AI 모델 개발 및 학습 유효성 검증 보고서
- 데이터7. 실생활 투명 객체 3D 데이터 -

인공지능 학습용 데이터 구축	사업 총괄	MISO (주)디소정보기술
	AI모델 개발	충남대학교 CHUNGNAM NATIONAL UNIVERSITY
		숭실대학교 산학협력단 Foundation of University-Industry Cooperation
학습 유효성 검증 보고서 작성 (대용량 객체)	과제 책임자	조동현 조교수
	실무 책임자	이건수, 윤동근, 김진욱
	참여 연구원	송대영, 권혁준
	연구/개발 보조	채병주, 정준용, 한승오
문서 작성/변경 내용	2021년10월05일	AI 모델 개발 및 샘플 검증 현황 v0.1
	2021년11월19일	AI 모델 개발 및 유효성 검증 현황 v1.0
	2021년12월16일	AI 모델 개발 및 유효성 검증 보고 v1.1

□ 검증 대상

- 영역 : 비전 영역
- 과제명 : 1-29 객체 3D 데이터
- 데이터명 : 데이터7. 실생활 투명 객체 3D 데이터
- 레퍼런스 논문 : Real-Time Seamless Single Shot 6D Pose Prediction, 2018, CVPR
  (객체 3D 데이터에 대한 AI모델을 충남대학교와 숭실대학교에서 공동 개발)

목 차

1. AI 학습 모델 개발 ····· 4

1-1 객체 3D 데이터 구축 배경 ····· 4

1-2 기술 요구 사항 분석 ····· 4

1-3 AI 학습 모델 개발의 목적 ····· 4

1-4 객체 3D 인지 기술 동향 ····· 5

1-5 AI 학습 데이터셋 비교 및 분석 ····· 6

1-6 AI 학습 모델 개발 및 테스트 ····· 7

1-7 AI 학습 모델 배포 및 운영 ····· 7

2. 학습 데이터의 유효성 검증 ····· 8

2.1 데이터 유효성의 객관성 확보 ····· 8

2.2 유효성 검증 지표 및 목표 성능 도출 ····· 8

2.3 학습 데이터의 수집 범위 ····· 8

2.4 학습 데이터의 가공 정보 ····· 8

2.5 객체 자세 추정 및 평가를 통한 AI 모델 검증 ····· 8

2.6 3D 모델 투영과 가공된 객체 영역을 비교하여 AI 모델 검증 ····· 9

2.7 AI 학습 모델 검증을 통한 학습 데이터의 유효성 확인 ····· 10

3. 검증 결과 및 토의 사항 ····· 11

3.1 AI 학습 모델/유효성의 품질 요구 사항 분석 ····· 11

3.2 유효성 시험 환경 ····· 11

3.3 검증 결과 분석 ····· 12

3.4 토의 사항 ····· 14

4. 참고 문헌 ····· 15

5. 부록 ····· 18

[별첨 1] 유효성 검증 환경 ····· 18

[별첨 2] 모델 학습 및 검증 조건 ····· 19

[별첨 3] 유효성 검증 체크리스트 ····· 20

[별첨 4] 도커 환경 배포 ····· 22

1. AI 학습 모델 개발

1-1. 객체 3D 데이터 구축 배경

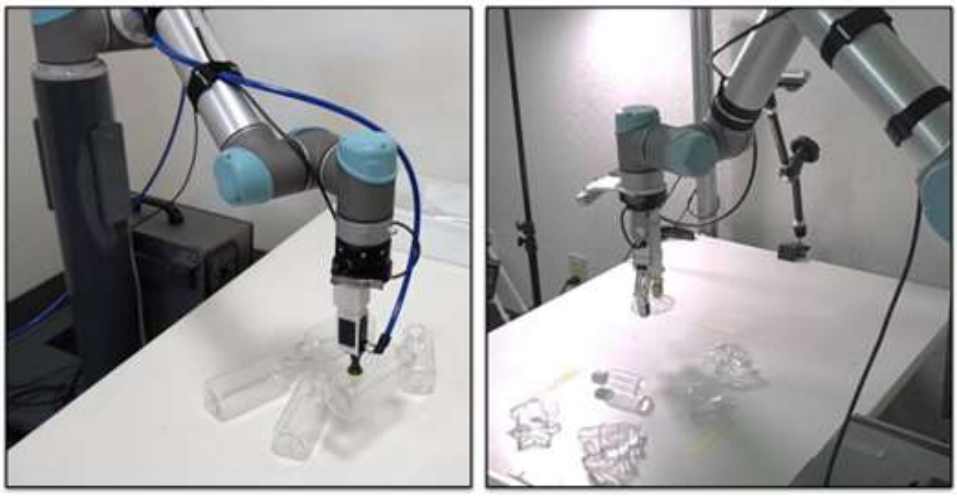
- AI 기술 경쟁력의 핵심인 대규모 학습용 데이터를 단기간에 구축하여 AI 선도 국가로 도약
- 객체 3D 산업의 기술 경쟁력 제고. 일자리 창출과 함께 새로운 성장 동력을 확보하려 함.
- 일상생활에서의 3D 객체를 대용량으로 구축하여, 로봇, 미디어 등의 응용 분야에서 활용

1-2. 기술 요구 사항 분석

- 실감 렌더링 기술, 사람과 객체 상호작용, 로봇 시스템, 게임 기술, VR/AR/MR 분야에 활용
- 원천 데이터로는 객체 3D 이미지를 확보하고, 학습 데이터로는 객체 3D 포인트/메쉬, 세그멘테이션 (객체 영역), 3D 바운딩 박스 등을 가공
- 구축된 학습용 데이터를 활용하여 수행기관 (사업자 등)이 시범 개발해야 하는 모델의 기능과 목표, 성능 등을 작성. 단일 시점에서 객체 3D를 인지하는 딥러닝 모델에 대해 탐색함.

1-3. AI 학습 모델 개발의 목적

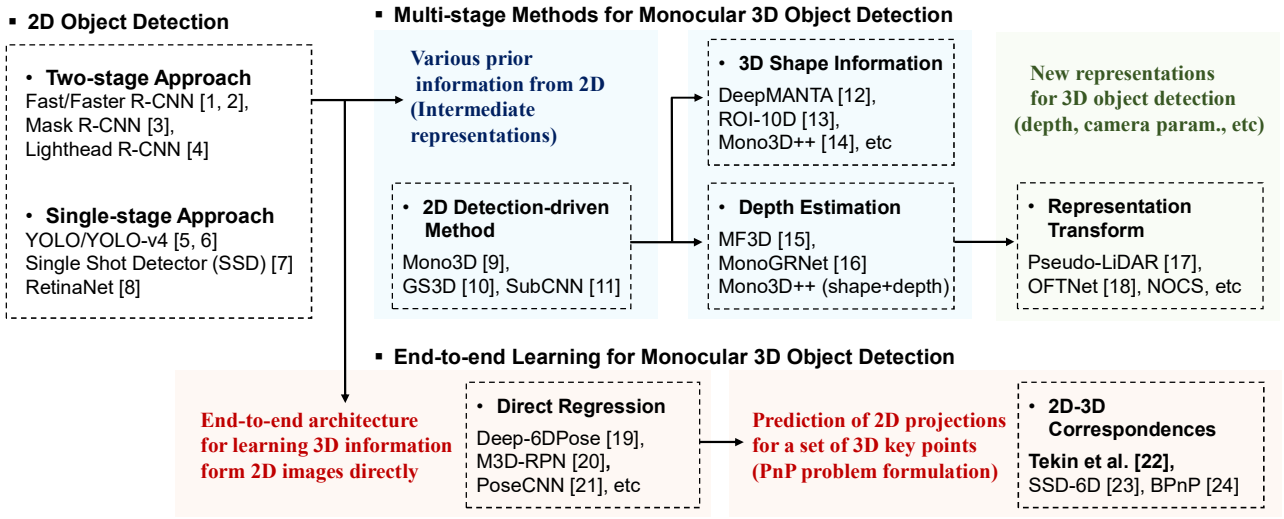
- Pose Estimation이란 카메라에서 보이는 2차원의 물체를 3차원 공간상에서 물체가 어디에 있고 어떤 방향(누워있는지, 앞면을 보이는지, 뒷면을 보이는지 등)으로 놓여 있는지 인식하는 것.
- 주로 로봇 조작(Robotic manipulation)이나 증강현실(Augmented Reality)에서 핵심적인 역할.
- 약 10년 전 Microsoft의 Kinect가 널리 보급되면서 연구가 활발하게 진행. Depth camera를 통해 각 이미지의 pixel 들이 카메라로부터 얼마나 멀리 떨어져 있는지를 알게 되어, 타깃 물체의 3D Model 정보가 있다면 Model의 3차원 포인트들과 현재 카메라로 측정된 포인트들을 계산하여 6D(R,t)를 쉽게 추정하여 비교적 물체를 더욱 정확하게 측정해내는 것이 가능하게 됨.



< 로봇 응용을 위한 객체 3D 위치 및 자세 추정 예시 >

1-4. 객체 3D 인지 기술 동향

- 객체 3D 인지를 단일 시점 기반으로 수행하는 기술은 세계적으로도 큰 관심을 받고 있음.
- 특히, 딥러닝 기반 3D 객체를 검출하는 기술은 2D 검출 분야의 성공에 이어서 활발히 연구/개발되고 있으며, 다양한 데이터셋 공개와 함께 최근 큰 발전이 있었음.
- 2D 검출과 유사하게, 3D 객체 검출 네트워크 또한 객체의 3D 방향과 객체 크기를 여러 단계에 걸쳐 추정하는 two phase, multi-stage approach ㅇ와 해당 정보를 end-to-end로 direct하게 추론하는 single-stage approach 접근으로 나눌 수 있음.



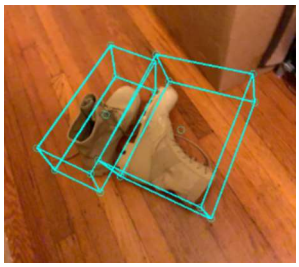
< 단일 시점에서 3D 객체를 검출하는 알고리즘/딥러닝 기술 동향 정리 >

- multi-stage approach에서는 초창기 성공적이었던 2D 객체 검출에 추가적인 prior 정보를 함께 최적화하여 3D 객체의 방향과 크기를 추정하는 방법을 시작됨. 특히, 대상 객체에 대한 3D template 정보를 적극 활용하는 방향으로 발전하고 있음. 다양한 정보를 여러 단계로 최적화하는 것이 특징. two-phase 접근에 대표적인 연구로 학습 기반의 RGB-D 정보로 3D scene을 복원하는 것과 함께 3D 객체 검출을 수행. 또 다른 유용한 표현법은 bird eye's view (이하 BEV)가 있는데, representation transform을 통한 3D 객체 검출 방법론에서는 입력 영상을 BEV로의 변환하는 과정을 집중하고 있으며, 최근 GAN을 통한 변환도 소개됨.
- single stage 접근에서는 객체의 3D 방향과 크기에 대한 GT 정보를 직접적으로 활용하는 regression network를 설계함. 보다 최적화 된 ROI 정보를 위해 반복적인 refinement를 통해 regression 성능을 높이는 방법론도 소개되고 있음. proposal과 refinement 단계에 대해 많은 연구가 이루어지고 있지만, end-to-end 학습이 주가 되는 접근 방법이라 할 수 있음.
- single stage 접근에서 대상 객체의 3D 큐브 지점을 그것이 2D 영상에 투영된 좌표 지점과의 2D-to-3D 대응관계를 regression하고 여기서 추론되는 결과를 통해 객체의 3D 자세/위치, 크기를 계산하는 방법도 비교적 최근에 도입되어, 이를 고도화하는 네트워크들이 계속 소개됨.
- 따라서, 본 과제에서는 2D-3D의 대응 관계를 학습하는 [22]의 연구 결과가 YOLO와 유사한 구조로 재현성/접근성/확장성에 유리하다고 판단. 직관적인 형태이면서 이 분야의 대표성이 있고 범용적으로 활용할 수 있으며 실시간이 가능하여 응용 분야 개척에도 유리하다고 판단.
- 또한, 투명 객체에 대한 3D 정보 추정에 대한 연구는 아직 많이 다뤄지지 않아, 본 과제를 통

해 구축될 데이터는 향후 연구에 활발히 활용될 수 있을 것으로 판단됨.

DB Name	Description	RGB	Depth	Segm.	3D Cube	3D Model	Sim. DB
PASCAL 3D+ [25]	12 rigid categories. ~20,000 images. 3,000 object instances per category.	O	X	X	X	O	X
KITTI 3D [26]	3 categories, 80,256 instances, 14,999 images (outdoor)	O	O	X	O	X	Virtual KITTI2
SUN RGB-D [27]	800 categories, 11,360 instances, 10,355 images	O	O	O	O	X	X
ShapeNet [28]	55 object categories (ShapeNetCore) 51,300 unique 3D models.	X	X	X	X	O	X
Pix3D [29]	9 object categories. 395 3D models. 10,069 image-shape pairs.	O	X	O	X	O	X
ObjectNet3D [30]	100 object classes. 201,888 instances 90,127 images	O	X	O	△	O	O
FAT [31]	21 household objects, 1~10 instances per image. 61,500 simulated images	X	O	O	O	O	O
Mega Depth [32]	Reconstructed 200 3D models (196 locations), 130K valid RGB-D images	O	O	△	X	O	X
LINEMOD [33]	15 texture-less objects with discriminative shapes, sizes, and colors in household environments. 1200 instances per object.	O	X	O	O	O	X
BOP [34]	171 object categories. 302,791 instances in 97,818 real images. 800K simulated images.	O	O	O	O	O	O
Objectron [35]	9 categories, 17,095 inst. (multi-view) 14,819 videos	O	X	X	O	X	X
DexYCB [36]	20 different objects. 582K RGB-D frames over 1,000 sequences	O	O	O	O	X	X

LINEMOD [33]



Objectron [35]

< 객체 3D 학습을 위한 데이터셋 비교 분석. LINEMOD [33]와 Objectron [35] 예시 그림 >

1-5. AI 학습 데이터셋 비교 및 분석

- 본 사업에서 제안하는 학습 데이터셋에 강점 중 하나는 영상에 보이는 객체의 정밀한 3D 모델이 함께 제공하는 것임. 영상에 나타나는 객체의 3D 모델이 주어지는 (image-shape pair) 유사 데이터셋은 PASCAL3D+, Pix3D, ObjectNet3D 등이 있으나, 깊이 정보를 알 수 없음.
- 대표적인 RGB-D 데이터셋인 SUN RGB-D에서는 3D 모델을 가정하지 않음. 자율주행 응용의 KITTI3D, CityScape3D, Synscapes, SYNTHIA-AL 등에서도 가상 영상으로 데이터 양은 많으나, 3D 모델은 주어지지 않음.
- 대표적인 3D 모델 데이터셋인 ShapeNet, 3D Warehouse 등에서는 그러한 3D 모델이 실제로 찍혀 있는 RGB 영상들이 없어, 학습 범위가 한정적임.
- FAT과 같이 사실적 렌더링을 통한 시뮬레이션 영상을 제공하는 방법은 모든 종류 라벨을 계산할 수 있지만, 실사 영상과의 도메인 차이로 가상 DB만으로는 실세계 적용에 한계가 있음.
- MegaDepth에서는 RGB 영상을 SfM+MVS 방법으로 복원하여 깊이 및 3D 모델을 만들어 내지만, 장면 복원 중심. 객체 단위의 위치/자세 추정 학습은 어려움.
- 다양한 데이터셋을 수집하여 정리한 BOP 데이터셋에서는 LM[33], LM-O[37], T-LESS[38], ITODD[39], YCB-V[40], HB[41], RU-APC[42], IC-BIN[43], IC-MI[44] 각각에 따라 일부 라벨이 없는 경우 있음. 자체적으로 수집한 원천데이터는 TUD-L[45], TYO-L[45]이며, 가상 DB를 추가함. 그러나 대부분의 카테고리들이 산업 응용에 초점이 맞추어져, 응용 범위가 대단히 한정적임.
- 비전 분야의 최상위 학회에서 최근 공개된 Objectron, DexYCB 등에서는 비디오 촬영 및 반자동 가공/정제 기법 도입을 통해 학습 DB의 수집 양을 크게 늘림. 세계적으로도 객체 3D를 대용량으로 수집하는 경향을 확인하였으며, 일부 기법은 본 과제에서 활용하는 것과 유사함.
- 특히, LINEMOD[33]와 Objectron[35]을 관심있게 살펴 보았으며, 본 과제의 레퍼런스 모델에서

활용하는 LINEMOD를 참고하고 이를 발전시켜 학계 및 산업계에 도움이 되는 형태로 구축함.

- 투명 객체에 대한 3차원 라벨링은 아직까지 많이 공개되지 않았으며, 투명 객체의 자세 추정을 위한 라벨은 최초 공개되는 것임.

1-6. AI 학습 모델 개발 및 테스트

- 위와 같은 배경에서 본 과제의 레퍼런스 AI 모델을 선정함. Microsoft에서 제공하는 오픈 소스 기반으로 객체 3D 위치/자세를 추정하는 AI 모델을 개발함.
- 기존 공인 데이터셋인 LINEMOD로 테스트하여 AI 모델이 정상적으로 작동하는지 확인함.
- 학계에서 검증된 AI 모델을 누구나 접근/재현 가능하도록 인터페이스를 수정하거나 자동화 함.

*** AI 학습 모델 개발**

인공지능 학습 모델 개요 (객체 3D 데이터)	
개발 언어	Python 3.6
프레임워크	PyTorch 1.8.0, CUDA 11.1, OpenCV 4.5.3.56, SciPy 1.2.0, Pillow 8.2.2
학습 알고리즘	Real-Time Seamless Single Shot 6D Object Pose Prediction (CVPR18) 설치 및 테스트: https://github.com/seongheum-ssu/nia_singleshotpose
입력 정보	학습/평가 데이터: .jpg (영상), .txt (자세), .png (영역), .ply (3D 데이터)
출력 정보	객체 당 큐브의 꼭지점을 예측. 이를 통해 3D 위치/자세 값을 계산.
테스트 방법	공인 LINEMOD 데이터셋: https://paperswithcode.com/dataset/linemod-1

- 핵심이 되는 딥러닝 네트워크는 CVPR18에서 공개한 버전 그대로이며 임의 편집하지 않음.
- 해당 모델과 데이터셋은 객체 3D 분야에서 매우 유명한 사례이며, 잘 이해되고 있음.
- 개발한 코드와 데이터셋은 Github 페이지를 통해 주관기관 및 관련 참여기관과 공유함 (7/22).
- 한편, 객체의 3D 위치/자세를 추정하는 것은 로봇과 미디어 응용에 핵심이 되는 기술임. 3D 공간 상의 객체의 위치와 자세를 이해하는 것은 로봇 gripping이나 장애물 회피를 위한 path planning에 반드시 필요한 요소이며, 가상 객체를 3D 공간 상에 등록하거나 사실적 렌더링 콘텐츠를 제작할 때도 중요함.
- 일상 생활 객체의 3D 위치/자세를 추정하는 것은 구축된 3D 모델과 함께 주어진 현실 공간을 가상 객체들로 재구성할 수 있게 함. 재구상 된 공간에서는 객체 위치/자세가 변경되며 증강 학습을 위한 데이터가 무제한으로 생성될 수 있음. 본 과제에서 개발된 모델과 결과물들은 사실적 렌더링 기법과 함께 향후 중요한 self-training 기법으로도 활용될 수 있음.
- 구축된 객체 3D 데이터를 활용하는 딥러닝 모델들을 AI 전문 기업들과 공유하여, 가치 있는 응용 서비스를 발굴하고 새로운 BM이 도출될 수 있기를 기대함.

1-7. AI 학습 모델 배포 및 운영

- AI 모델을 돌리기 위한 실험 환경, 코드 등의 자료는 부록으로 정리함.
- Github를 통해 코드 및 샘플 데이터셋을 테스트할 수 있으며, 도커 환경을 제공함.
- 카테고리별로 학습된 모델 파일 및 유효성 검증 관련 정보들을 업데이트할 예정.

2. 학습 데이터의 유효성 검증

2-1. 데이터 유효성의 객관성 확보

- 제안되는 신규 데이터셋이 딥러닝 학습 데이터로 유효한지 여부에 대해 객관성을 확보함.
- 공인된 레퍼런스 모델이 공인된 데이터셋에서 보이는 성능을 근거하여 목표를 설정하고, 이 목표가 달성되는 신규 데이터셋은 baseline과 대등한 수준으로 구축되었음을 공인할 수 있음.
- 구축되는 데이터셋으로 객체의 3D 위치/자세가 얼마나 잘 추정될 수 있는지 알 수 있는 성능 지표를 집중적으로 검증함. ground truth로 제시한 라벨링 값이 실제로도 유효한지를 확인함.

*** 목표 성능 도출 근거 1. 학계에 보고된 성능 [22]**

method	ape	benchvise	cam	can	cat	driller	duck	eggbox	glue	lamp	average
rep. acc.	92.10	95.06	93.24	97.44	97.41	79.41	94.65	90.33	96.53	76.87	**91.30%**
IoU acc.	99.81	99.9	100	99.81	99.9	100	100	99.91	99.81	100	**99.91%**
rank	#7	#4	#6	#1	#2	#9	#5	#8	#3	#10	

*** 목표 성능 도출 근거 2. 공개된 코드로 재현한 성능** (https://github.com/microsoft/singleshotpose)

method	ape	benchvise	cam	can	cat	driller	duck	eggbox	glue	lamp	average
rep. acc.	87.43	92.44	86.18	90.78	91.04	69.97	89.58	86.29	89.00	72.84	**85.36%**
IoU acc.	98.29	99.9	100	100	99.9	99.9	97.84	99.44	99.81	100	**99.51%**
rank	#6	#1	#8	#3	#2	#10	#5	#7	#4	#9	

2-2. 유효성 검증 지표 및 목표 성능 도출

- 본 과제에서 선정한 레퍼런스 모델은 LINEMOD 데이터셋에 대해 표 2와 같이 성능이 보고됨. 논문에서 제시한 Table 1, Table 4의 reprojection 기반, IoU 기반 정확도에 대해 정리함.
- 저자가 공개한 코드를 그대로 활용하여 가려짐이 크지 않은 10개의 객체에 대해 학습 및 검증을 수행하고 표 3과 같이 정리함. 일반적으로 논문의 일부 implementation details은 공개되지 않아 100% 재현은 어렵지만, 유사한 경향의 결과는 재현할 수 있음. 이를 목표 성능으로 설정.
- 모든 test case의 batch size는 8로 고정. 수렴되는 epoch는 데이터 특성에 따라 다를 수 있음. 그 밖에 파라메터는 공개된 코드의 초기값 을 그대로 사용 (e.g. learning rate: 0.001).

- 하지만, 투명 객체의 경우 배경의 간섭으로 인하여, 일반적인 비투명 객체에 비해 자세 추정이 어려울 것으로 예상.

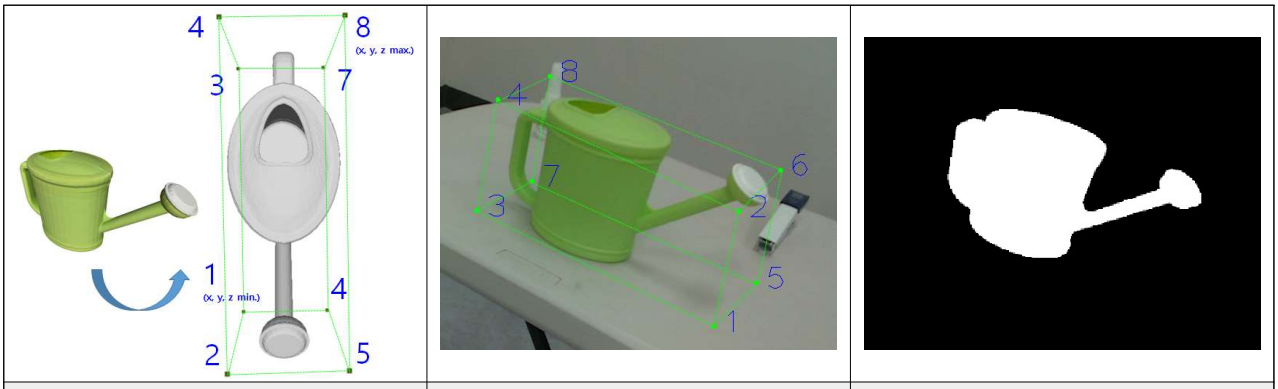
2-3. 학습 데이터의 수집 범위

- 투명 객체 3D 데이터는 500개 이상의 인스턴스를 수집함.
- 실생활의 다양한 객체 3D 데이터, 2D/3D 영역과 큐브 정보를 가공하여 3D 공간상에서 객체의 위치와 자세를 추정하는 AI 모델을 학습할 수 있음.
- 객체의 3D 위치 및 자세 추정을 활용하는 로봇, 미디어 응용 시나리오에서 수집된 데이터가 유용하게 사용될 수 있을 것으로 기대함.

2-4. 학습 데이터의 가공 정보

- 객체 3D 데이터로는 인스턴스별로 watertight한 mesh 모델과 texture를 복원하고 정제. 인스턴스별로 3D 데이터가 기준이 되는 위치와 자세로 정렬되어 있어야 함. 정렬된 3D 객체는 공간상에서 min/max 2점을 통해 3D 큐브가 자동으로 정의됨
- 관심 객체가 RGB 및 깊이 영상에 투영될 때, 해당하는 전경 영역을 그렇지 않은 배경과 분리.
- 객체는 모두 rigid한 것으로 가정하고, 3D 큐브를 통해 공간상의 위치와 자세를 정의할 수 있음. 영상에 맺힌 관심 객체는 이동 및 회전 가능한 가상 3D 큐브를 통해 위치/자세를 좌표로 기록. 큐브의 각 꼭지점 8개에 대한 2D 좌표는 공간 상에서 자동으로 계산된 3D 좌표와 대응 관계.

*** 객체 3D 데이터의 가공 정보 (경진대회용 데이터 예시: 070308)**



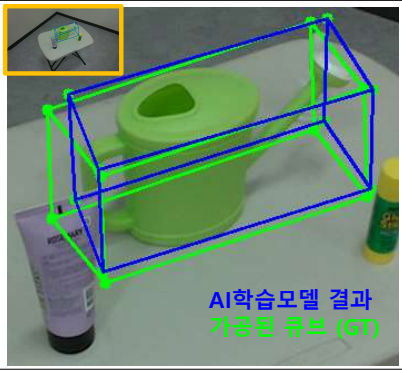
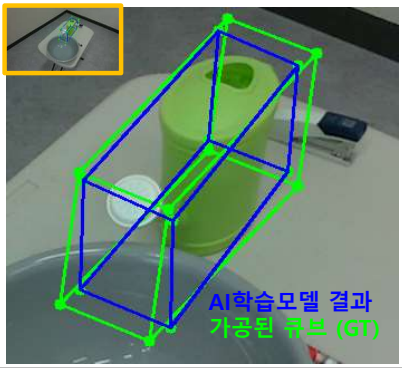
복원/정제 및 정렬된 3D 데이터	영상에서 큐브 가공 (위치/자세)	관심 객체 영역 분리 (투영)

2-5. 객체 자세 추정 및 평가를 통한 AI 모델 검증

- 로봇 응용 분야에서는 공간상의 객체가 어디에, 어떤 자세로 놓여 있는지 예측하는 것이 중요.
- 정렬된 3D 모델과 보정된 카메라 영상의 큐브가 가공되면 2D-3D 대응 관계를 활용하여, 공간상의 위치/자세가 유일하게 결정됨. 위와 같이 가공된 큐브는 기준이 되는 3D 모델이 roll, pitch, yaw 각각 121.7933, -58.4431, 30.2407 deg. 회전하고, 0.83, -0.74, 6.57 이동된 것으로 해석됨.
- 이와 같이, 객체 3D 데이터의 바운딩 큐브의 8개의 꼭지점과 중심점이 영상에 투영되는 2D 픽셀 좌표셋 $p^{2D}_{gt,\,k=1\ldots9}$에 대해 라벨링되면 해당 객체의 6자유도 위치/자세 정보인 R_{gt}, t_{gt}가 계산됨. 학습 후 예측되는 $p^{2D}_{pr,\,k=1\ldots9}$로부터 추정되는 R_{pr}, t_{pr}의 정확도 유효성은 $p^{2D}_{gt,\,k=1\ldots9}(R_{gt}, t_{gt})$

와 $p^{2D}_{pr,\,k=1\ldots9}(R_{pr}\,,t_{pr})$의 L2 norm 평균이 10 pixels 안에 들어오는지 여부로 판단 [22].

*** 객체 3D 데이터의 AI 모델 검증 (큐브 꼭지점에 대한 reprojection error 분석으로 정확도 측정)**

		
객체 자세 추정 예시	가려짐으로 인한 성능 저하	가공 데이터의 유효성 판단

2-6. 3D 모델 투영과 가공된 객체 영역을 비교하여 AI 모델 검증

- VR/AR/MR 응용 분야에서는 가상 3D 객체를 공간 상에 투영하는 것으로 실감 콘텐츠를 생성.
- 복원/정제된 3D 모델을 예측한 회전/이동 정보로 영상에 투영. 예측 및 투영된 영역과 사람이 실제 가공한 객체 영역을 비교하여, 겹쳐지는 영역이 일정치 이상이 된다면 유효한 것으로 판단.
- 즉, 테스트 영상에서 학습한 모델을 통해 추정된 R_{pr}, t_{pr}로 객체 3D 모델을 투영한 예측 영역과 라벨링 된 영역이 잘 일치하는지 여부를 Intersection of Union (IoU: $\frac{A_{gt} \cap A_{pr}}{A_{gt} \cup A_{pr}}$)로 확인. 논문에서는 예측 영역과 라벨링 영역의 교집합과 합집합 비율이 50% 이상이 되어야 참으로 판단 [22].

*** 객체 3D 데이터의 AI 모델 검증 (투영된 3D 모델 영역과 GT 영역의 IoU 분석으로 정확도 검증)**

 81.63 > 0.5 (True)		
IoU 측정 기반 판단	추정된 위치/자세로 모델 투영 (예측)	배경에서 분리된 객체 영역 (가공)

 79.79 > 0.5 (True)		

IoU 측정 기반 판단	추정된 위치/자세로 모델 투영 (예측)	배경에서 분리된 객체 영역 (가공)

 70.46 > 0.5 (True)		
IoU 측정 기반 판단	추정된 위치/자세로 모델 투영 (예측)	배경에서 분리된 객체 영역 (가공)

2-7. AI 학습 모델 검증을 통한 학습 데이터의 유효성 확인

- 객체 3D 데이터의 위치 및 자세 추정 정확도는 논문에서 제시한 두 가지 방법으로 확인 [22].
- 큐브 꼭지점에 대한 reprojection error 분석으로 가공된 큐브의 품질을 검증 가능.
- 투영된 큐브 영역과 객체 영역에 대한 IoU 분석으로 가공된 객체 3D 데이터 및 영역 검증 가능.

3. 검증 결과 및 토의 사항

3-1. AI 학습 모델/유효성의 품질 요구 사항 분석

- 이미지 분석 분야에 최적화된 3D 객체 위치/자세 추정 알고리즘을 적용하여, 구축된 학습 데이터셋을 활용할 수 있는 베이스라인 AI 모델을 제공.
- 3D 객체 위치 추정 정확도를 IoU (Intersection of Union) 기반으로 분석. 투명도 기반 정확도 (Accuracy) 평균 수치는 0~0.25: 30%, 0.25~0.5: 40%, 0.5~0.75: 50%, 0.75~1: 60%. 총 평균은 45%이상.
- 3D 객체 자세 추정 정확도를 reprojection error 기반으로 분석. 투명도 기반 정확도 정확도 (Accuracy) 평균 수치는 0~0.25: 20%, 0.25~0.5: 30%, 0.5~0.75: 40%, 0.75~1: 50%. 총 평균은 35%이상.

*** 유효성 검증 항목**

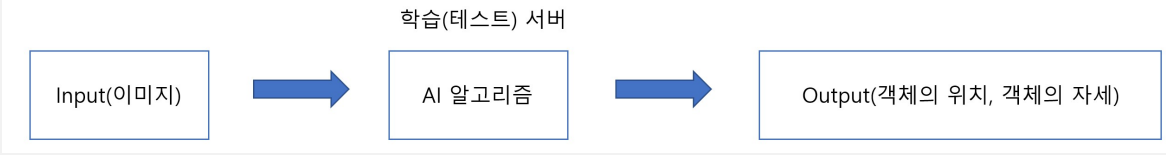
품질특성	항목명	측정 지표	정량 목표	지표 및 목표 설정 근거
유효성	객체 3D 자세 학습 모델	2D reprojection error	평균적으로는 35% 이상을 목표로 하나 세부 지표는 상세 설명을 참조	Real-Time Seamless Single Shot 6D Pose Prediction (CVPR18)
	객체 3D 위치 학습 모델	IoU	평균적으로는 45% 이상을 목표로 하나 세부 지표는 상세 설명을 참조	Real-Time Seamless Single Shot 6D Pose Prediction (CVPR18)

3-2. 유효성 시험 환경

- 아래 표처럼 유효성 시험 환경을 구성하였으며, 모델 정보 및 실행 명령어가 나와 있음.

*** 유효성 시험 환경 구성도**

< 객체 3D 인식 데이터 >



주제 1. 품질검증 항목
- NIA 측에서 제작한 대용량 및 투명 객체 데이터 셋을 기반으로 객체의 자세 및 위치에 대한 모델 성능을 평가
- 데이터는 학습(80%)/평가(20%)로 구분하여 관리

주제 2. 유효성 시험 세부 내용
- 학습을 통하여 생성된 객체 탐지 알고리즘의 정량적/정성적 성능평가 진행
- 정량적 성능평가: 2D reprojection error, IoU의 성능을 통해 진행
- 정성적 성능평가: 탐지된 객체의 바운딩 큐브를 시각화 하여 육안으로 진행

***유효성 검증을 위한 모델(YOLOv4) 학습 정보**

모델	Real-Time Seamless Single Shot 6D Pose Prediction
입력 해상도	1280X720
최대 Epoch	1000
최대 Iteration(max_batch)	44,000
배치 크기(batch_size)	64
학습(Training) 이미지 수 (80%)	333
평가(Test) 이미지 수 (10%)	83
학습 조기 종료 구간(Iteration)	1000

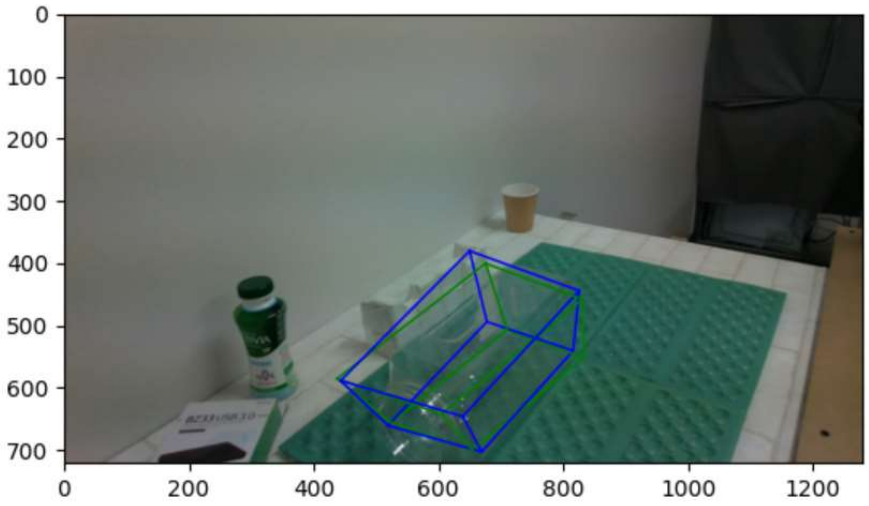
***성능 평가를 위한 명령어**

```
python train.py ₩
--datacfg data/tissue.data ₩
--modelcfg cfg/yolo-pose.cfg ₩
--initweightfile cfg/darknet19_448.conv.23 ₩
--pretrain_num_epochs 15

python valid.py ₩
--datacfg data/tissue.data ₩
--modelcfg cfg/yolo-pose.cfg ₩
--weightfile data/tissue/model.weights
```

3-3. 검증 결과 분석

- 실행 결과는 아래 그림과 같으며, 추정치(파란색)과 정답(초록색) 사이의 차이가 거의 없음을 확인 할 수 있음.



*** 학습 유효성 검증 (투명객체)**

검출 대상		학습 결과	
카테고리 ID	카테고리 Name	reprojection acc.	IoU acc.
0101xx	유리병류	100	100
0102xx	스프레이병	95.41	100
0103xx	소스용기	90.95	99.31
0104xx	음료병(PET)	95.24	98.81
0201xx	밀폐형(저장그릇)	95.71	99.31
0202xx	오픈형(접시류)	91.67	98.81
0203xx	기타(그릇류)	86.64	99.46
0301xx	음료용기(텀블러)	99.41	100
0302xx	기타(상품포장재)	88.03	99.03
0402xx	계량컵	90.15	99.4
0403xx	기타(계량용기)	98.51	99.7
0502xx	조각장식품	78.57	79.76
0503xx	꽃병	98.41	99.8
0504xx	어항	92.86	97.62
0701xx	파우치	97.62	100
0801xx	기타투명체(유리문)	84.81	97.96
평균 성능		**92.75**	**98.06**
https://docs.google.com/spreadsheets/d/1hBpDflhX-XMNNJh3YlAXCMkUsz_eo2dUqqDcSYLNc3c/edit#gid=1043349205			

*** 투명도에 따른 학습 유효성 검증**

검출 대상		학습 결과	
투명도 (이상, 미만)	개수	reprojection acc.	IoU acc.
0~0.25	66	91.20	98.84
0.25~0.5	8	92.46	99.54
0.5~0.75	3	93.64	100
0.75~1	1	94.05	100
https://docs.google.com/spreadsheets/d/1hBpDflhX-XMNNJh3YlAXCMkUsz_eo2dUqqDcSYLNc3c/edit#gid=1043349205			

- AI 모델 학습이 가능한 test case 78건(2021.12.16. 까지 전달된 목록)에 대한 결과(투명 객체)로 Reprojection acc. 의 평균은 10pixel threshold 기준 71%, 20pixel threshold 기준 92%의 수치를 기록하여 LINEMOD의 데이터 셋에 비해 이미지의 크기가 커져 좋은 성능을 만드는 것이 더욱 어려움에도 불구하고 NIA 데이터 셋의 투명 객체의 자세 추정 대해 매우 우수한 성

능을 보여주고 있다. 또한 투명 객체의 투명도 혹은 객체의 모양에 따른 자세 추정의 성능이 상이하므로 이를 고려하여 투명도에 따른 자세 추정 성능의 목표치를 공평하게 분류하여 모델의 성능을 평가하였다.

- 모델이 학습을 진행하기 위해 필수적으로 필요한 데이터로는 3D Point Cloud 정보, 큐브 라벨 정보, 이미지, camera intrinsic 정보가 있다. 3D Point Cloud 정보의 경우 자세 추정의 목표로 하는 객체와 동일한 형태의 Point Cloud가 필요하고 큐브 라벨의 정확한 라벨링 또한 모델 학습의 성능에 대해 큰 영향을 주었다. 이미지는 이미지에 포함되는 객체의 수, 목표 객체의 Occlusion에 따라 모델이 학습 결과가 상이했고, 이미지의 촬영에 기록된 camera intrinsic에 따라 정확한 자세 추정을 위한 척도가 되었다.
- 큐브 라벨 시에 3D 모델 바운딩 큐브의 각 꼭지점의 순서대로 좌표가 지정되어야 하고 이는 Point Cloud나 이미지에서 보이는 면 등 일관되는 규칙성이 있어야 한다. 그러므로 3D 모델 정렬 방향에 대해 라벨러가 인지하고 큐브 꼭지점이 순서대로 정의되어야 한다. 이 부분이 흐트러지면 소수의 잘못된 라벨링도 모델에 심각한 영향을 미쳐 모델의 학습에서 회전/자세 해석에 크게 영향을 준다. 다른 데이터셋의 큐브 라벨링에 대해서도 앞면의 정의를 각자 고유의 방식으로 표현해야 모델 학습의 데이터로써 유효성을 가질 수 있는만큼 일관된 정면 방향 유지가 가장 중요하다.

3-4. 토의 사항

- 3D 모델 품질은 매우 우수, 객체 영역과 함께 현재 품질이 계속 유지된다면 모델이 투영된 영역과 라벨 된 객체 영역의 overlap은 쉽게 50%를 넘길 것으로 예상. IoU 지표 5% 상향 가능.
- 투명 객체는 동일한 객체여도 배경에 따라서 다르게 해석될 가능성이 있음. 그러므로 비투명체에서 사용되는 배경 합성을 그대로 사용할 수 없고 배경 간섭에 대한 새로운 방법에 대한 고려가 필요.

4. 참고 문헌

[1] Girshick, R. Fast R-CNN. In Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), Santiago, Chile,7–13 December 2015; pp. 1440–1448

[2] Ren, S.; He, K.; Girshick, R.; Sun, J. Faster R-CNN: Towards Real-time Object Detection with Region Proposal Networks.IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. (PAMI)2016,39, 1137–1149.

[3] He, K.; Gkioxari, G.; Dollár, P.; Girshick, R. Mask R-CNN. In Proceedings of the IEEE International Conference on ComputerVision (ICCV), Venice, Italy, 22–29 October 2017; pp. 2961–2969.

[4] Li, Z.; Peng, C.; Yu, G.; Zhang, X.; Deng, Y.; Sun, J. Light-head R-CNN: In Defense of Two-stage Object Detector.arXiv2017,arXiv:1711.07264.

[5] Redmon, J.; Divvala, S.; Girshick, R.; Farhadi, A. You Only Look Once: Unified, Real-time Object Detection. In Proceedings of theIEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, NV, USA, 27–30 June 2016; pp. 779–788.

[6] Bochkovskiy, A.; Wang, C.Y.; Liao, H.Y.M. Yolov4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection.arXiv2020, arXiv:2004.10934.

[7] Liu, W.; Anguelov, D.; Erhan, D.; Szegedy, C.; Reed, S.; Fu, C.Y.; Berg, A.C. SSD: Single Shot Multibox Detector. In Proceed-ings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), Amsterdam, The Netherlands, 11–14 October 2016; Springer:Berlin/Heidelberg, Germany, 2016; pp. 21–37.

[8] Lin, T.Y.; Goyal, P.; Girshick, R.; He, K.; Dollár, P. Focal Loss for Dense Object Detection. In Proceedings of the IEEE InternationalConference on Computer Vision (ICCV), Venice, Italy, 22–29 October 2017; pp. 2980–2988

[9] Chen, X.; Kundu, K.; Zhang, Z.; Ma, H.; Fidler, S.; Urtasun, R. Monocular 3D Object Detection for Autonomous Driving. InProceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, NV, USA, 27–30 June 2016;pp. 2147–2156.

[10] Li, B.; Ouyang, W.; Sheng, L.; Zeng, X.; Wang, X. GS3D: An Efficient 3D Object Detection Framework for Autonomous Driving.In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Long Beach, CA, USA, 16–20 June2019; pp. 1019–1028.

[11] Xiang, Y.; Choi, W.; Lin, Y.; Savarese, S. Subcategory-aware Convolutional Neural Networks for Object Proposals and Detection.In Proceedings of the Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV), Santa Rosa, CA, USA, 24–31 March 2017;pp. 924–933.

[12] Chabot, F.; Chaouch, M.; Rabarisoa, J.; Teuliere, C.; Chateau, T. Deep MANTA: A Coarse-to-fine Many-task Network for Joint2D and 3D Vehicle Analysis from Monocular Image. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and PatternRecognition (CVPR), Honolulu, HI, USA, 21–26 July 2017; pp. 2040–2049.

[13] Manhardt, F.; Kehl, W.; Gaidon, A. ROI-10D: Monocular Lifting of 2D Detection to 6D Pose and Metric Shape. In Proceedings ofthe IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Long Beach, CA, USA, 16–20 June 2019; pp. 2069–2078.

[14] He, T.; Soatto, S. Mono3D++: Monocular 3D Vehicle Detection with Two-scale 3D Hypotheses and Task Priors. In Proceedings ofthe AAAI, Honolulu, HI, USA, 27 January–1 February 2019; Volume 33, pp. 8409–8416

[15] Xu, B.; Chen, Z. Multi-level Fusion based 3D Object Detection from Monocular Images. In

Proceedings of the IEEE Conferenceon Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Salt Lake City, UT, USA, 18–22 June 2018; pp. 2345–2353.

[16] Qin, Z.; Wang, J.; Lu, Y. MonoGRNet: A Geometric Reasoning Network for Monocular 3D Object Localization. In Proceedings ofthe AAAI Conference on Artificial Intelligence, Honolulu, HI, USA, 27 January–1 February 2019; Volume 33, pp. 8851–8858.

[17] Wang, Y.; Chao, W.L.; Garg, D.; Hariharan, B.; Campbell, M.; Weinberger, K.Q. Pseudo-LiDAR from Visual Depth Estimation:Bridging the Gap in 3D Oject Detection for Autonomous Driving. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Visionand Pattern Recognition (CVPR), Long Beach, CA, USA, 16–20 June 2019; pp. 8445–8453

[18] Roddick, T.; Kendall, A.; Cipolla, R. Orthographic Feature Transform for Monocular 3D Object Detection. In Proceedings of theBritish Machine Vision Conference (BMVC), Cardiff, UK, 9–12 September 2019, pp. 1–13.

[19] Do, T.T.; Cai, M.; Pham, T.; Reid, I. Deep-6DPose: Recovering 6D Object Pose from a Single RGB Image.arXiv2018,arXiv:1802.10367.

[20] Brazil, G.; Liu, X. M3D-RPN: Monocular 3D Region Proposal Network for Object Detection. In Proceedings of the IEEEInternational Conference on Computer Vision (ICCV), Seoul, Korea, 27 October–2 November 2019; pp. 9287–9296.

[21] Xiang, Y.; Schmidt, T.; Narayanan, V.; Fox, D. PoseCNN: A Convolutional Neural Network for 6D Object Pose Estimation inCluttered Scenes. In Proceedings of the Robotics: Science and Systems (RSS), Pittsburgh, PA, USA, 26–30 June 2018; pp. 1–10,doi:10.15607/RSS.2018.XIV.019.

[22] Tekin, B.; Sinha, S.N.; Fua, P. Real-time Seamless Single Shot 6D Object Pose Prediction. In Proceedings of the IEEE Conferenceon Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Salt Lake City, UT, USA, 18–22 June 2018; pp. 292–301.

[23] Kehl, W.; Manhardt, F.; Tombari, F.; Ilic, S.; Navab, N. SSD-6D: Making Rgb-based 3D Detection and 6D Pose Estimation GreatAgain. In Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), Venice, Italy, 22–29 October 2017;pp. 1521–1529

[24] Chen, B.; Parra, A.; Cao, J.; Li, N.; Chin, T.J. End-to-end Learnable Geometric Vision by Back-propagating PnP Optimization.In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Seattle, WA, USA, 14–19 June 2020;pp. 8100–8109

[25] Y. Xiang et al., "Beyond Pascal: A Benchmark for 3D Object Detection in the Wild," WACV 2014

[26] A. Geiger et al., "Are We Ready for Autonomous Driving? The KITTI Vision Benchmark Suite," CVPR 2012

[27] S. Song et al., "SUN RGB-D: A RGB-D Scene Understanding Benchmark Suite," CVPR 2015

[28] A. X. Chang et al., "ShapeNet: An Information-rich 3D Model Repository," arXiv 2015, arXiv:1512.03012.

[29] X. Sun et al., "Pix3D: Dataset and Methods for Single-Image 3D Shape Modeling," CVPR 2018

[30] Y. Xiang et al., "ObjectNet3D: A Large scale Database for 3D Object Recognition," ECCV 2016

[31] J. Tremblay et al, "Falling Things: A Synthetic Dataset for 3D Object Detection and Pose Estimation," CVPRW 2018

[32] Z. Li. Et at., "MegaDepth: Learning Single-View Depth Prediction from Internet Photos," CVPR 2018

[33] S. Hinterstoisser et al., "Model based Training, Detection and Pose Estimation of Texture-less 3D Objects in Heavily Cluttered Scenes," ACCV 2012

[34] T. Hodan et al., BOP Challenge 2020 on 6D Object Localization," ECCV 2020

[35] A. Ahmadyan et al., "Objectron: A Large Scale Dataset of Object-Centric Videos in the Wild with Pose Annotations," CVPR 2021
[36] Y.-W. Chao et al., "DexYCB: A Benchmark for Capturing Hand Grasping of Objects," CVPR 2021
[37] E. Brachmann et al., "Learning 6D Object Pose Estimation using 3D Object Coordinates," ECCV 2014
[38] T. Hodan et al., "T-LESS: An RGB-D Dataset for 6D Pose Estimation of Texture-less Objects," WACV 2017
[39] B. Drost et al., "Introducing MVTec ITODD-A Dataset for 3D Object Recognition in Industry," ICCVW 2017
[40] Y. Xiang et al., "PoseCNN: A Convolutional Neural Network for 6D Object Pose Estimation in Cluttered Scenes," RSS 2018
[41] R. Kaskman et al., "HomebrewedDB: RGB-D Dataset for 6D Pose Estimation of 3D Objects," ICCVW 2019
[42] C. Rennie et al., "A Dataset for Improved RGBD-based Object Detection and Pose Estimation for Warehouse Pick-and-place," RAL 2016
[43] A. Doumanoglou et al., "Recovering 6D Object Pose and Predicting Next-best-view in the Crowd," CVPR 2016
[44] A. Tejani et al, "Latent-class Hough Forests for 3D Object Detection and Pose Estimation," ECCV 2014
[45] T. Hodan et al., "BOP: Benchmark for 6D Object Pose Estimation," ECCV 2018

5. 부록

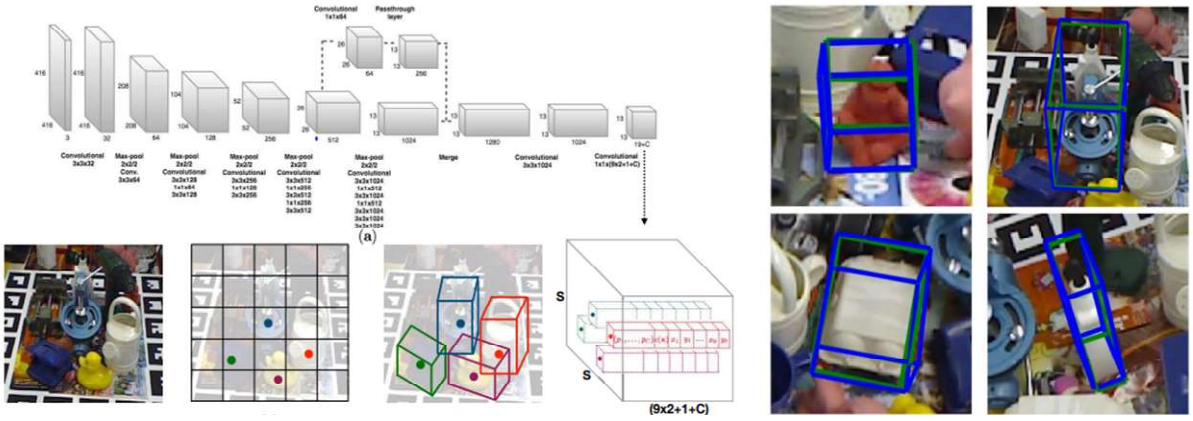
[별첨 1] 유효성 검증 환경 (품질 검증 합의서 p.18)

- 본 과제의 3D 객체 위치/자세 평가를 위해 baseline 인공지능 모델로 "Real-Time Seamless Single Shot 6D Object Pose Prediction (CVPR2018)"을 선정함.
- 실시간 객체 자세 추정을 YOLO와 유사한 구조로 제시하였음. 3D 객체 자세 추정 분야의 검증된 baseline 모델로 널리 인용되고, 최상위 학회에서의 후속 연구 역시 활발함.
- 인공지능 유효성 검증 환경 및 학습조건은 다음과 같음.

유효성 검증 항목	
항목명	객체 3D 학습 모델
검증 방법	도커 이미지 또는 현장 점검 (검토중)
목적	객체 3D 위치/자세 추정
지표	- 2D reprojection error 기반 정확도, IoU score 기반 정확도에 따른 3D 위치/자세 정확도(%) - 레퍼런스 모델의 논문에서 설명한 방법과 동일하게 진행 (CVPR18)
측정 산식	- 2D reprojection 오차 계산식: $\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N} \| \| p_{gt,k}^{2D}(R_{gt}, t_{gt}) - p_{pr,k}^{2D}(R_{pr}, t_{gt}) \| \|_2$ 객체 3D 데이터의 바운딩 큐브의 8개의 꼭지점과 중심점이 영상에 투영되는 2D 픽셀 좌표셋 $p_{gt,k=1\ldots9}^{2D}$에 대해 라벨링되면 해당 객체의 6자유도 위치/자세 정보인 R_{gt}, t_{gt} 가 계산된다. 학습 후 예측되는 $p_{pr,k=1\ldots9}^{2D}$로부터 추정되는 R_{pr}, t_{pr}의 정확도 유효성은 $p_{gt,k=1\ldots9}^{2D}(R_{gt}, t_{gt})$와 $p_{pr,k=1\ldots9}^{2D}(R_{pr}, t_{pr})$의 L2 norm 평균이 20 pixels 안에 들어오는지 여부로 판단할 수 있다. - intersection over union (IoU) 오차 계산식: $\frac{A_{gt} \cap A_{pr}}{A_{gt} \cup A_{pr}}$ 객체 3D 데이터가 영상에 투영된 segmentation 마스크, A_{gt}를 라벨링한다. 테스트 영상에서는 학습한 모델을 통해 추정된 R_{pr}, t_{pr}로 객체 3D 모델을 투영한 예측 영역과 라벨링 된 영역이 잘 일치하는지 여부로 유효성을 판단할 수 있다. 레퍼런스 논문에서는 예측 영역과 라벨링 된 영역의 교집합과 합집합 비율이 50% 이상이 되어야 참값으로 판단하였다.
도커 이미지	objectID/valid.tar (검토중)
실행 파일명	objectID/valid.py
유효성 검증 환경	
CPU	Intel(R) Xenon(R) Gold 6226R CPU @2.90GHz
Memory	Samsung DDR4-3200 32GB
GPU	Nvidia RTX A6000
Storage	SSD 16TB
OS	Ubutu 20.04 or Windows

[별첨 2] 모델 학습 및 검증 조건 (품질 검증 합의서 p.19)

- 수집되는 3D 모델 정보, 3D 큐브, 개체 수준의 세그멘테이션에 대해 유효성 검증.
- 성능 분석은 논문에서 제시한 IoU score와 reprojection erorr에 기반 정확도로 판단. LINEMOD 데이터셋 Hinterstoisser, Stefan et.al. "Model Based Training, Detection and Pose Estimation of Texture-Less 3D Objects in Heavily Cluttered Scenes." ACCV 2012에 대한 재현 성능치를 근거.
- 인공지능 모델 학습 및 검증 조건은 다음과 같음.-



[그림] 객체 3D 데이터 학습의 레퍼런스 모델 및 예상 결과

인공지능 모델 학습 및 검증 조건은 다음과 같다.

유효성 검증 모델 학습 및 검증 조건	
개발 언어	Python 3.6
프레임워크	PyTorch 1.8.0, CUDA 11.1, OpenCV 4.5.3.56, SciPy 1.2.0, Pillow 8.2.2
학습 알고리즘	Real-Time Seamless Single Shot 6D Object Pose Prediction (CVPR18) https://github.com/seongheum-ssu/nia_singleshotpose-->레퍼런스모델
학습 조건	optimizer: SGD, learning rate: 0.001, epochs: 10,000 이상
파일 형식	학습/평가 데이터: .jpg (입력), .txt (자세), .png (영역), .ply (3D 데이터)
전체 구축 데이터 대비 모델에 적용되는 비율	AI모델 사용 이미지 비율 (투명체 수량) - 20만장 이상 (클래스 당 인스턴스 400건으로 이상으로 100% 활용) ※ 유효성 검증은 구축된 데이터 전체를 적용하며, 변경이 필요한 경우 TTA 담당자와 협의한다.
모델 학습 과정별 데이터 분류 및 비율 정보	- Training 비율: 클래스별 인스턴스의 80% - Validation/Test 비율: 클래스별 인스턴스의 20%
제한사항	- 초과로 수집되는 가상/증강 영상을 통해 지표 개선 여부 검토 중. - 대용량 객체의 정면 방향을 정의할 수 있는 카테고리로 제한.

※ 훈련/검증/평가용 데이터셋 및 인공지능 모델은 데이터 구축 수행기관에서 제공한다.

[별첨 3] 유효성 검증 체크리스트 **(품질 검증 합의서 p.20)**

- AI 모델 성능을 2D reprojection error 분석과 IoU score 분석 기반으로 accuracy 확인 및 평가
- 카테고리별 성능을 평균하여, 최종적으로 각각 35%와 45% 이상이 달성되도록 함.
- 품질 지표 및 목표 설정은 다음과 같음.

*** 유효성 품질 지표 정리 (투명 객체)** (품질 검증 합의서 p.23)

품질특성	번호	항목명	측정 지표	정량 목표
유효성	4-1	객체 3D 자세 학습 모델	2D reprojection error 기반 정확도	평균적으로는 투명체: 35% 이상을 목표로 하나 세부 지표는 상세 설명을 참조
지표 및 목표 설정 근거				
■ 품질측정 지표/목표 설정 근거 - Real-Time Seamless Single Shot 6D Object Pose Prediction (CVPR18) 참고 ■ 품질측정 항목 관련 상세 설명 * 투명체: 2D reprojection error 기반 정확도 35% 이상 (투명도에 따른 성능치 차등) ■ 투명도 0~0.25: 20%(2D reprojection error 기반 정확도) ■ 투명도 0.25~0.5: 30%(2D reprojection error 기반 정확도) ■ 투명도 0.5~0.75: 40%(2D reprojection error 기반 정확도) ■ 투명도 0.75~1: 50%(2D reprojection error 기반 정확도) - 2D reprojection 오차 계산식: $\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N} \| \| p_{gt,k}^{2D}(R_{gt}, t_{gt}) - p_{pr,k}^{2D}(R_{pr}, t_{gt}) \| \|_2$ 객체 3D 데이터의 바운딩 큐브의 8개의 꼭지점과 중심점이 영상에 투영되는 2D 픽셀 좌표셋 $p_{gt,k=1\ldots9}^{2D}$에 대해 라벨링되면 해당 객체의 6자유도 위치/자세 정보인 R_{gt}, t_{gt} 가 계산된다. 학습 후 예측되는 $p_{pr,k=1\ldots9}^{2D}$로부터 추정되는 R_{pr}, t_{pr}의 정확도 유효성은 $p_{gt,k=1\ldots9}^{2D}(R_{gt}, t_{gt})$와 $p_{pr,k=1\ldots9}^{2D}(R_{pr}, t_{pr})$의 L2 norm 평균이 10 pixels 안에 들어오는지 여부로 판단할 수 있다.				

품질특성	번호	항목명	측정 지표	정량 목표
유효성	4-2	객체 3D 위치 학습 모델	IoU score 기반 정확도	평균적으로는 투명체: 45% 이상을 목표로 하나 세부 지표는 상세 설명을 참조
지표 및 목표 설정 근거				
■ 품질측정 지표/목표 설정 근거 - Real-Time Seamless Single Shot 6D Object Pose Prediction (CVPR18) 참고 ■ 품질측정 항목 관련 상세 설명 * 투명체: IoU score 기반 정확도 45% 이상 (투명도에 따른 성능치 차등) ■ 투명도 0~0.25: 30%(IoU score 기반 정확도) ■ 투명도 0.25~0.5: 40%(IoU score 기반 정확도) ■ 투명도 0.5~0.75: 50%(IoU score 기반 정확도) ■ 투명도 0.75~1: 60%(IoU score 기반 정확도)				

- intersection over union (IoU) 오차 계산식: $\frac{A_{gt} \cap A_{pr}}{A_{gt} \cup A_{pr}}$

객체 3D 데이터가 영상에 투영된 segmentation 마스크, A_{gt}를 라벨링한다. 테스트 영상에서는 학습한 모델을 통해 추정된 R_{pr}, t_{pr}로 객체 3D 모델을 투영한 예측 영역과 라벨링 된 영역이 잘 일치하는지 여부로 유효성을 판단할 수 있다. 레퍼런스 논문에서는 예측 영역과 라벨링 된 영역의 교집합과 합집합 비율이 50% 이상이 되어야 참값으로 판단하였다.

인공지능 유효성 검증의 체크리스트는 다음과 같다.

*** 체크리스트 내용 정리 (투명 객체)**

<table>
<tr><th colspan="3">체크리스트</th></tr>
<tr><td rowspan="4">1. 로그파일</td><td>시험 환경 로그</td><td>시험 환경 (CPU, GPU, RAM, HDD, OS)</td></tr>
<tr><td rowspan="3">평가 수행 로그</td><td>1) 수행 조건 (학습 조건, 코드 실행 시간 등)
및 실행 명령어 관련 정보 출력</td></tr>
<tr><td>2) 개별 결과값 (카테고리별 위치/자세 추정 정확도)</td></tr>
<tr><td>3) 최종 결과값:
3-1. 투명체: 2D reprojection error 기반 정확도 35% 이상, IoU score 기반 정확도 45% 이상
(투명도에 따른 성능치 차등)
■ 투명도 0~0.25: 30%(IoU score 기반 정확도), 20%(2D reprojection error 기반 정확도)
■ 투명도 0.25~0.5: 40%(IoU score 기반 정확도),30%(2D reprojection error 기반 정확도)
■ 투명도 0.5~0.75: 50%(IoU score 기반 정확도),40%(2D reprojection error 기반 정확도)
■ 투명도 0.75~1: 60%(IoU score 기반 정확도),50%(2D reprojection error 기반 정확도)</td></tr>
<tr><td>4) 최종 결과 계산 시 사용된 값
4-1. 2D reprojection error 기반 정확도: 자세추정 reprojection error가 20 pixels 미만인 경우만 참인 것으로 판단.
4-2. IoU score 기반 정확도: 예측한 자세 (R,t)로 3D 모델을 영상으로
투영하여 해당 객체 영역과 overlap이 50% 이상이어야 함.</td></tr>
<tr><td rowspan="2">2. 테스트셋</td><td colspan="2">1) 모집단의 분포를 따르도록 선정한 유효성 검증에 사용된 random test set.</td></tr>
<tr><td colspan="2">2) 구축 데이터셋에서 클래스별 인스턴스의 10% 이상</td></tr>
</table>

[별첨 4] 도커 환경 배포

- Docker image build 방법을 아래와 같이 정리. 레퍼런스 모델 빌드 예시.

*** 도커 설치법**

1. Install Docker Engine on Ubuntu
https://docs.docker.com/engine/install/ --> server platform 선택하여 필요 버전 설치
- Optional post-installation steps 등 이후 필요 과정 진행

2. Install Docker Compose
https://docs.docker.com/compose/install/ --> OS 선택하여 필요 과정 진행하여 설치

*** 실행 방법**

방법 1. docker build & run

1. build : 필요시 태그명 수정
$source01_build.sh

2. run : build 태그명 수정하였을 경우 최하단 태그명 동일하게 수정 필요
호스트 볼륨 경로 사용자 환경에 맞게 수정 필요, dropbox 다운로드 한 데이터 BG, cfg, data, LINEMOD 저장 폴더 지정
-v/data/ssp/BG:/ssp/BG
-v/data/ssp/cfg:/ssp/cfg
-v/data/ssp/data:/ssp/data
-v/data/ssp/LINEMOD:/ssp/LINEMOD
$source02_run.sh

방법 2. docker-compose

```
# 필요 부분 수정
services:
NIA-SSP :
build:
context:./
dockerfile:./Dockerfile
image :nia-ssp:0.1
runtime:nvidia
container_name :NIA-SSP
volumes:
-/data/ssp/BG:/ssp/BG
-/data/ssp/cfg:/ssp/cfg
-/data/ssp/data:/ssp/data
-/data/ssp/LINEMOD:/ssp/LINEMOD
```

docker build 후 $ source 03_list_gpu.sh 실행하여 gpu 정보 확인 및 테스트 가능.

- Docker image 테스트 예시.

```
 nomad@devBOX-GPU  ~/Git/NIA_SSP  source 02_run.sh
layer     filters    size              input                output
    0 conv     32  3 x 3 / 1   416 x 416 x   3   ->   416 x 416 x  32
    1 max          2 x 2 / 2   416 x 416 x  32   ->   208 x 208 x  32
    2 conv     64  3 x 3 / 1   208 x 208 x  32   ->   208 x 208 x  64
    3 max          2 x 2 / 2   208 x 208 x  64   ->   104 x 104 x  64
    4 conv    128  3 x 3 / 1   104 x 104 x  64   ->   104 x 104 x 128
    5 conv     64  1 x 1 / 1   104 x 104 x 128   ->   104 x 104 x  64
    6 conv    128  3 x 3 / 1   104 x 104 x  64   ->   104 x 104 x 128
    7 max          2 x 2 / 2   104 x 104 x 128   ->    52 x  52 x 128
    8 conv    256  3 x 3 / 1    52 x  52 x 128   ->    52 x  52 x 256
    9 conv    128  1 x 1 / 1    52 x  52 x 256   ->    52 x  52 x 128
   10 conv    256  3 x 3 / 1    52 x  52 x 128   ->    52 x  52 x 256
   11 max          2 x 2 / 2    52 x  52 x 256   ->    26 x  26 x 256
   12 conv    512  3 x 3 / 1    26 x  26 x 256   ->    26 x  26 x 512
   13 conv    256  1 x 1 / 1    26 x  26 x 512   ->    26 x  26 x 256
   14 conv    512  3 x 3 / 1    26 x  26 x 256   ->    26 x  26 x 512
   15 conv    256  1 x 1 / 1    26 x  26 x 512   ->    26 x  26 x 256
   16 conv    512  3 x 3 / 1    26 x  26 x 256   ->    26 x  26 x 512
   17 max          2 x 2 / 2    26 x  26 x 512   ->    13 x  13 x 512
   18 conv   1024  3 x 3 / 1    13 x  13 x 512   ->    13 x  13 x1024
   19 conv    512  1 x 1 / 1    13 x  13 x1024   ->    13 x  13 x 512
   20 conv   1024  3 x 3 / 1    13 x  13 x 512   ->    13 x  13 x1024
   21 conv    512  1 x 1 / 1    13 x  13 x1024   ->    13 x  13 x 512
   22 conv   1024  3 x 3 / 1    13 x  13 x 512   ->    13 x  13 x1024
   23 conv   1024  3 x 3 / 1    13 x  13 x1024   ->    13 x  13 x1024
   24 conv   1024  3 x 3 / 1    13 x  13 x1024   ->    13 x  13 x1024
   25 route  16
   26 conv     64  1 x 1 / 1    26 x  26 x 512   ->    26 x  26 x  64
   27 reorg              / 2    26 x  26 x  64   ->    13 x  13 x 256
   28 route  27 24
   29 conv   1024  3 x 3 / 1    13 x  13 x1280   ->    13 x  13 x1024
   30 conv     20  1 x 1 / 1    13 x  13 x1024   ->    13 x  13 x  20
   31 detection
2021-09-16 11:30:29    Testing ape...
2021-09-16 11:30:29    Number of test samples: 1050
-----------------------------------
  tensor to cuda : 0.000521
    forward pass : 0.005555
get_region_boxes : 0.009625
 prediction time : 0.015702
            eval : 0.003493
-----------------------------------
2021-09-16 11:30:52 Results of ape
2021-09-16 11:30:52    Acc using 5 px 2D Projection = 93.24%
2021-09-16 11:30:52    Acc using 10% threshold - 0.010209801197378918 vx 3D Transformation = 21.81%
2021-09-16 11:30:52    Acc using 5 cm 5 degree metric = 41.81%
2021-09-16 11:30:52    Mean 2D pixel error is 5.299963, Mean vertex error is 0.036064, mean corner error is 3.905215
2021-09-16 11:30:52    Translation error: 0.035785 m, angle error: 6.353973 degree, pixel error:  5.299963 pix
valid.py:114: UserWarning: volatile was removed and now has no effect. Use `with torch.no_grad():` instead.
  data = Variable(data, volatile=True)
/ssp/utils.py:242: UserWarning: Implicit dimension choice for softmax has been deprecated. Change the call to include dim=X as an argument.
  cls_confs = torch.nn.Softmax()(Variable(output[2*num_keypoints+1:2*num_keypoints+1+num_classes].transpose(0,1))).data
```

※ 레퍼런스 AI 모델 자체 검증을 위한 샘플 데이터 테스트 예시