후의 이미지

4. 데이터 레이블링하기

인스턴스 세그멘테이션 : 데이터 레이블링 을 참고하세요.
종이 상자 디팔레타이징/팔레타이징 프로젝트에 종이 상지의 측면에 대해 레이블링하지 않고 상단 표면에만 레이블링합니다. 또한 **완전한** 상단 표면에만 레이블링하고 가리게 되면 레이블링하지 않을 것입니다.



상단 표면의 윤곽에 대해 레이블링하기

5. 모델을 훈련시키기

인스턴스 세그멘테이션 : 모델을 훈련시키기 를 참고하세요.
훈련과 관련된 파라미터 중에 총 훈련 에포크 epoch 는 200 로 설정하고 기타 파라미터는 기본값을 사용하면 됩니다.

6. 새로운 모델을 통해 예측하기

인스턴스 세그멘테이션 : 모델을 통해 예측하기 를 참고하세요.

7. 상황에 따라 2-6 을 반복하여 모델을 다시 업데이트하기

종이 상자의 수량이 매우 많은 경우 프로젝트 실행 초기에 모든 유형의 종이 상자에 대해 테스트할 수 없습니다. 이 때 모델을 사용하여 기존 유형의 종이 상자 데이터에 대해 태스트를 진행하고 나중에 새로운 유형의 종이 상자가 나타나고 정확하게 분할되지 못하면 스텝 2-6 를 반복하여 모델을 다시 업데이트해야 합니다.

참고: 슈퍼 모델 대량 데이터 훈련을 기반으로 하는 특정 유형의 물체 (예: 상자, 마대, 택배 소포 등) 에 적합한 일반적인 딥러닝 모델을 가리킵니다.

3.2 마대 디팔레타이징/팔레타이징

- 마대 디팔레타이징/팔레타이징 프로젝트에 보통**인스턴스 세그멘테이션** 을 사용하여 이미지 속에 있는 각 마대를 분할합니다.
- 본사는 마대 디팔레타이징/팔레타이징 시나리오를 위해 전문적으로“슈퍼 모델”을 제공하고 훈련하지 않아도 대부분 마대를 정확하게 분할할 수 있습니다.

전체 프로세스는 다음과 같습니다 :

1. 슈퍼 모델을 사용하여 예측하고 프로젝트에 사용된 모든 마대가 정확하게 분할될 수 있는지를 확인해야 합니다. 문제가 없으면 뒤에 모든 스텝을 넘어가여 슈퍼 모델을 직접 사용하면 됩니다.
2. 문제가 있으면 정확하게 분할되지 못한 모든 마대의 데이터를 수집하여 훈련에 쓰입니다.
3. 데이터 레이블링합니다.
4. 모델을 훈련시킵니다.
5. 새로운 모델을 사용하여 예측합니다.
6. 마대의 수량이 매우 많은 경우 프로젝트 실행 초기에 모든 유형의 마대에 대해 테스트할 수 없습니다. 이 때 모델을 사용하여 기존 유형의 마대 데이터에 대해 태스트를 진행하고 나중에 새로운 유형의 마대가 나타나고 정확하게 분할되지 못하면 스텝 2-6 을 반복하여 모델을 다시 업데이트해야 합니다.

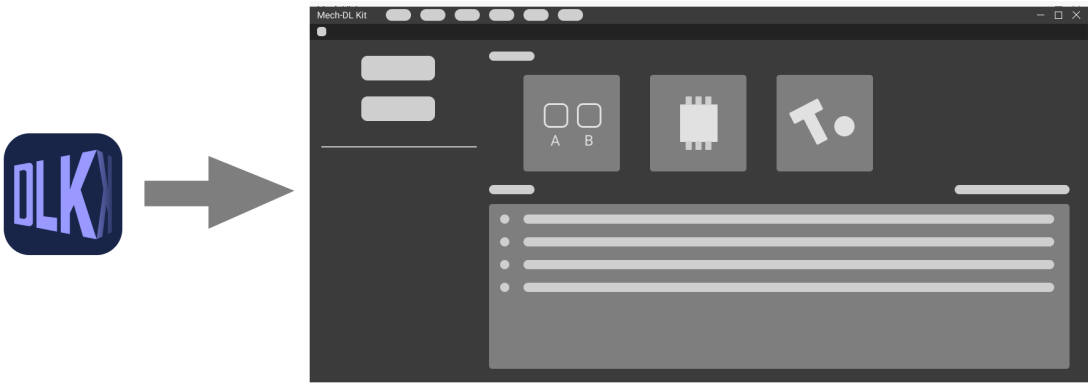
CHAPTER 4

Mech-DLK 사용 가이드

4.1 소프트웨어 소개

4.1.1 기능에 대한 설명

Mech-DLK 는 메크 마인드 로보틱스에서 자체 연구 & 개발한 플랫폼화 딥 러닝 소프트웨어로 다종의 첨단적인 AI 알고리즘이 내장되어 있으며 직관적이고 간단한 처리를 통해 서로 쌓여 있는 물체의 인식, 고난도 결함 검출, 제품 레벨 분류 등 복잡한 문제를 해결할 수 있습니다. 이를 사용하여 생산의 효율성을 크게 높이고 제품의 품질을 개선하고 생산 라인의 인건비를 낮출 수 있으며 소비 업계, 전자, 신에너지, 자동차, 가전 및 물류 등 분야에 활용될 수 있습니다.



4.1.2 모듈의 기능 설명

이미지 분류 : 종류가 다양한 물체에 대해 분류하는 경우에 사용됩니다. 다종의 물체의 이미지를 적은 수량만 필요하고 러닝을 통해 종류가 다른 물체를 구분할 수 있습니다.

물체 검출 : 이미지 속에 타겟 물체의 위치를 신속하게 지정하는 데 사용됩니다. 적은 수량의 이미지만 제공하여 러닝을 통해 타겟 물체의 위치를 신속하게 지정할 수 있습니다.

시맨틱 분할 : 이미지 속에 결함이 있는 위치를 인식하는 데 사용됩니다. 일정한 수량의 OK 및 NG 샘플만 제공하여 러닝을 통해 이미지에 결함이 있는지 여부를 인식할 수 있습니다.

인스턴스 세그먼테이션 : 이미지 속의 타겟 물체의 위치를 지정하고 물체를 분류하는데 사용됩니다. 다종의 물체의 이미지를 적은 수량만 필요하고 러닝을 통해 위치를 지정하고 레이블링할 수 있습니다.

주의: 위에서 말했던 모듈은 모두 딥 러닝 모델을 따로 훈련시켜서 사용자의 다양한 수요에 충족할 수 있습니다. 만약에 여러 가지 기능을 함께 사용하려면 Mech-DLK 에서 다른 모듈을 연결함으로써 맞춤화 수요에 만족할 수 있습니다.

4.1.3 맞춤화 개발 가능

맞춤화 개발의 구성 조건	
운영 시스템	Windows7 및 이상
개발 플랫폼	VS2013 VS2015 VS2017 VS2019(추천)
개발 언어	C C++ C#

4.2 환경 구축

4.2.1 하드웨어 요구

	Mech-DLK Pro-Run	Mech-DLK Pro-Train/Standard
운영 시스템	Windows10	
CPU	i5 및 이상	i7 및 이상
메모리	8GB 및 이상	16GB 및 이상
그래픽카드	GeForce GTX 1650(4GB) 및 이상	GeForce GTX 2070 8GB 및 이상

그래픽카드모델	데스크톱	PC:
10 시리즈	NVIDIA GeForce GT 1030 NVIDIA GeForce GTX 1050 NVIDIA GeForce GTX 1050Ti NVIDIA GeForce GTX 1060 NVIDIA GeForce GTX 1070 NVIDIA GeForce GTX 1070Ti NVIDIA GeForce GTX 1080 NVIDIA GeForce GTX 1080Ti NVIDIA GeForce GTX 1650 NVIDIA GeForce GTX 1650 SUPER NVIDIA GeForce GTX 1660 NVIDIA GrForce GTX 1660Ti NVIDIA GeForce GTX 1660 SUPER	NVIDIA GeForce GTX 1050 NVIDIA GeForce GTX 1050Ti NVIDIA GeForce GTX 1060 NVIDIA GeForce GTX 1070 NVIDIA GeForce GTX 1080 NVIDIA GeForce GTX 1650 NVIDIA GeForce GTX 1650Ti NVIDIA GeForce GTX 1660Ti
20 시리즈	NVIDIA GeForce RTX 2060 NVIDIA GeForce RTX 2060 SUPER NVIDIA GeForce RTX 2070 NVIDIA GeForce RTX 2070 SUPER NVIDIA GeForce RTX 2080 NVIDIA GeForce RTX 2080Ti NVIDIA GeForce RTX 2080 SUPER	NVIDIA GeForce RTX 2060 NVIDIA GeForce RTX 2070 NVIDIA GeForce RTX 2080
30 시리즈	NVIDIA GeForce RTX 3050 NVIDIA GeForce RTX 3060 NVIDIA GeForce RTX 3060Ti NVIDIA GeForce RTX 3070 NVIDIA GeForce RTX 3070Ti NVIDIA GeForce RTX 3080 NVIDIA GeForce RTX 3080Ti NVIDIA GeForce RTX 3090	NVIDIA GeForce RTX 3050 Laptop GPU NVIDIA GeForce RTX 3060 Laptop GPU NVIDIA GeForce RTX 3070 Laptop GPU NVIDIA GeForce RTX 3080 Laptop GPU

4.2.2 환경 구축

Mech_Mind_software_environment_installer.exe 를 직접 실행하면 딥 러닝 환경을 설치할 수 있습니다. 이전 버전의 환경을 설치한 경우에 이 프로그램을 실행하면 누락된 것이 있는지 감지할 수 있으며 이전 버전의 환경을 자동으로 최신 버전으로 업그레이드할 것입니다.

1. 먼저 사용하는 컴퓨터의 유형을 선택하세요.
2. 설치 패키지는 현재 컴퓨터의 설치 환경을 체크할 것이고 그림에 나온 팁에 따라 설치하면 됩니다.

4.3 퀵 스타트

- 이 부분을 통해 사용자가 물체의 결함을 검출할 수 있고 결함 종류에 대해 분류할 수 있는 모델을 빠르게 훈련하여 도출할 수 있습니다.
- Mech-DLK 의 시맨틱 분할 모듈을 사용하여 사용자가 시맨틱 분할과 이미지 분류 모듈의 연결을 통해 이 기능을 실현할 수 있습니다.
- Mech-DLK 를 사용하기 전에 우선**딥 러닝 환경** 및 Mech-DLK 가 성공적으로 실처되어 있는지를 확인해야 합니다.

1. 새로운 프로젝트

   스프트웨어를 부팅한 뒤 페이지에서의“새로운 프로젝트”를 클릭하고 새로운 프로젝트를 만듭니다. **그림** *1* 과 같습니다.

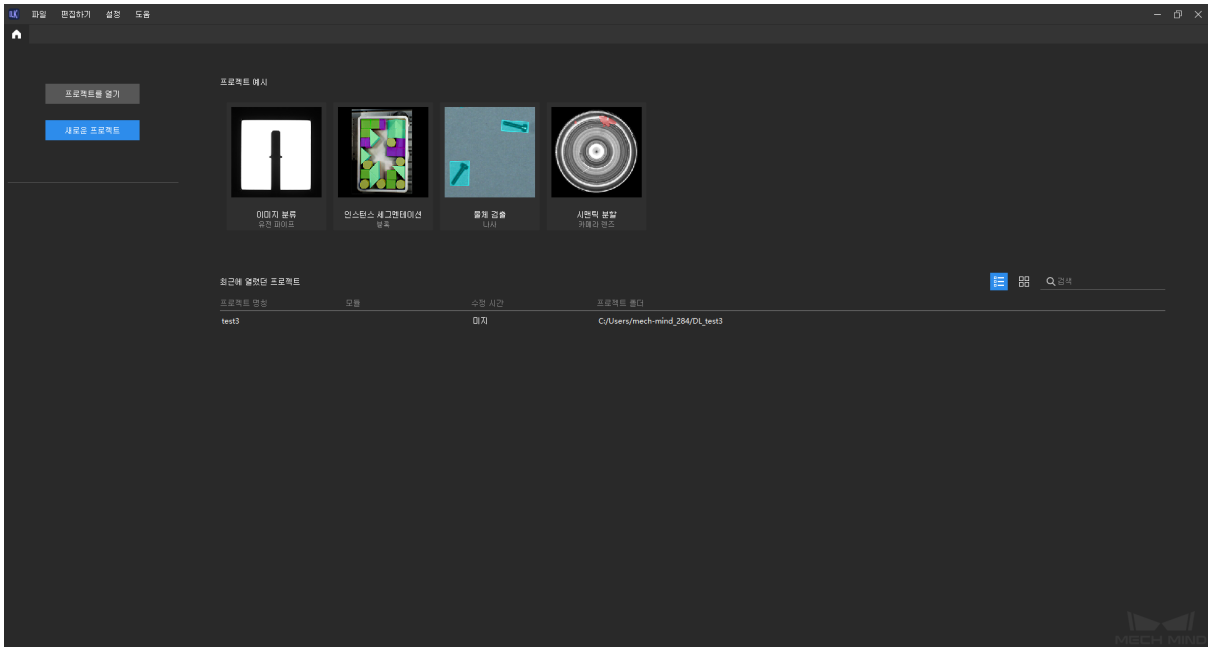


그림 1 새로운 프로젝트

2. 모듈을 선택하기

   모듈을 추가하기: 페이지 오른쪽 모듈 표시줄에 있는 를 클릭하여 시맨틱 분할 알고리즘을 선택한 후 확인하면 됩니다.

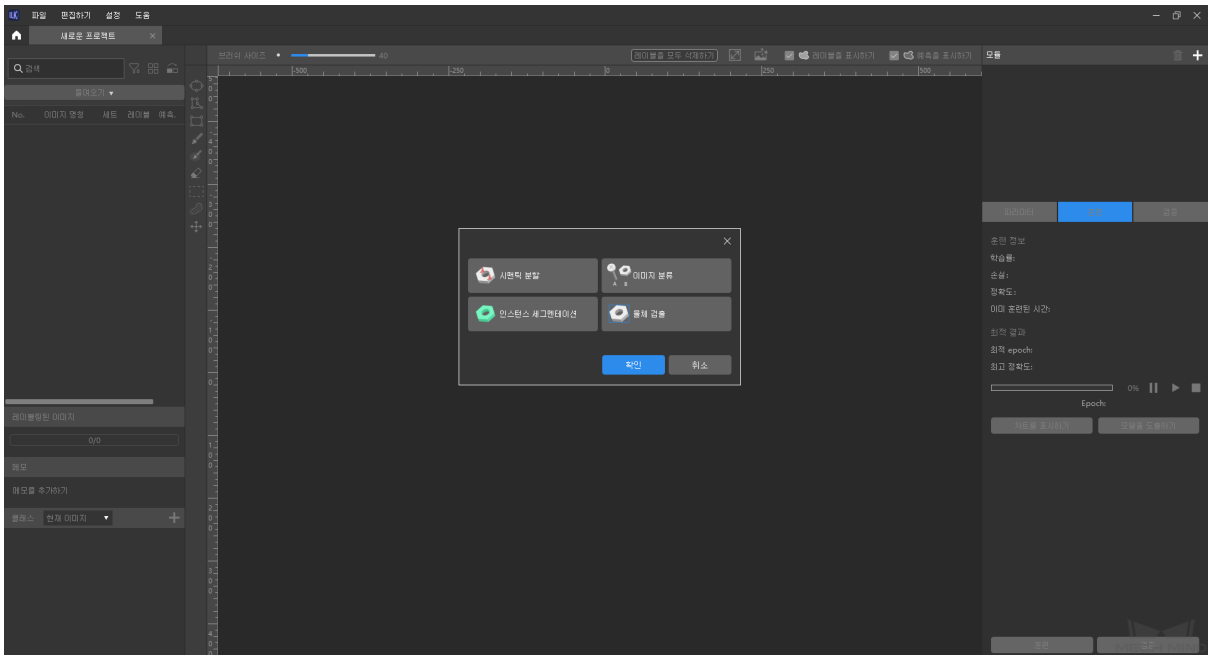


그림 2 모듈을 추가하기

3. 데이터를 들여오기

   왼쪽 상단의 를 클릭하여 로컬에 있는 이미지를 들여오세요.

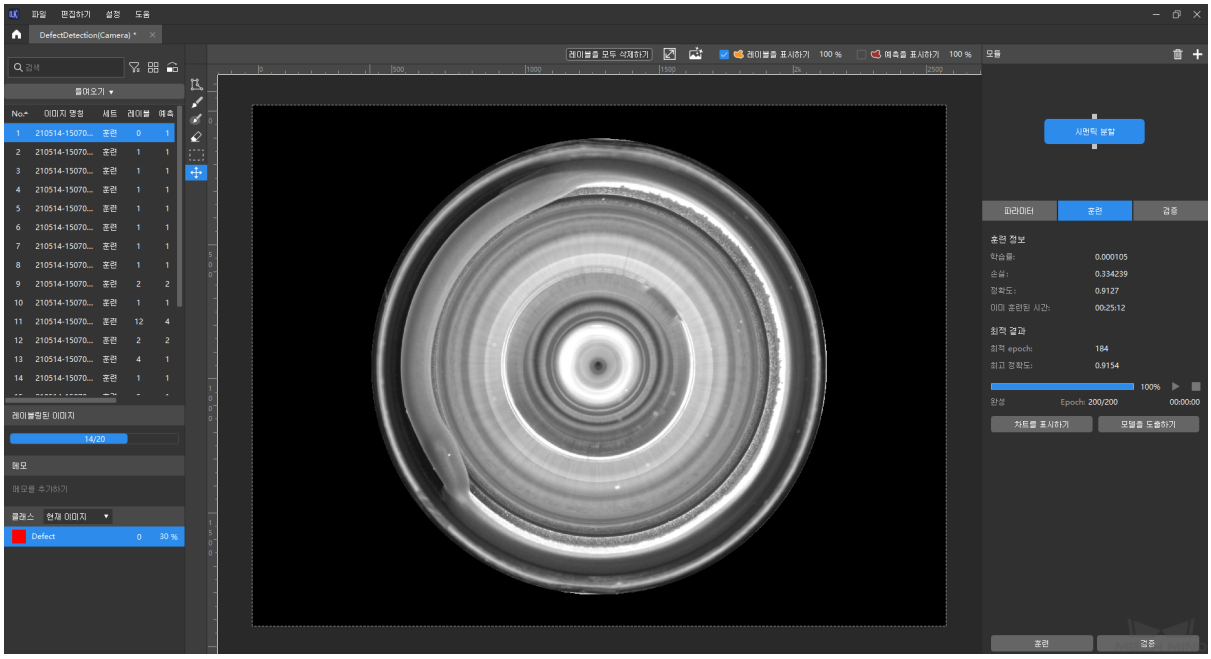


그림 3 데이터를 들여오기

주의: 시맨틱 분할 모듈로 들여온 이미지에는 결함이 없는 이미지가 반드시 포함되어야 하고 검증 및 훈련 세트안에 다 있어야 합니다. 그렇지 않으면 실행 시 팝업창이 나타나고 후속 훈련을 진행할 수 없을 수도 있습니다.

4. 데이터 레이블링

   시맨틱 분할 알고리즘은 Defect 라는 레이블을 자동으로 생성할 것이고 데이터를 레이블링 할때 왼쪽 툴바에서 와 같이 적절한 툴을 선택하여 레이블링을 하면 됩니다.

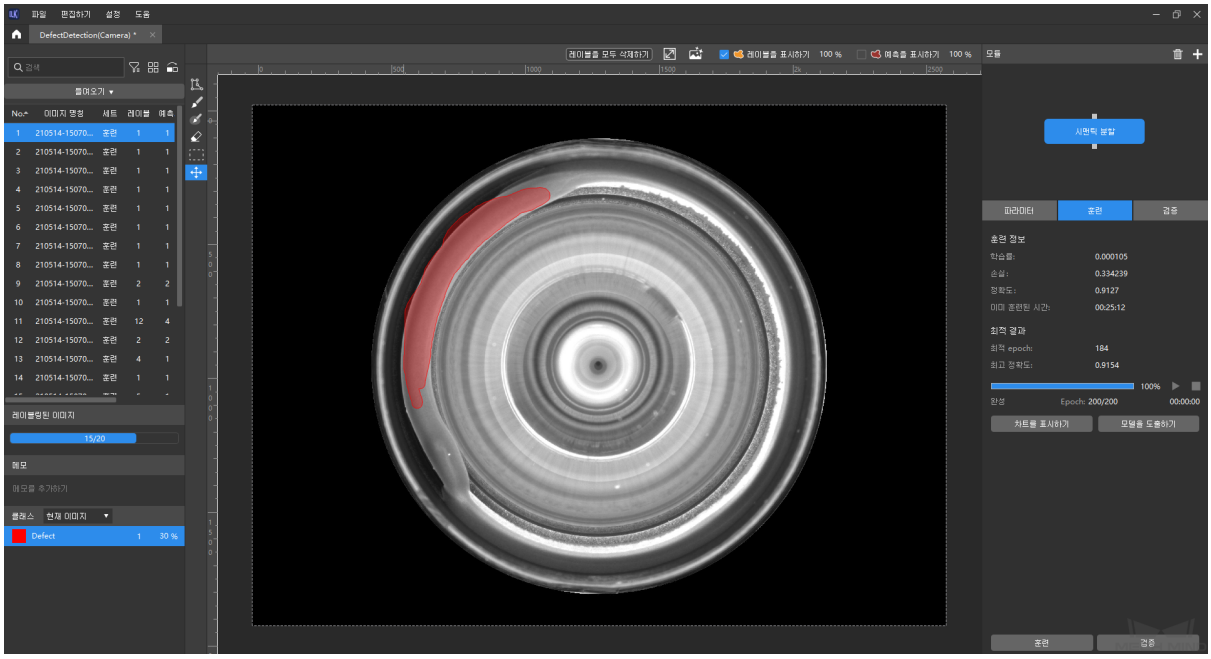


그림 4 시맨틱 분할 레이블링

5. 모델을 훈련하기

   오른쪽 밑에 있는 **훈련** 을 클릭하여 바로 훈련을 시작할 것입니다. **차트를 표시하기** 를 클릭하면 훈련의 정확도 및 손실을 확인할 수 있습니다.

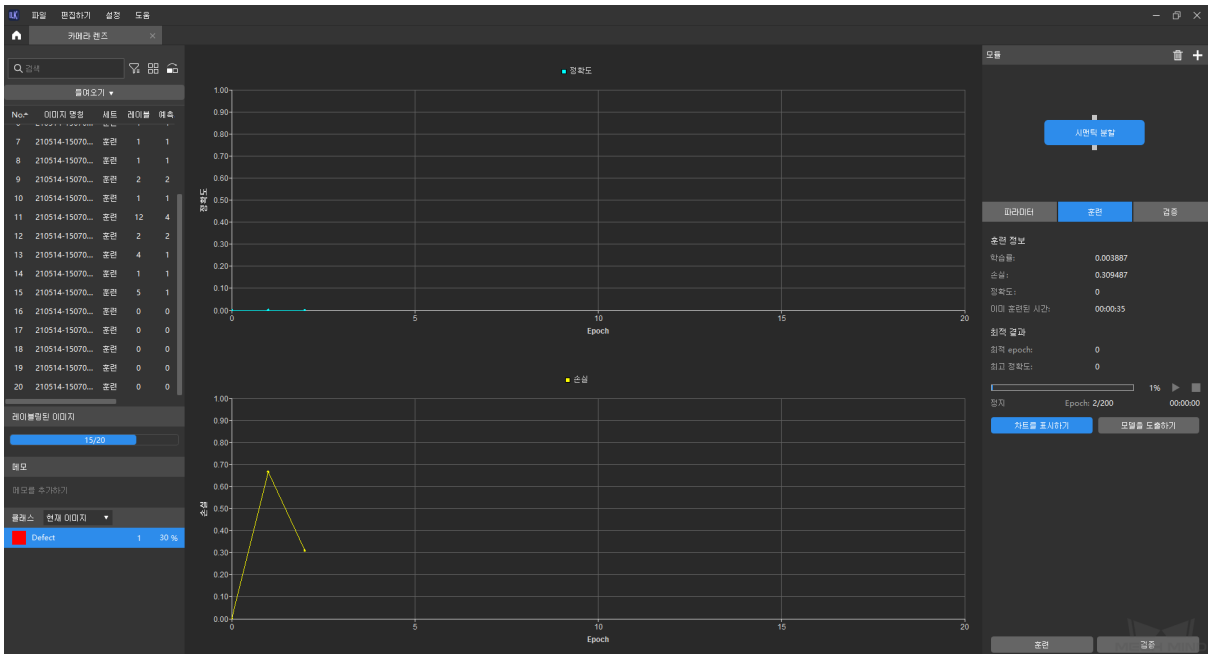


그림 5 훈련 차트

6. 모델을 검증하기

   시맨틱 분할 모델을 훈련시킨 뒤에 **검증** 을 클릭하여 결과에 대해 검증하고 검증이 끝난 후 훈련 결과가 저장될 것입니다.

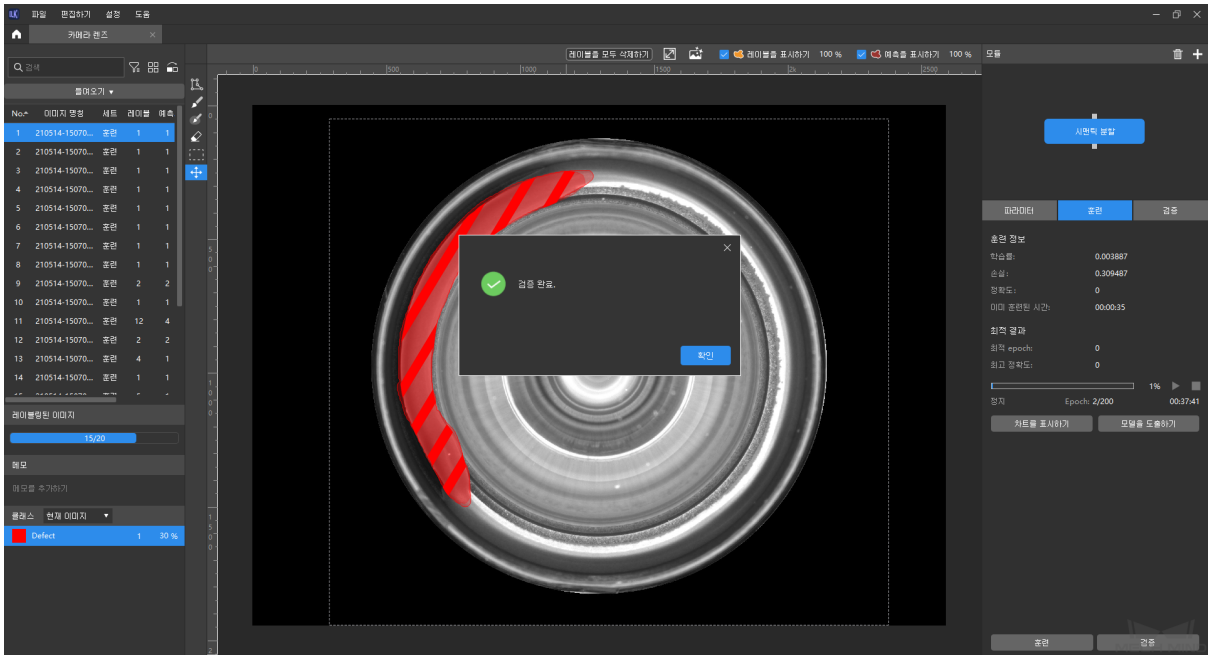


그림 6 훈련 차트

7. 다음 모듈을 추가하기

   모델 효과가 이상적이면 페이지 오른쪽 상단 모듈 표시줄에 있는 를 클릭하여 이미지 분류 알고리즘을 추가하세요.

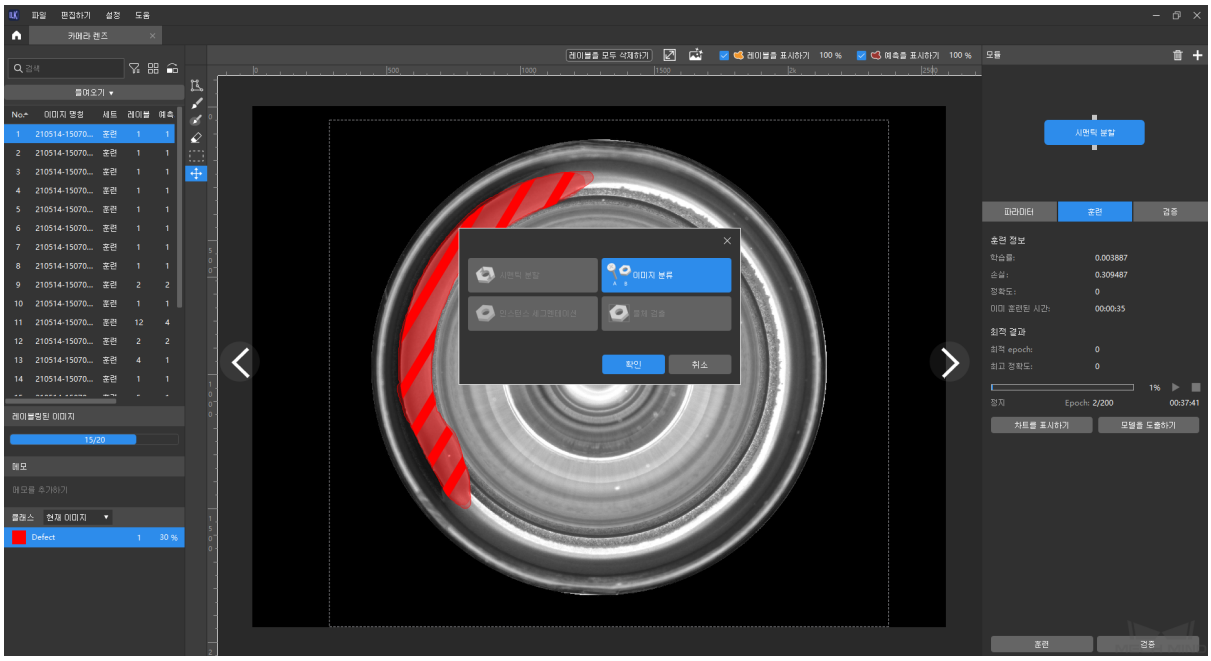


그림 7 알고리즘을 추가하기

8. 이미지 분류 모듈로 데이터를 들여오기

   시맨틱 분할 모델의 훈련 결과는 데이터 소스로 이미지 분류 알고리즘으로 들여오고《들여오기》를

클릭하면 팝업창에서 선택 가능한 데이터 유형을 볼 수 있고 원하는 데이터를 수동으로 선택하면 됩니다.

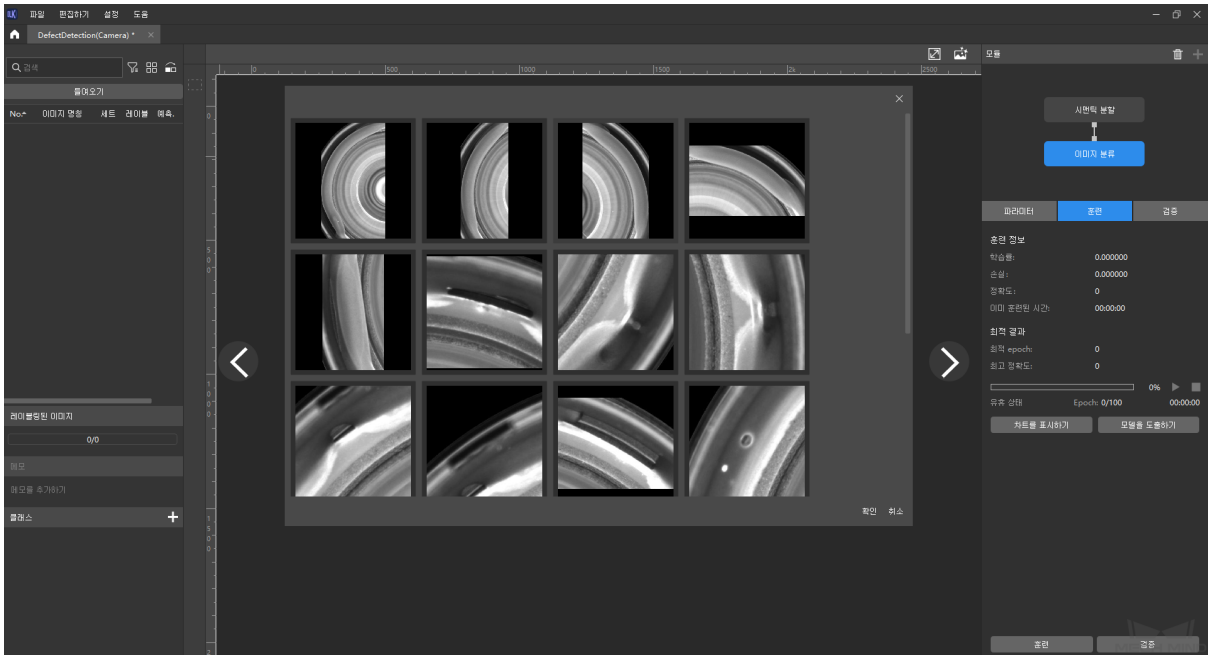


그림 8 데이터 소스를 들여오기

9. 이미지 분류 레이블을 만들고 레이블링을 시작하기

레이블링을 시작하기 전에 왼쪽 밑에 있는 를 클릭하여 다양한 물체 종류에 대응하는 레이블을 만들어야 합니다. 다음으로 레이블링 표시줄 왼쪽에 있는 를 클릭하여 이미지에 대해 레이블링을 시작하면 됩니다.

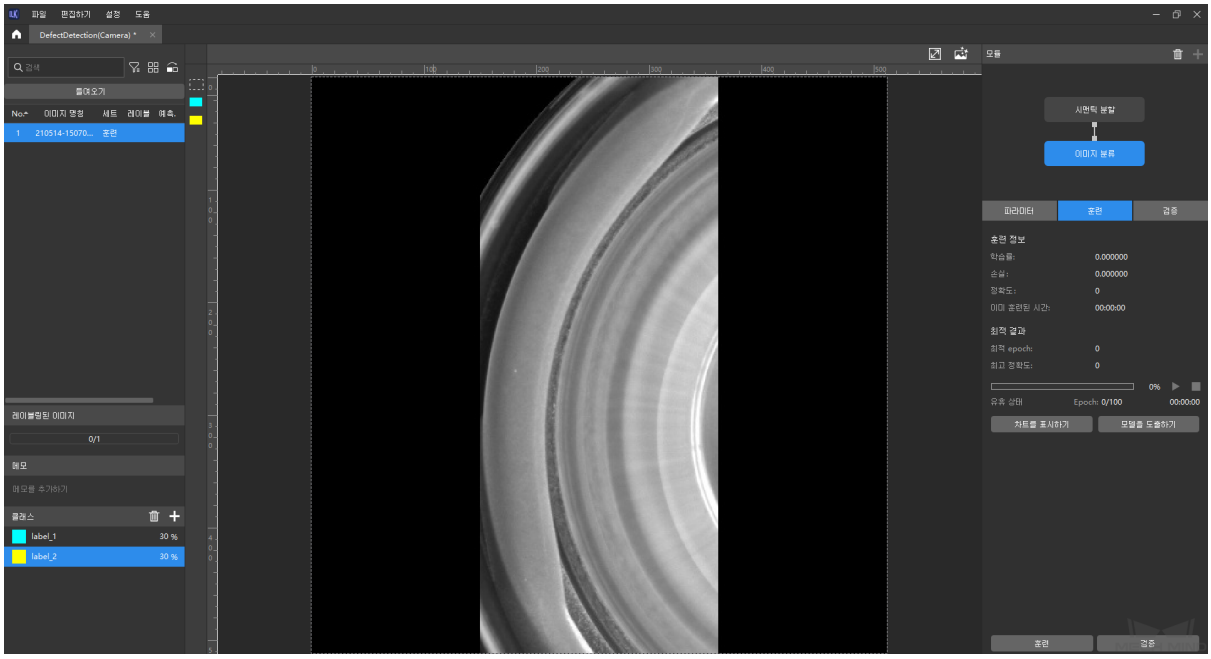


그림 9 이미지 분류 레이블링

10. 모델을 훈련하기

    오른쪽 밑에 있는 **훈련** 을 클릭하여 바로 훈련을 시작할 것입니다. **차트를 표시하기** 를 클릭하면 훈련의 정확도 및 손실을 확인할 수 있습니다.

11. 최종 모델을 도출하기

    모델 훈련이 끝난 뒤 오른쪽에 있는 **모델을 도출하기** 를 클릭하여 저장 경로를 선택하고 최적의 모델을 지정된 폴더안으로 저장할 수 있습니다. **그림** *10* 과 같습니다.

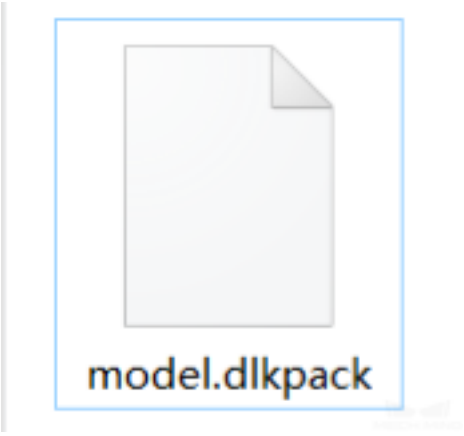


그림 10 모델 파일

4.4 전문 용어

레이블링: 수동으로 이미지 속의 타겟 물체에 대해 그려서 선택하는 것입니다.

데이터 세트: Mech-DLK 에서 도출한 레이블링된 dlkdb 형식의 파일입니다.

레이블링됨： 수동으로 레이블링을 한 후의 이미지 데이터입니다.

레이블링되지 않음: 아직 레이블링을 하지 않은 이미지 데이터입니다.

훈련 세트: 수동으로 레이블링한 후의 이미지 데이터 세트인데 모델 훈련에 사용됩니다.

검증 세트: 수동으로 레이블링한 후의 이미지 데이터 세트인데 모델 효과 검증에 사용됩니다.

OK 이미지: 결함이 없는 이미지입니다.

NG 이미지: 결함이 있는 이미지입니다.

훈련: “훈련 세트”를 사용하여 딥 러닝 모델을 훈련시키는 과정입니다.

검증: 훈련된 모델을 사용하여 데이터를 예측하여 결과를 출력합니다.

정확도: 모델을 통해 검증 세트에 대해 예측할 때 정확하게 예측한 부분은 샘플 총수에 점하는 비례입니다.

손실: 모델을 통해 검증 세트에 대한 예측 결과가 실제 결과와 불일치 정도를 평가합니다.

Epoch: 딥 러닝 알고리즘은 전체 훈련 세트에서의 러닝 횟수입니다.

4.5 단축키

번호	기능	단 축 키	기타 설명
1	새로운 프로젝트	Ctrl + n	
2	프로젝트를 저장하기	Ctrl + s	
3	프로젝트를 열기	Ctrl + o	
4	레이블을 취소하기 Undo)	Ctrl + y	
5	레이블을 복원하기 (Redo)	Ctrl + z	
6	레이블을 복사하기	Ctrl + c	
7	레이블을 붙여넣기	Ctrl + v	
8	레이블을 모두 선택하기	Ctrl + a	
9	레이블을 삭제하기	Delete	마우스 커서가 레이블링 페이지 넣어 레이블링 항목을 선택합니다.
10	레이블링 툴–타원형	l	
11	레이블링 툴–다각형	g	
12	레이블링 툴–직사각형	r	
13	레이블링 툴–브러쉬	b	
14	레이블링 툴–윤곽 자동 채우기	a	
15	레이블링 툴–지우개	e	
16	레이블링 툴–마스크	m	
17	레이블링 툴–선택하기	s	
18	현재 페이지의 레이블을 클리어하기	Ctrl + l	
19	데이터 세트의 이미지를 삭제하기	Delete	마우스 커서가 데이터 세트 페이지에 넣습니다.
20	데이터 세트 등 리스트를 전환하기/슬라이더를 드래그하기	↑↓→←	마우스 커서는 해당 컨트롤의 페이지에 넣습니다 (기본 단축키).

CHAPTER 5

FAQ

1. **자발적으로 카메라 노출을 조정하거나 빛을 채우는 식으로 환경 조명의 변화를 시뮬레이션함으로써 데이터를 수집해도 됩니까?**

   안 됩니다. 작업 현장의 조명이 낮과 밤에 다르면 다른 조명을 사용할 때의 이미지를 각각 캡처해야 합니다. 수동으로 설정한 데이터는 실제 상황에서 참고할 수 있는지를 모릅니다.

2. **카메라가 설치된 위치가 고정되며 전송된 물체들의 위치가 변하는 경우에 카메라 위치를 바꾸어 물체 위치의 변화를 시뮬레이션해도 됩니까?**

   안 됩니다. 카메라의 설치 위치는 데이터를 수집하기 전에 정해져야 합니다. 카메라 위치를 바꾸면 딥러닝 모델 효과 및 카메라 외부 파라미터에 영향을 미칠 것입니다. 이러한 경우에는 훈련 시 ROI 를 적당히 크게 설정할 수 있습니다.

3. **기존 카메라의 이미지 질은 좋지 않아서 카메라를 바꿔야 하는데 카메라를 바꾼 후 반복 모델을 위해 원래 카메라가 수집한 데이터를 새 카메라로 입력해야 합니까?**

   입력할 필요가 없습니다. 카메라를 바꾼후 데이터를 새로 수집하여 모델을 훈련시켜야 합니다.

4. **배경 (피킹 용기, 팔레트 등) 을 바꾸면 딥러닝 효과에 영향을 미칠 것입니까?**

   영향을 미칠 것입니다. 배경이 변하면 모델이 인식할 때 오류가 발생하거나 빠진 부분이 생길 수도 있으니 배경을 미리 확인하면 바꾸지 말라야 합니다.

5. **모델과 설치된 높이가 서로 다른 카메라를 통해 수집한 데이터들을 함께 사용하여 모델을 훈련시켜도 됩니까?**

   하지만 ROI 를 주의햐야 합니다. 다른 높이에 설치된 카메라가 캡처한 이미지의 ROI 를 각각 선택하여 차이를 줄일 수 있습니다.

6. **쉽게 빛을 반사하는 금속 부품에 대해 데이터를 수집할 때 어떤 문제를 주의해야 합니까?**

   주의해야 할 것은 이미지가 너무 밝거나 어두우면 안 됩니다. 불가피한 부분 노출 과다의 경우 부품의 윤곽이 뚜렷하게 보일 수 있는 것을 확보해야 합니다.

7. **모델 효과가 좋지 않으면 어떻게 원인을 찾을 수 있습니까?**

   훈련 용 데이터의 수량 및 질, 다양성, 작업 현장에서 설정한 ROI 파라미터 또는 조명 등 측면에서 원인을 고려할 수 있습니다.

a. 수량: 모델을 사용하여 좋은 효과를 얻을 수 있는 만큼 데이터가 충분한지를 고려해야 합니다.

b. 질: 이미지의 질이 요구에 부합한지를 확인해야 합니다. 이미지가 뚜렷하게 보이고 과하게 밝거나 어두우면 안 됩니다.

c. 다양성: 캡처된 이미지에는 작업 현장에 나타나는 모든 가능한 상황을 포함하는지를 고려해야 합니다.

d. ROI 파라미터: 작업 현장에서 설정한 수치가 훈련 시 설정한 수치와 일치 여부를 확인해야 합니다.

e. 조명: 작업 현장의 조명이 변한지 확인해야 합니다. 이미지 캡처 시의 조명 조건과 일치해야 합니다.

8. **작업 현장의 조명이 복잡하고 그림자가 물체를 가리기 때문에 모델 인식 효과가 불안정적인 경우에 어떻게 개선할 수 있습니까?**

   작업 현장의 실제 상황에 따라 빛을 채우거나 가릴 수 있습니다.

9. **실제 작업 시의 데이터와 훈련 용 데이터의 ROI 불일치가 인스턴스 세그멘테이션의 믿음치에 영향을 미치는 원인이 무멋입니까?**

   훈련 데이터의 ROI 와 일치하지 않으면 물체가 모델 최적 인식 범위에 위치하지 않아서 믿음도 역치에 영향을 미칠 것입니다. 따라서 실제 작업 시의 ROI 가 훈련 데이터와 일치해야 합니다.

10. **종이 상자의 슈퍼 모델은 어떤 시나리오에 적용될 수 있습니까?**

    물체의 색깔과 무늬가 단일하거나 다양한 종류의 종이 상자 수평 디팔레타이징 & 팔레타이징 시나리오에 적용됩니다. 주의해야 할 것은 이 모델이 종이 상자를 같은 층에서 수평적으로 배치되고 기울어진 상자가 없는 상황에만 적용될 수 있습니다.

11. **종이 상자 슈퍼 모델을 통해 데이터를 어떻게 수집합니까?**

    먼저 종이 상자 슈퍼 모델로 테스트하고 완전히 정확하게 인식 & 분류할 수 없으면 문제가 있는 데이터를 약 20 장 정도 수집해야 합니다. 자세한 방법은**종이 상자 디팔레타이징/팔레타이징** 를 참고하세요.

12. **GPU 가 없는 경우에 이미지 분류 모델을 사용할 수 있습니까?**

    사용할 수 없습니다.