



사람들 사이에서 로봇 살아남기

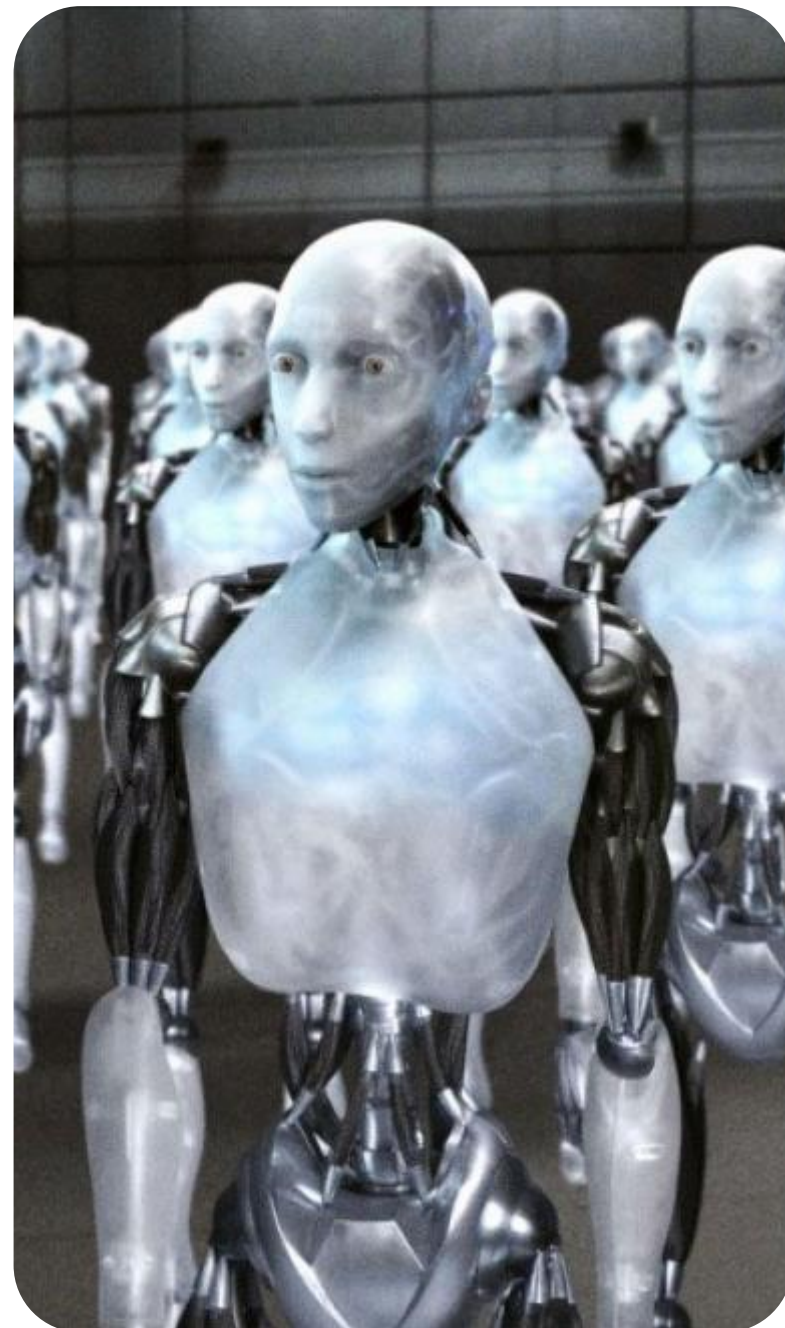
AMBIDEX를 구성하는 기술들

최근준 NAVER LABS

여러분들에게 로봇은?

가깝고도 먼 존재

SF 영화, 소설 속의 로봇 [1]



많이 사용되고 있는 로봇 [2]



우리 주변에서 볼 수 있는 로봇 [3]



[1] Alex Proyas, "I, Robot," 2004

[2] KR 1000 titan, <https://www.kuka.com/en-de/products/robot-systems/industrial-robots/kr-1000-titan>

[3] LG 코드제로 ThinQ 로보킹, <https://www.lge.co.kr/lgekor/product/household-appliances/vacuum/productDetail.do?catelId=6110&prdlId=EPRD.349390#featureBtnsWrap>

Sensing

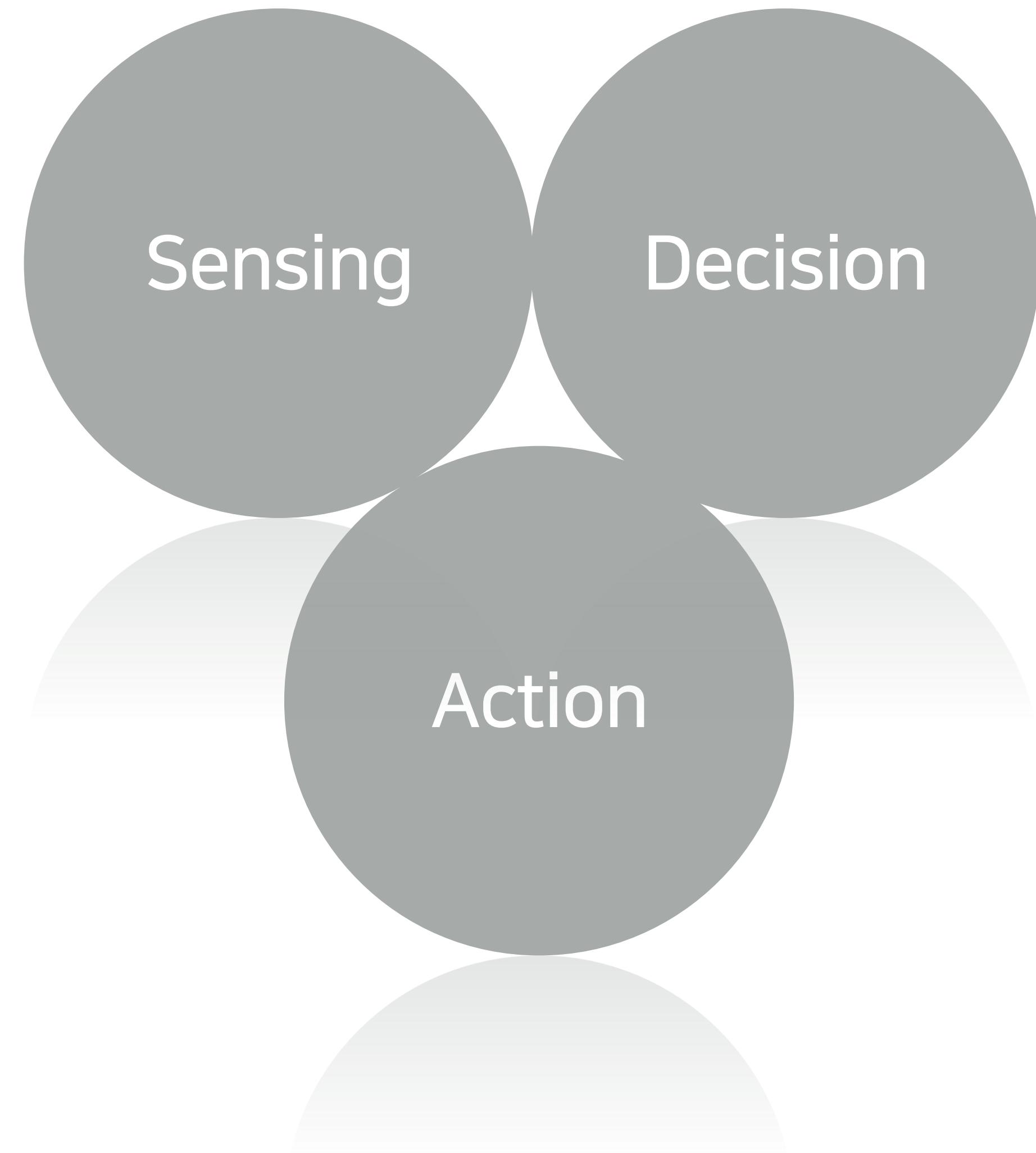
주변 환경으로부터 정보를 얻어오는 과정

Decision

얻어온 정보로부터 어떤 행동을
해야하는지 판단하는 과정

Action

판단 과정에서 결정된 행동을 물리적인
움직임으로 바꾸는 과정



우리가 만들고 싶은 로봇은

일상 생활 공간에서 물리적인 상호작용을 통해 사람들에게 다양한 서비스를 제공

- 일상 생활 공간
- 물리적인 상호작용
- 다양하고 정형화 되어 있지 않은 작업 (다양한 서비스)

Demo: Cup Washing

컵 설거지 데모의 의미

- 궁극적인 목표를 위해 연구하고 있는 기술들을 통합하여 보여줄 수 있는 데모
- 각각의 기술의 발전과 고도화 말고도 통합 과정에서 생기는 이슈를 파악
- 실제 일상 생활 공간에서 있을 법한 시나리오를 통해 개발하는 기술 개발 방향 확인

NAVER
LABS



생존법칙 #1. 살아남기 위해 보다.

- Sensing: Perception -



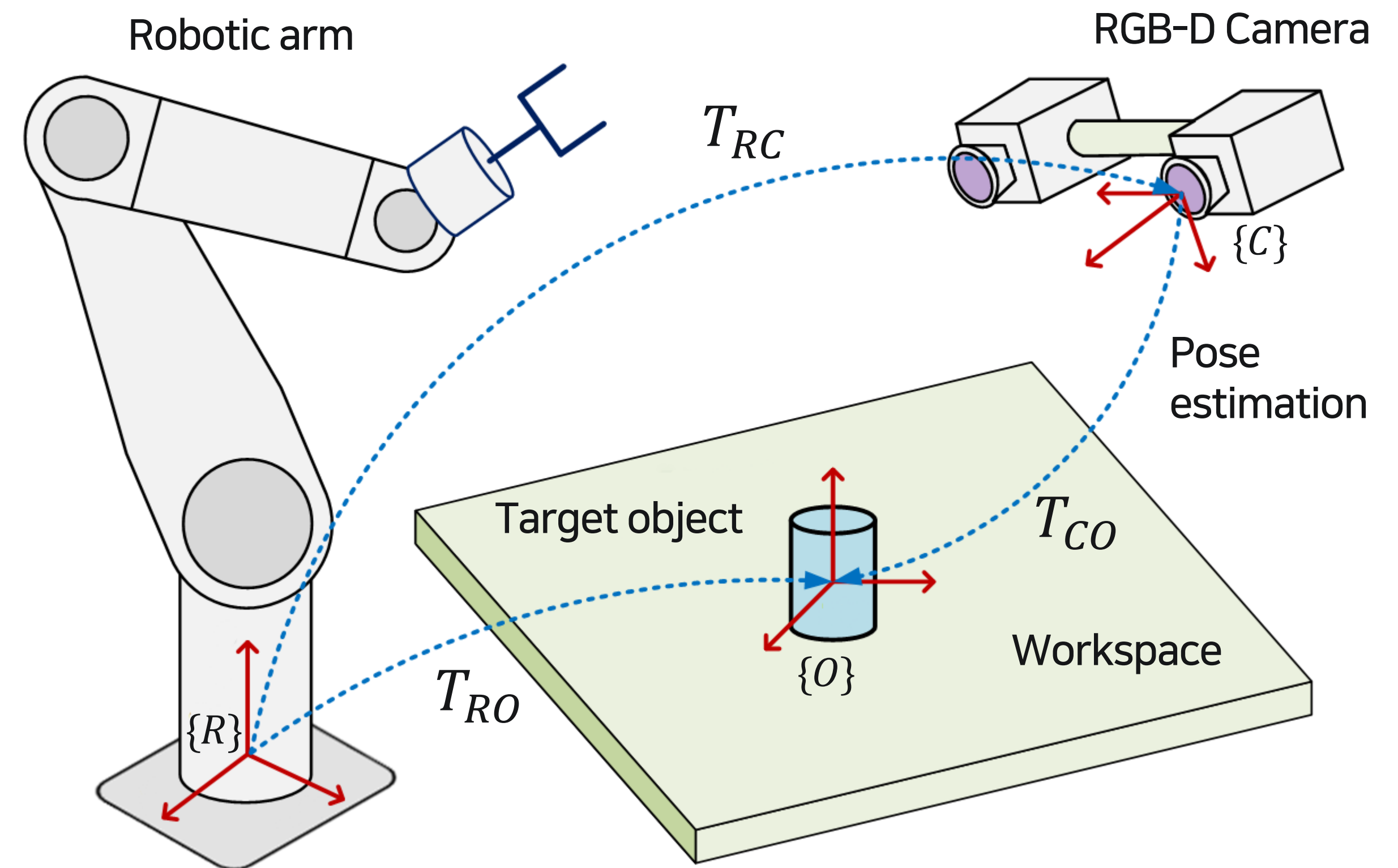
1.1 Object Recognition & Pose Estimation

Object pose estimation 이란?

- 카메라 입력 정보를 이용하여 물체의 위치 추정
- 로봇 좌표계와 물체 좌표계의 위치 관계 파악
- 위치 관계 = position + orientation

왜 어려운가?

- 2D vs 3D
- Real-time application이 가능한 속도 구현
- 로봇과 상호작용에 충분한 정확도 요구

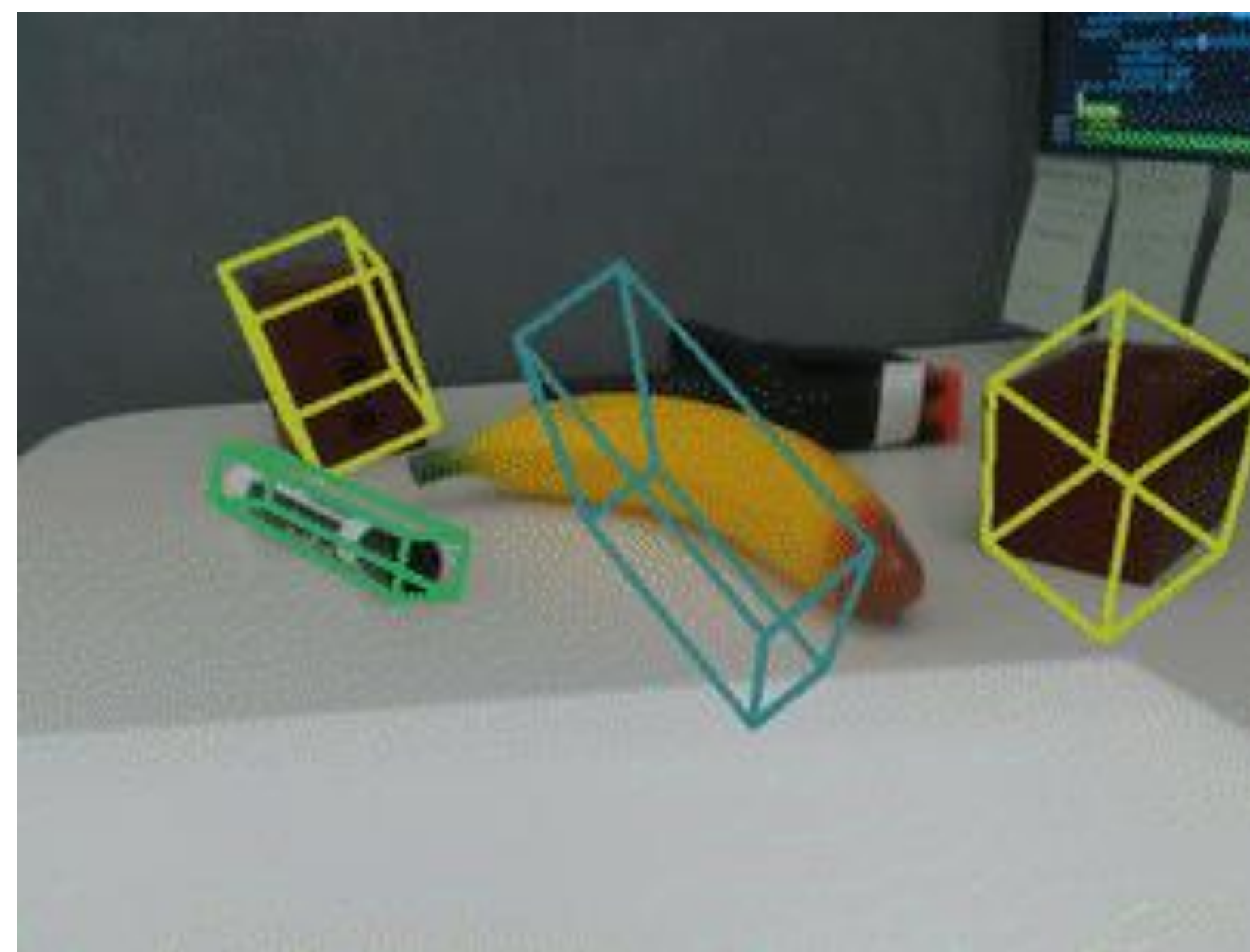


1.2 State-of-the-Art Methods

- 현재 학계에서 연구가 활발히 진행되고 있는 분야
- Deep neural network를 이용한 end-to-end 방식이 주류
- State-of-the-art method 예시:



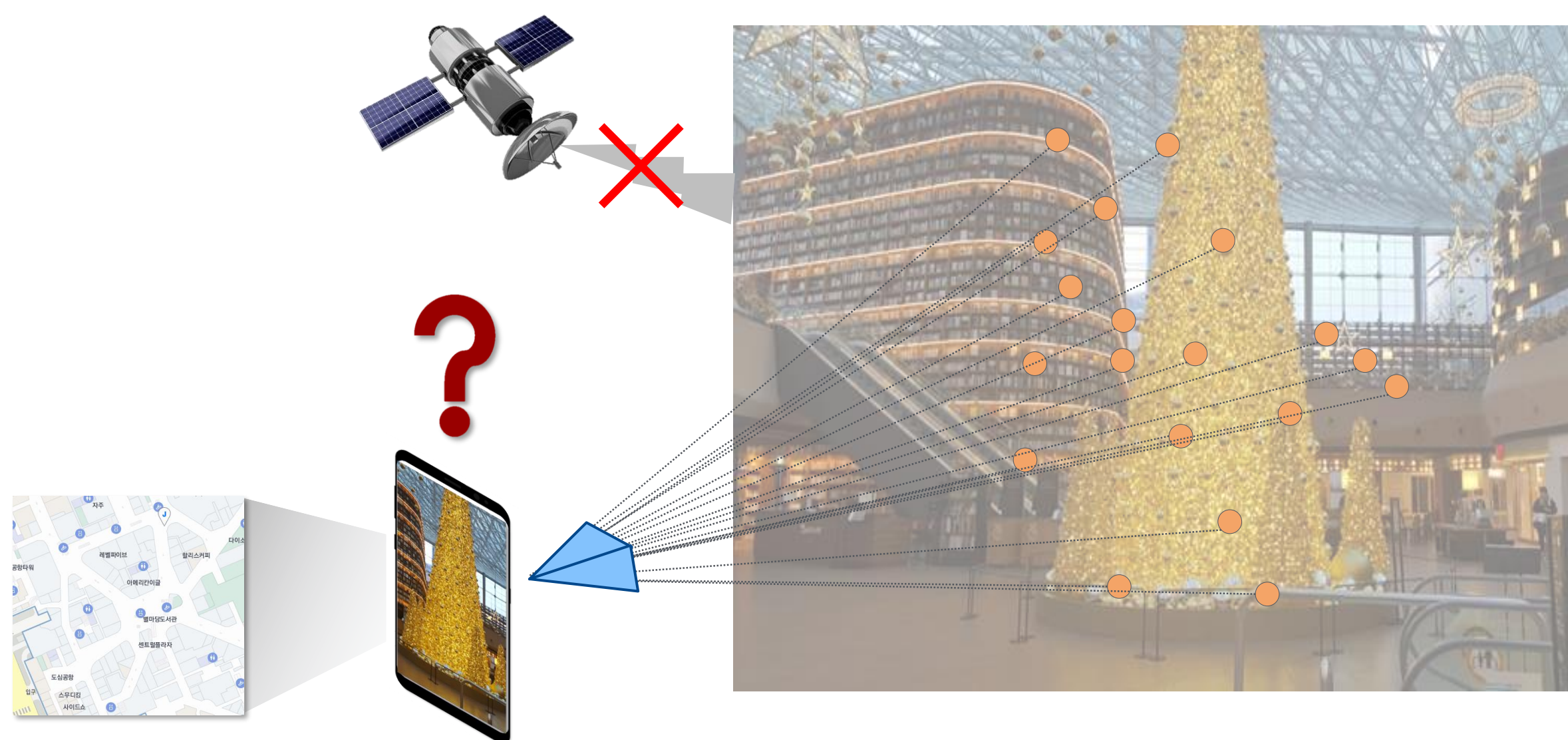
DenseFusion[1] 저자 시연 영상



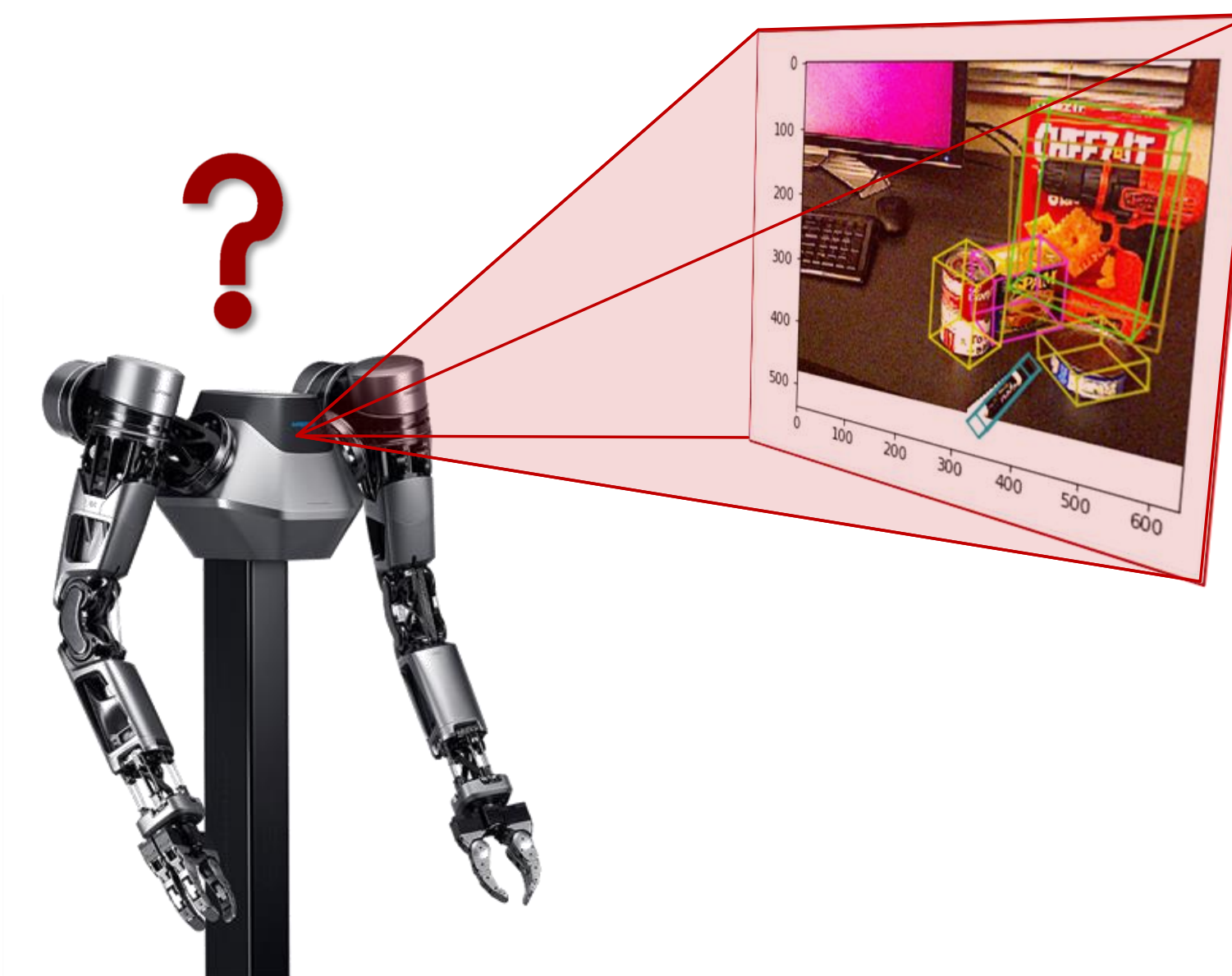
구현 테스트 영상

1.3 Visual Localization과 유사성

Visual Localization

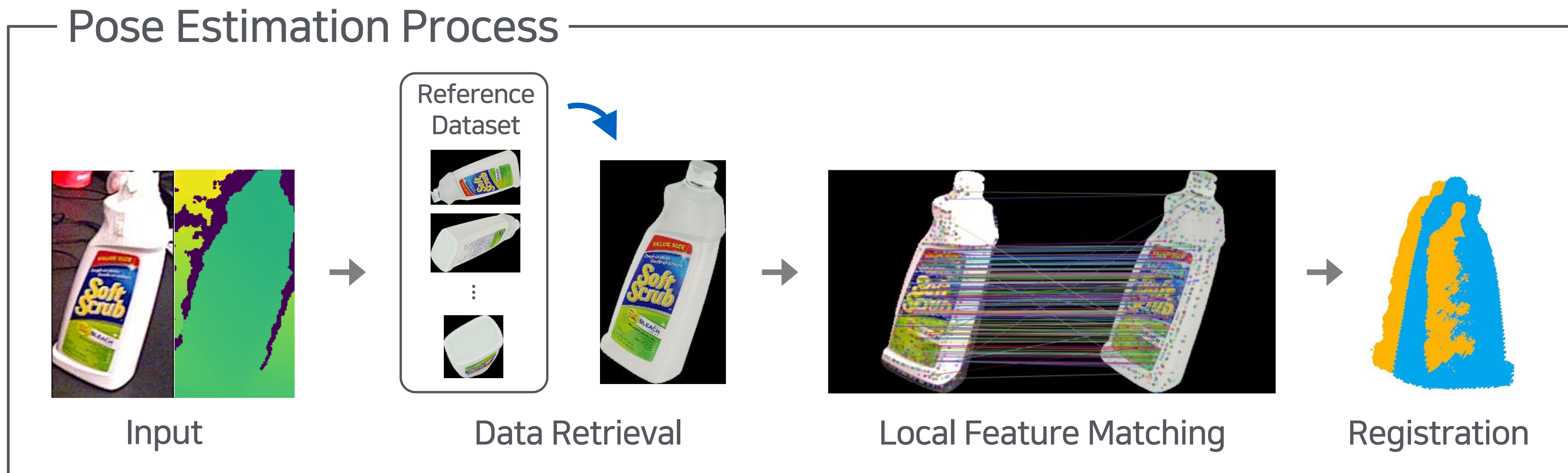


Object Pose Estimation



- Visual localization: camera 좌표계와 world 좌표계의 관계 추정
- Object pose estimation: camera 좌표계와 물체 좌표계의 관계 추정

1.4 Image Retrieval 기반 Pose Estimation



- Orientation 차이를 metric으로 하는 image retrieval
- RGB 이미지 기반 local feature matching
- Matched pairs를 이용한 정합 과정을 통해 6자유도 자세 추정

1.5 Ours: Perception Pipeline

Object 3D Model 생성

- 학습 데이터로 활용
- Pose estimation 시 reference로 활용

Instance Segmentation

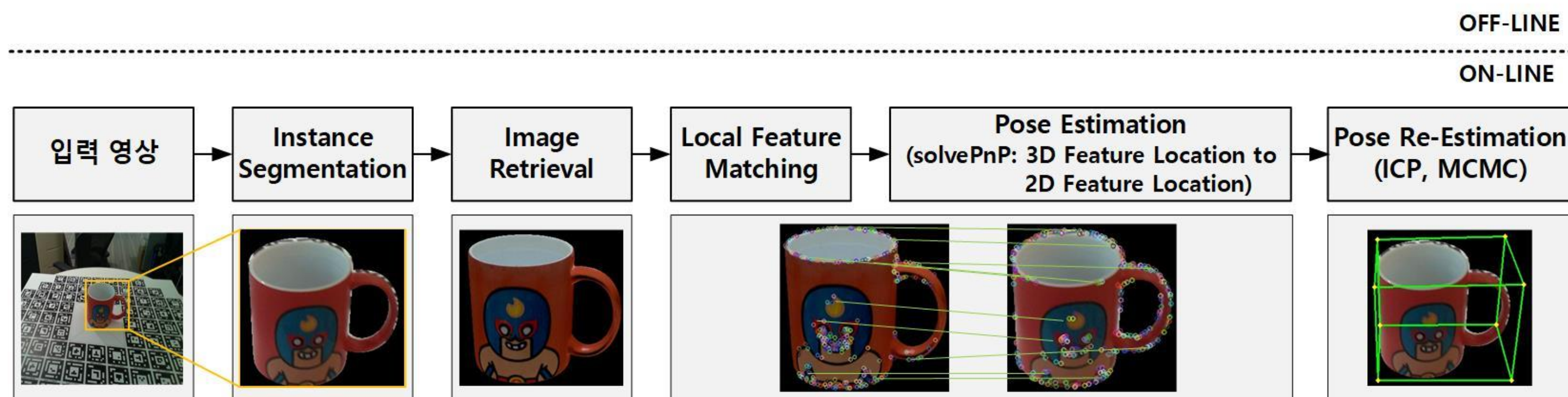
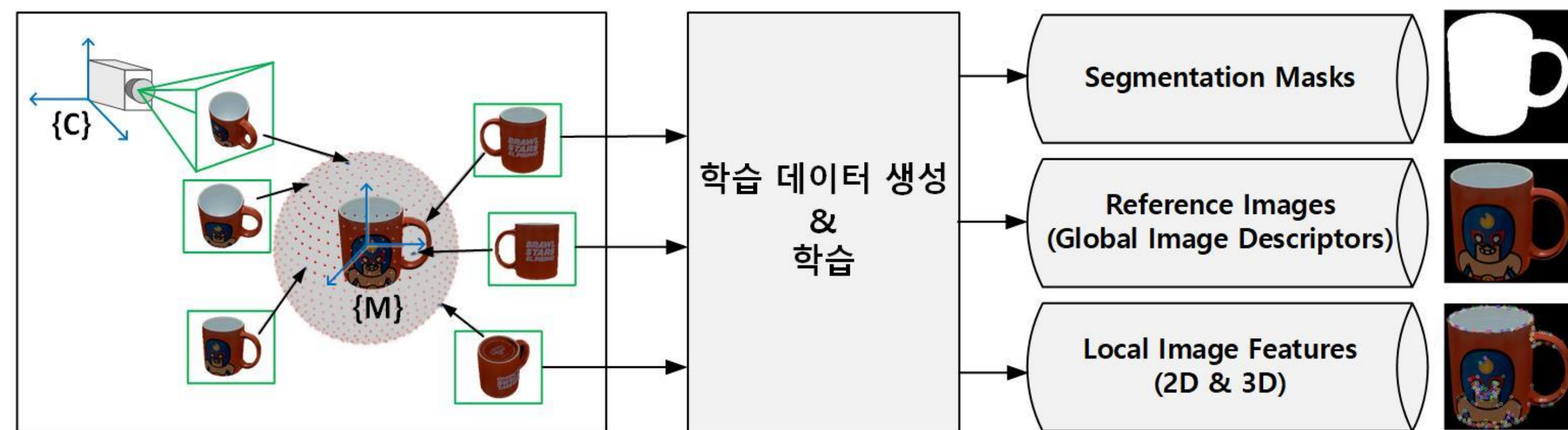
- 물체 검출 및 인식 물체 영역 분할

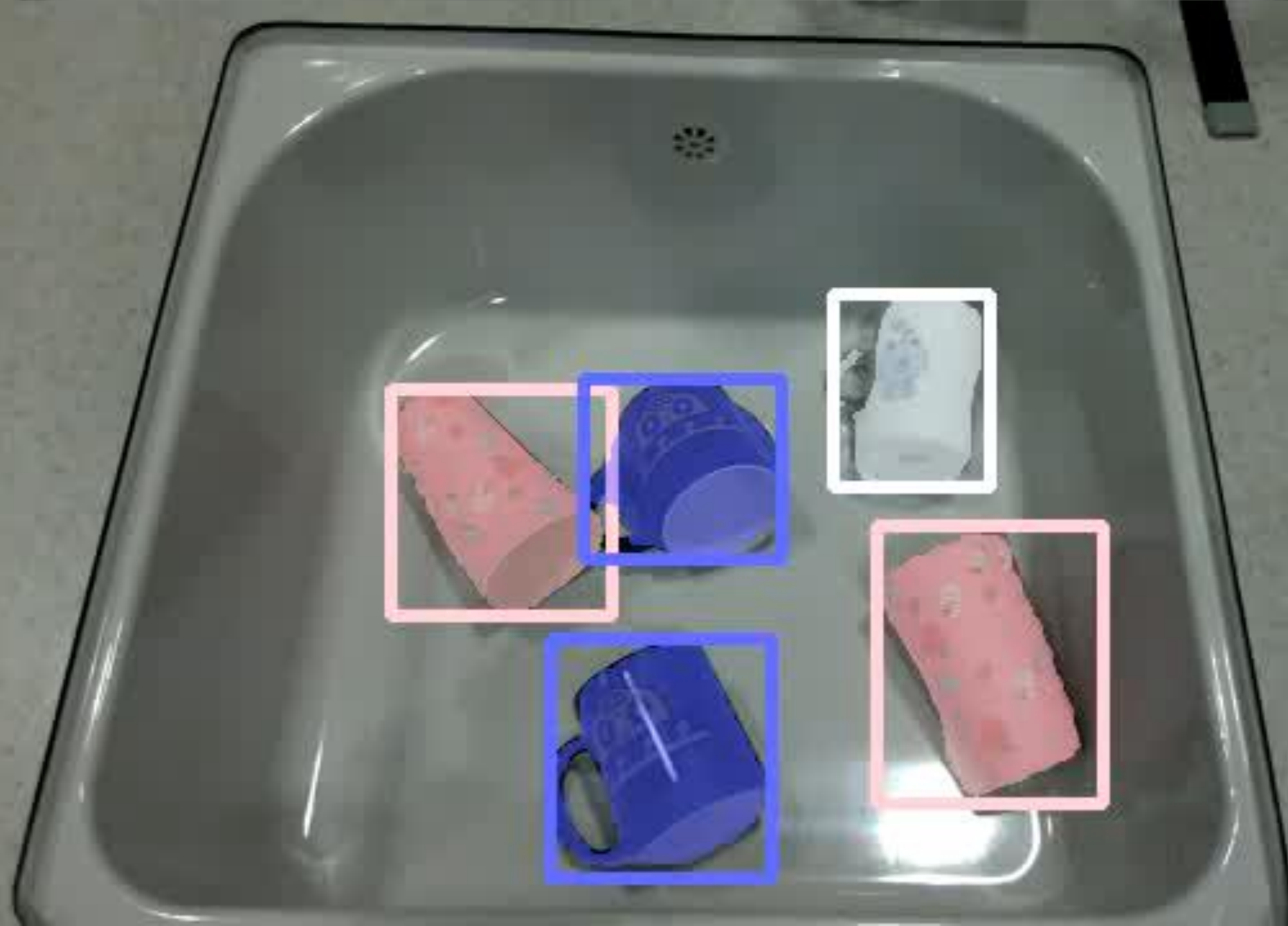
Image Retrieval-based Pose Estimation

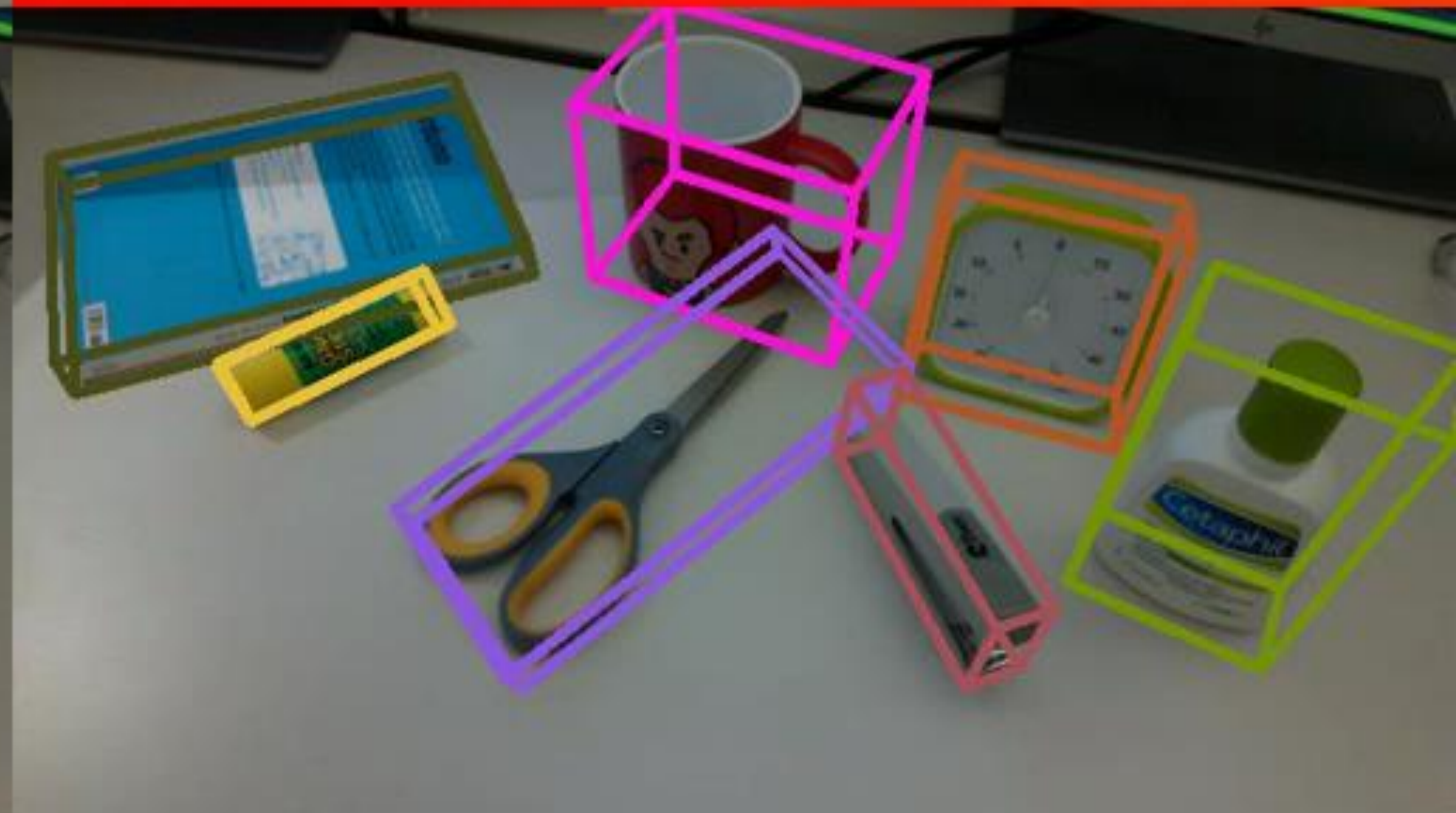
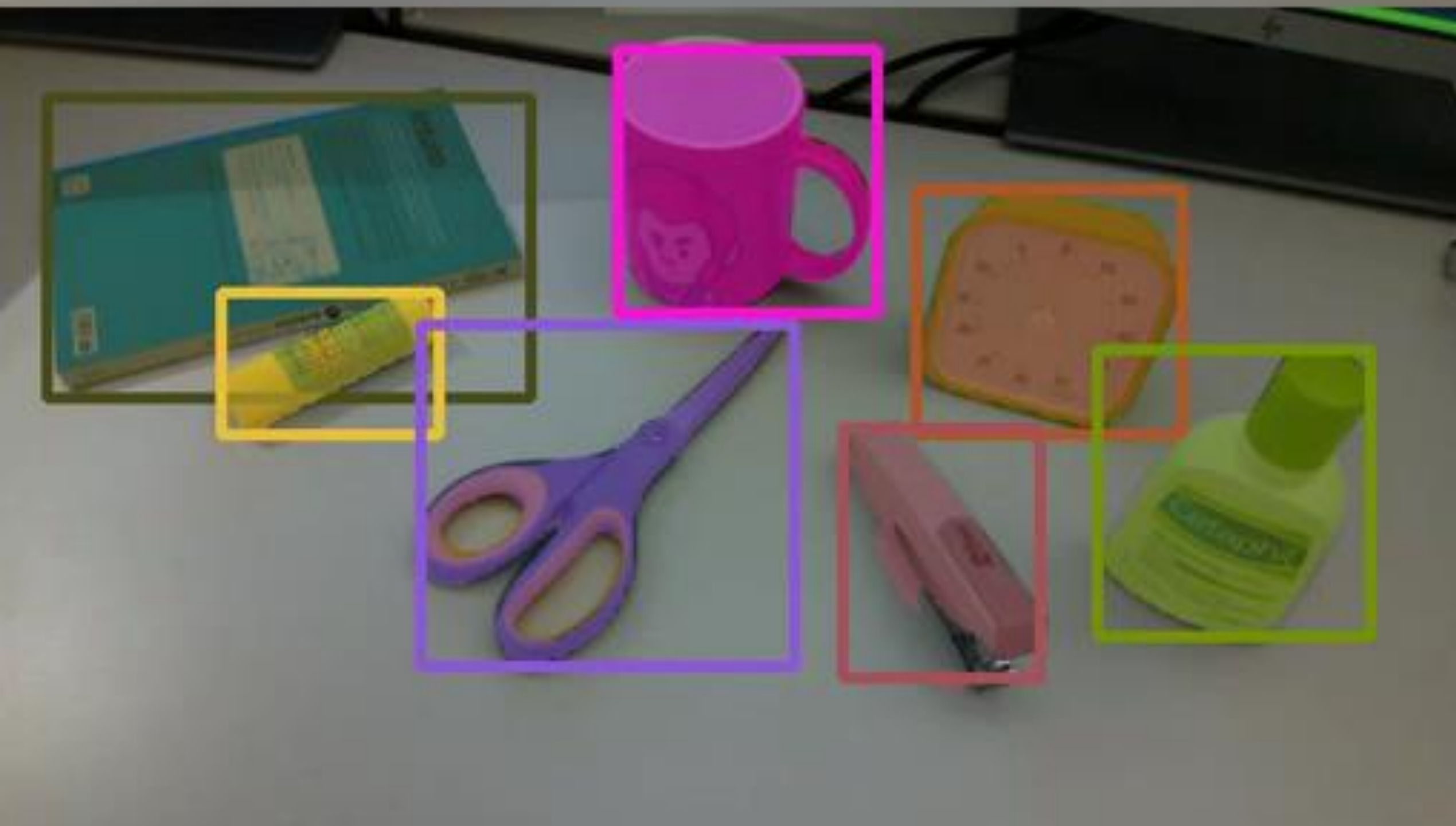
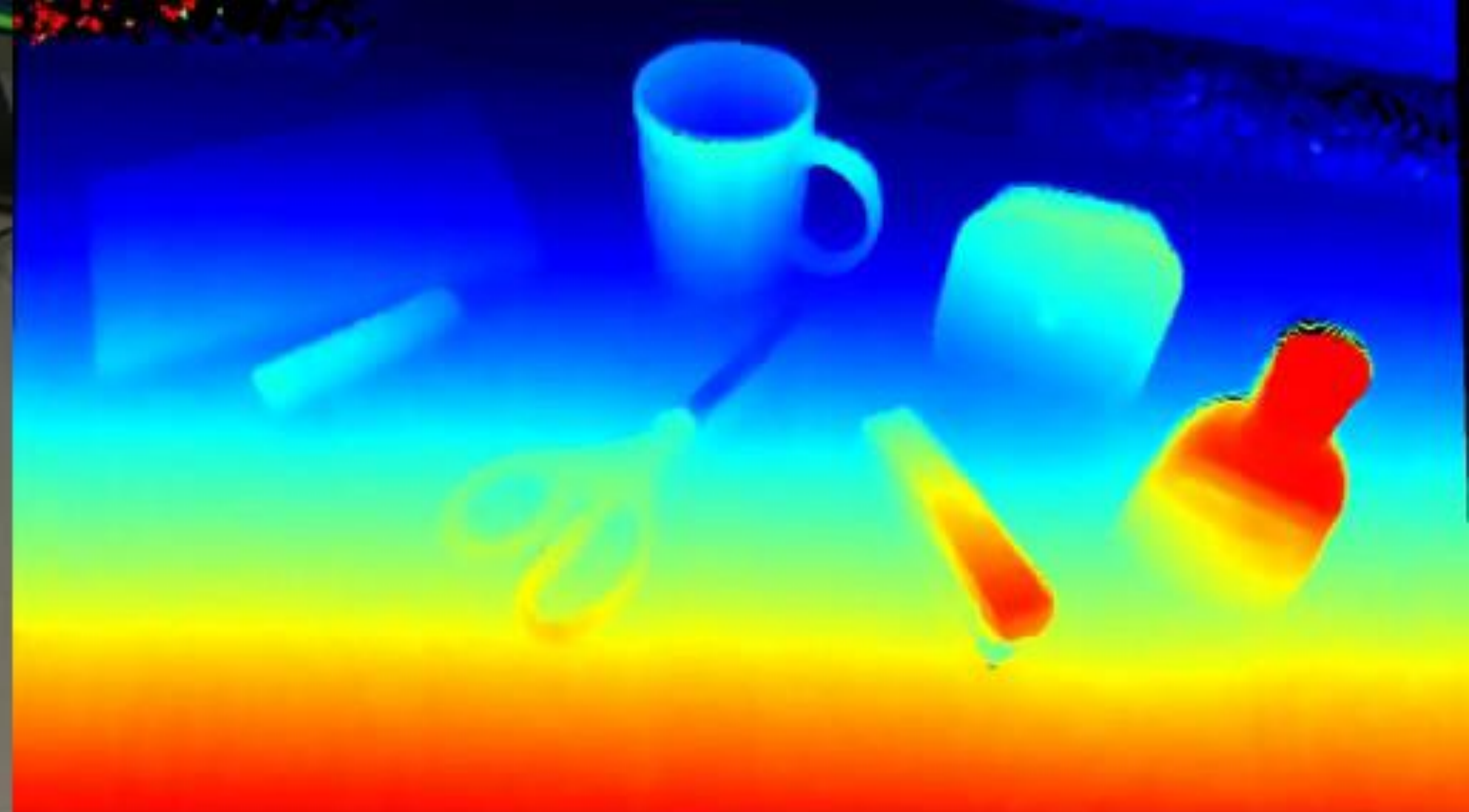
- Reference 중 가장 유사한 image 검출
- Local feature matching 수행
- PnP method 이용하여 pose 측정

Pose Re-estimation

- Grasping 중 마찰이나 미끄러짐으로 인한 자세 흐트러짐 보정







생존법칙 #2. 네 이웃을 사랑하라

- Action: Physical Safety -

2.1 안전한 로봇?

물리적으로 안전한 로봇을 만들어야 함

- 사람과 공간을 공유
- 물리적 상호작용을 통해 서비스를 제공

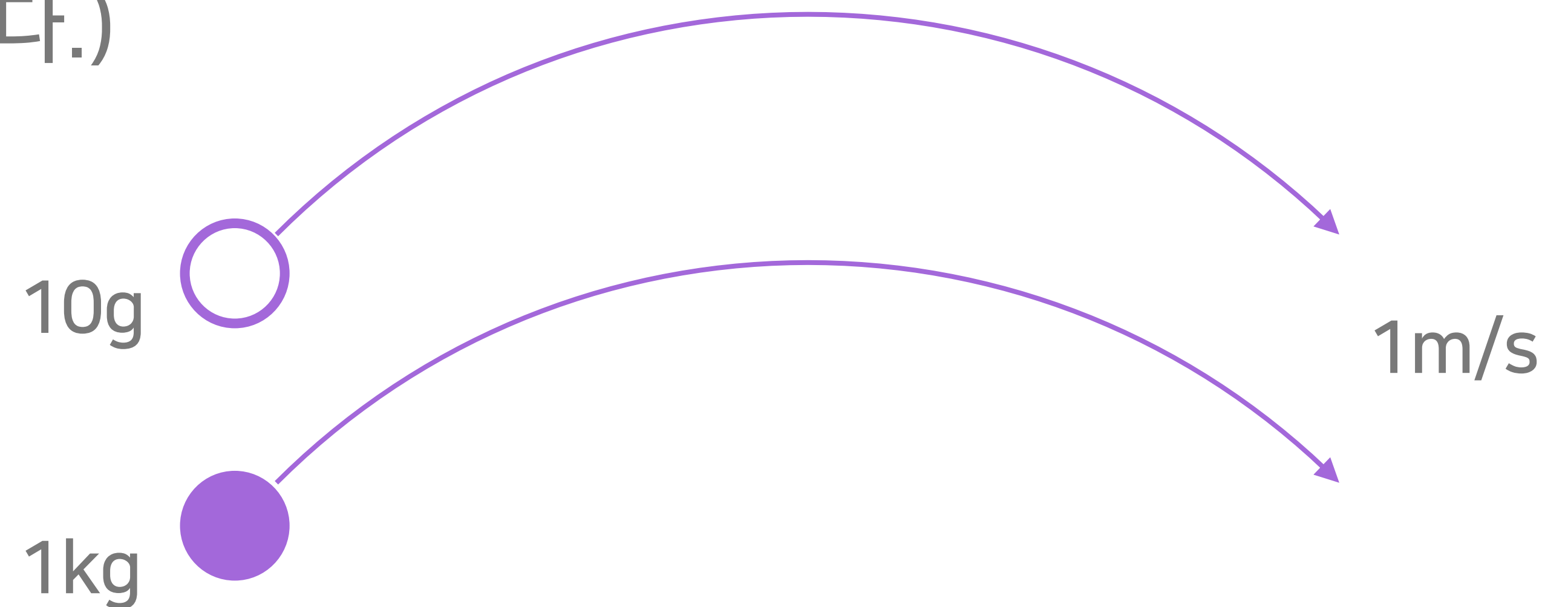
2.2 간단한 상상을 해봅시다.

아래와 같이 두가지 종류의 공이 날라오고 있습니다. 둘 중에 어떤 공에 맞았을 때 덜 아플까요?

- 공 A: 10g, 1m/s

- 공 B: 1kg, 1m/s

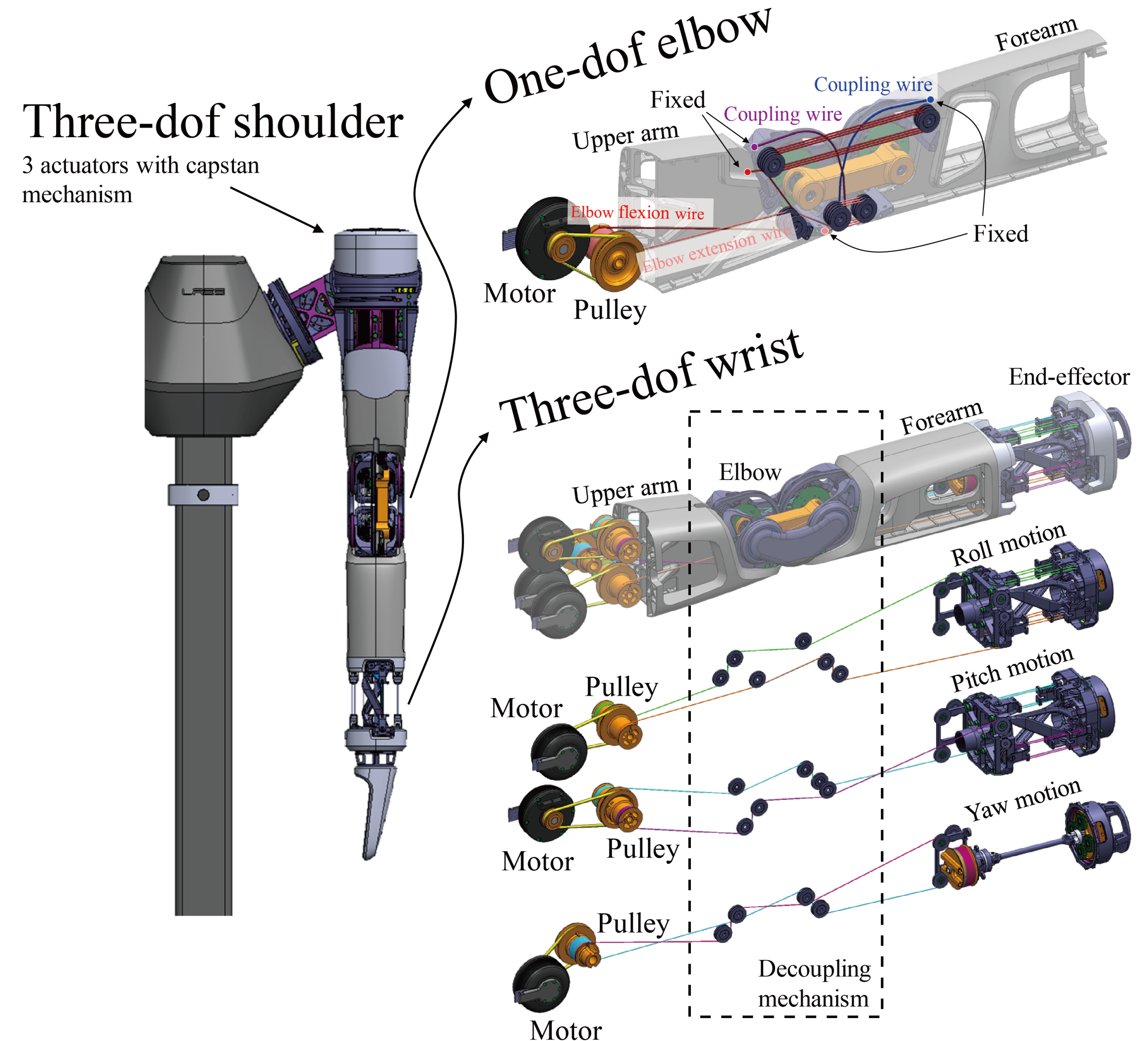
(나머지 조건은 모두 같다고 가정합니다.)



2.3 안전하면서도 높은 성능을 갖는 로봇

근본적인 안전성과 높은
제어 성능을 갖기 위한 조건 [1, 2]

- Extremely low inertia
- Extremely low mass
- High stiffness
- High strength
- Efficiency and backdrivability



[1] 김용재 교수님, "생체 이해에 기반한 로봇", DEVIEW 2017

[2] Kim, Yong-Jae. "Anthropomorphic low-inertia high-stiffness manipulator for high-speed safe interaction."

IEEE Transactions on robotics 33.6 (2017): 1358-1374.

2.4 Impedance Control

안전하게 접촉력(contact force)를 제어하기 위한 방법

- Joint space: $\tau_d = K_p(q_d - q) + K_v(\dot{q}_d - \dot{q}) + \tau_{ff}$
- Task space: $\tau_d = J^T \left(K_p(x_d - x) + K_v(\dot{x}_d - \dot{x}) \right) + \tau_{ff}$

Task-space impedance control →



2.4.1 모델링

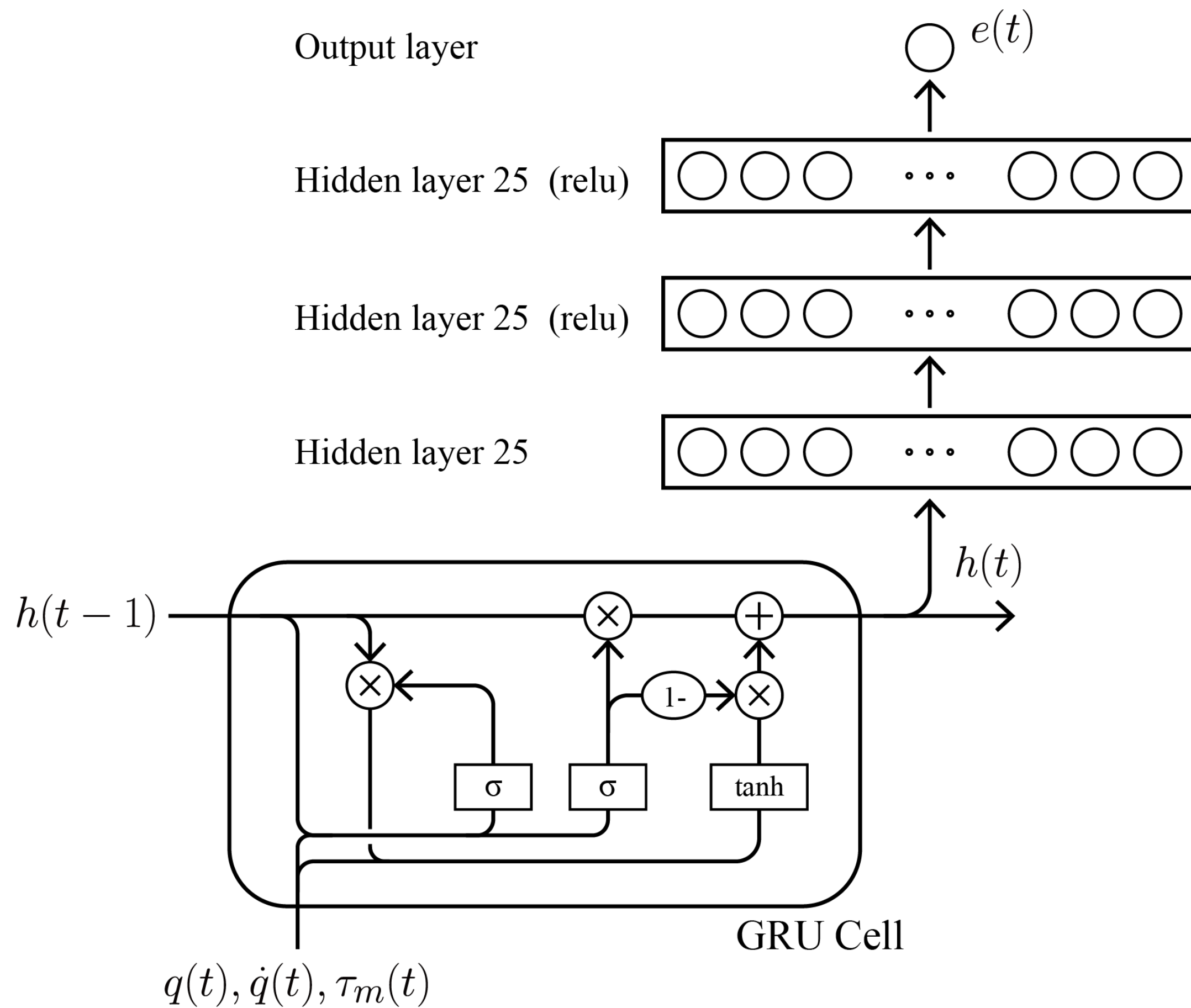
높은 성능의 제어를 하기 위해서 모델 기반 제어를 수행

$$\tau_d = J^T \left(K_p(x_d - x) + K_v(\dot{x}_d - \dot{x}) \right) + \tau_{ff}$$

모델로부터 얻는 값

- 모델이 정확해질수록 성능이 올라감
- 제어의 반응성을 높일 수 있음 (높은 대역폭)

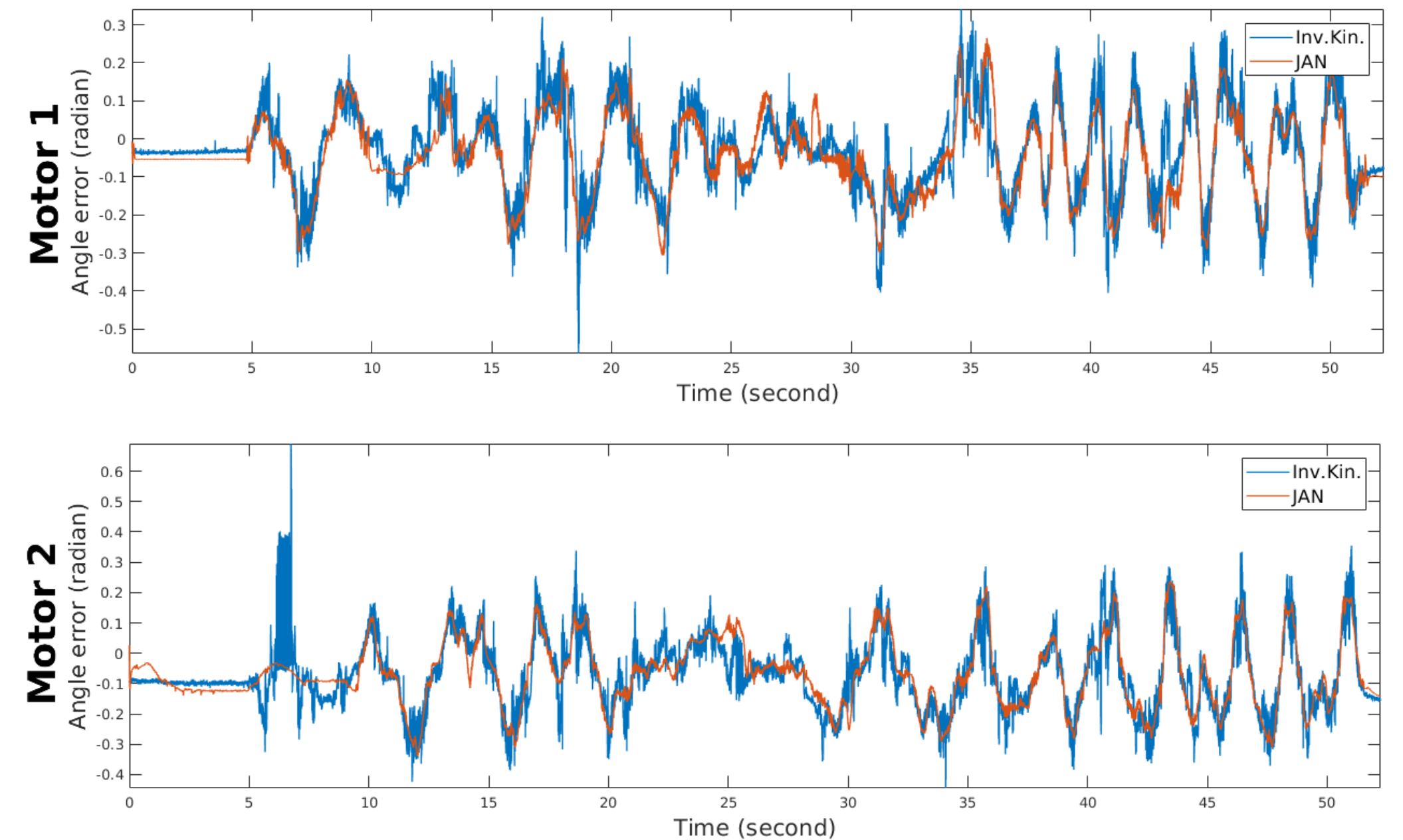
2.4.1 모델링



Cable dynamics를 RNN을 이용해 모델링 ↑

AMBIDEX의 특징

- Cable dynamics



RNN을 이용해 cable dynamics에 의해서 생긴 에러를 모델링 한 결과

2.4.1 모델링

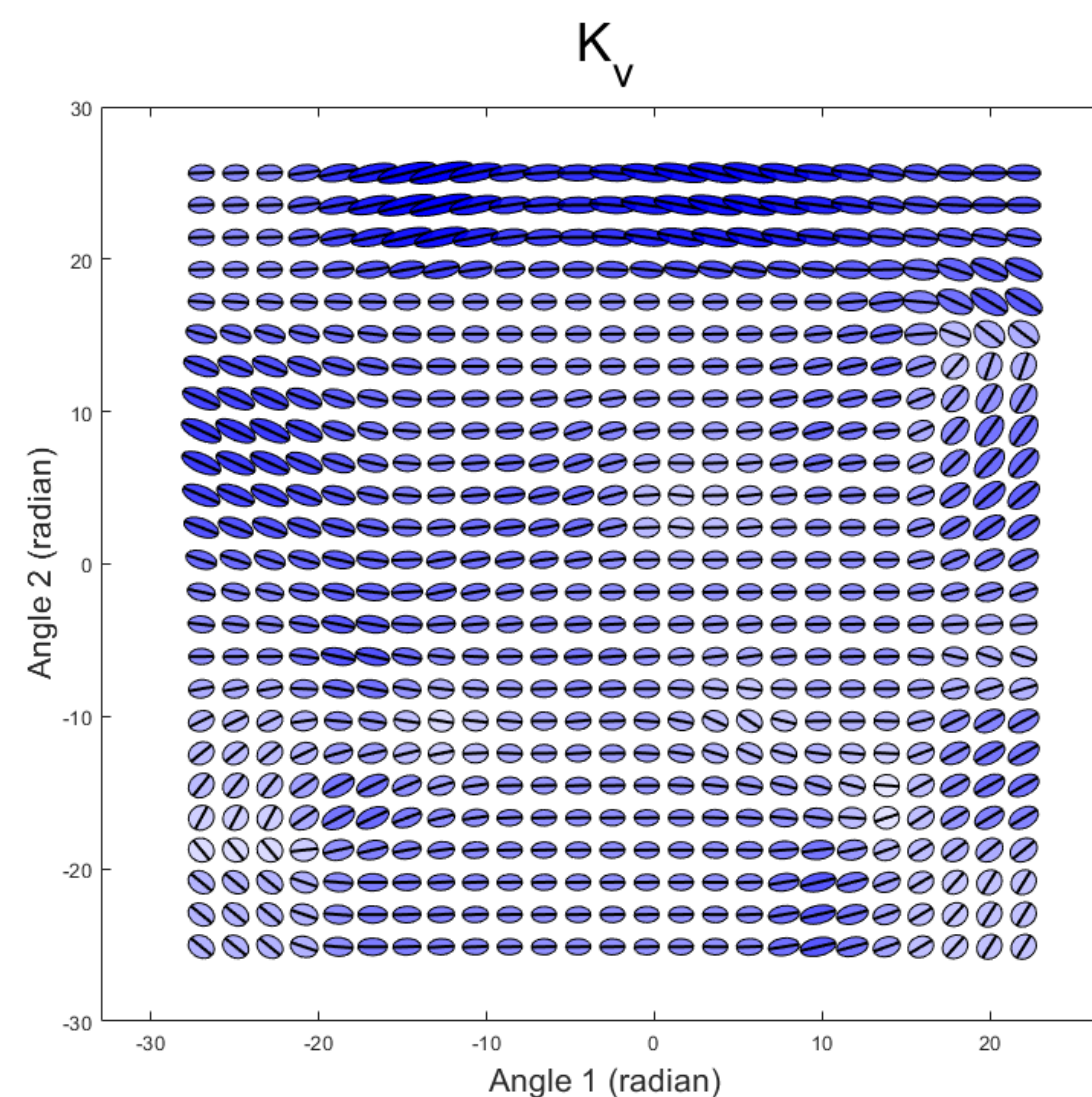
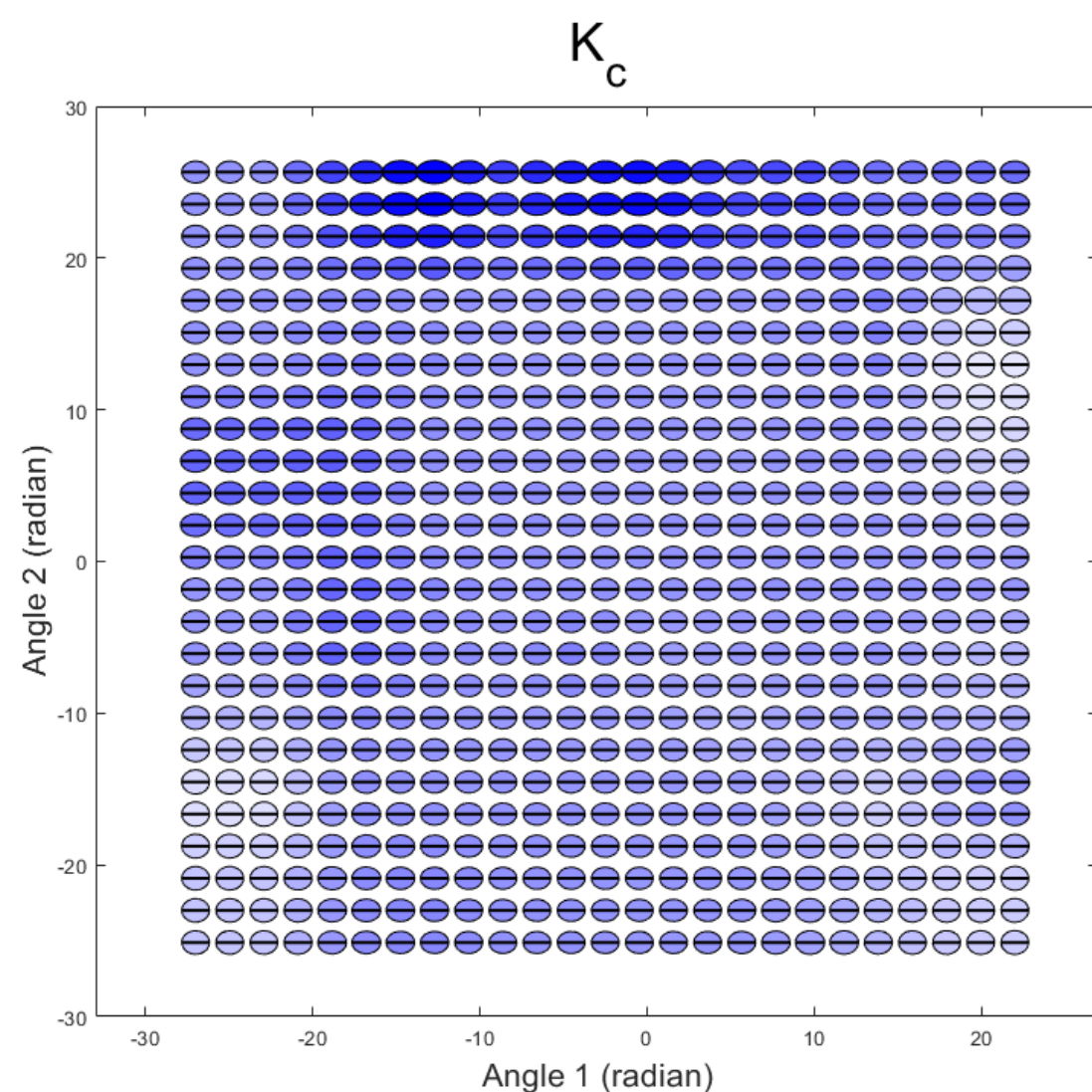
AMBIDEX의 특징

- 로봇이 가볍기 때문에 마찰의 영향을 많이 받음

$$\tau_{fric}(q, \dot{q}) = K_c(q)\text{sign}(\dot{q}) + K_v(q)\text{sign}(\dot{q})$$

positive diagonal matrix

symmetric positive-definite matrix



← 자세에 따라 마찰 계수가 변하도록 마찰을 모델링

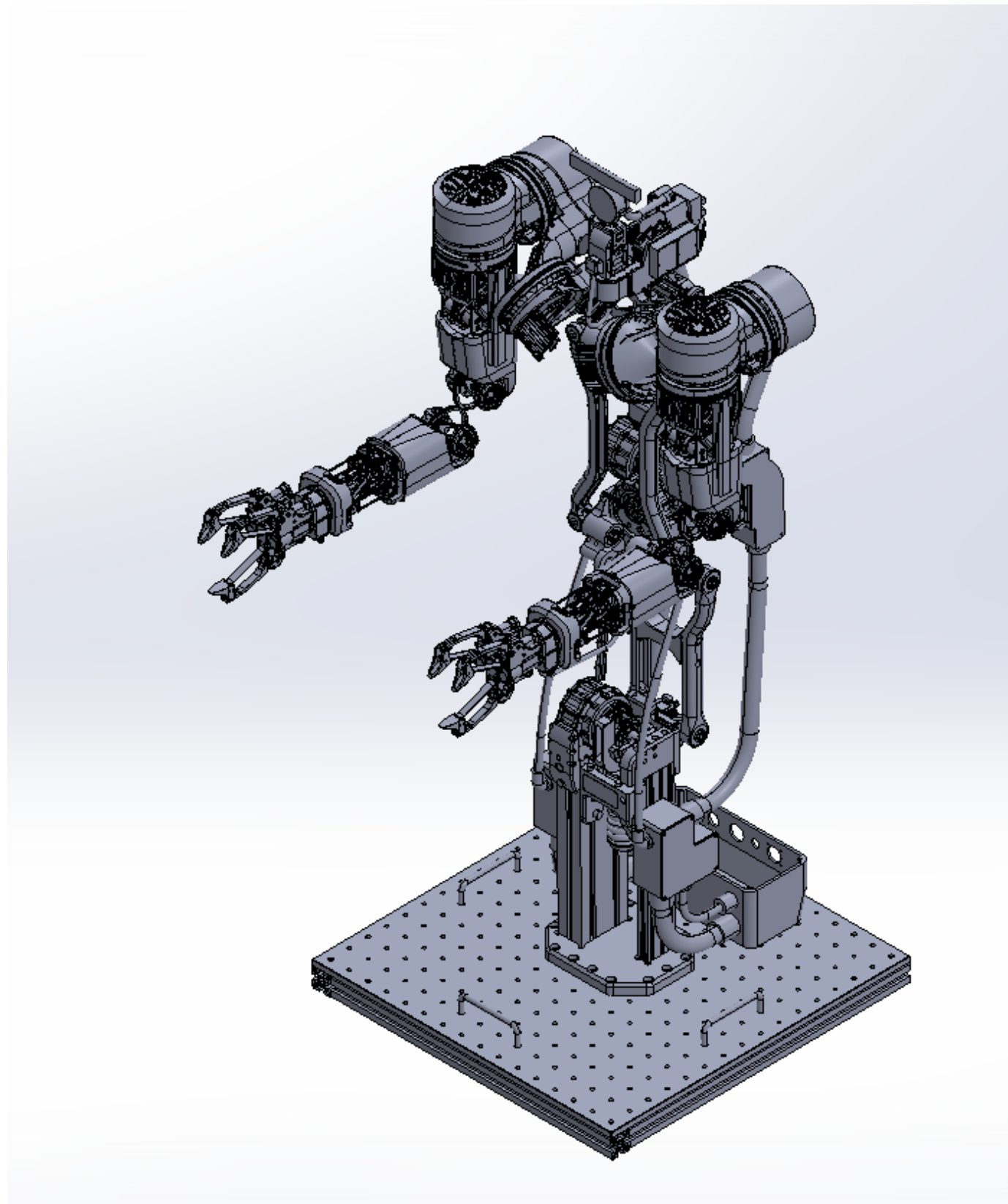
2.4.2 최적 제어

여러 다양한 상황을 고려하기 위하여 최적 제어 알고리즘 사용

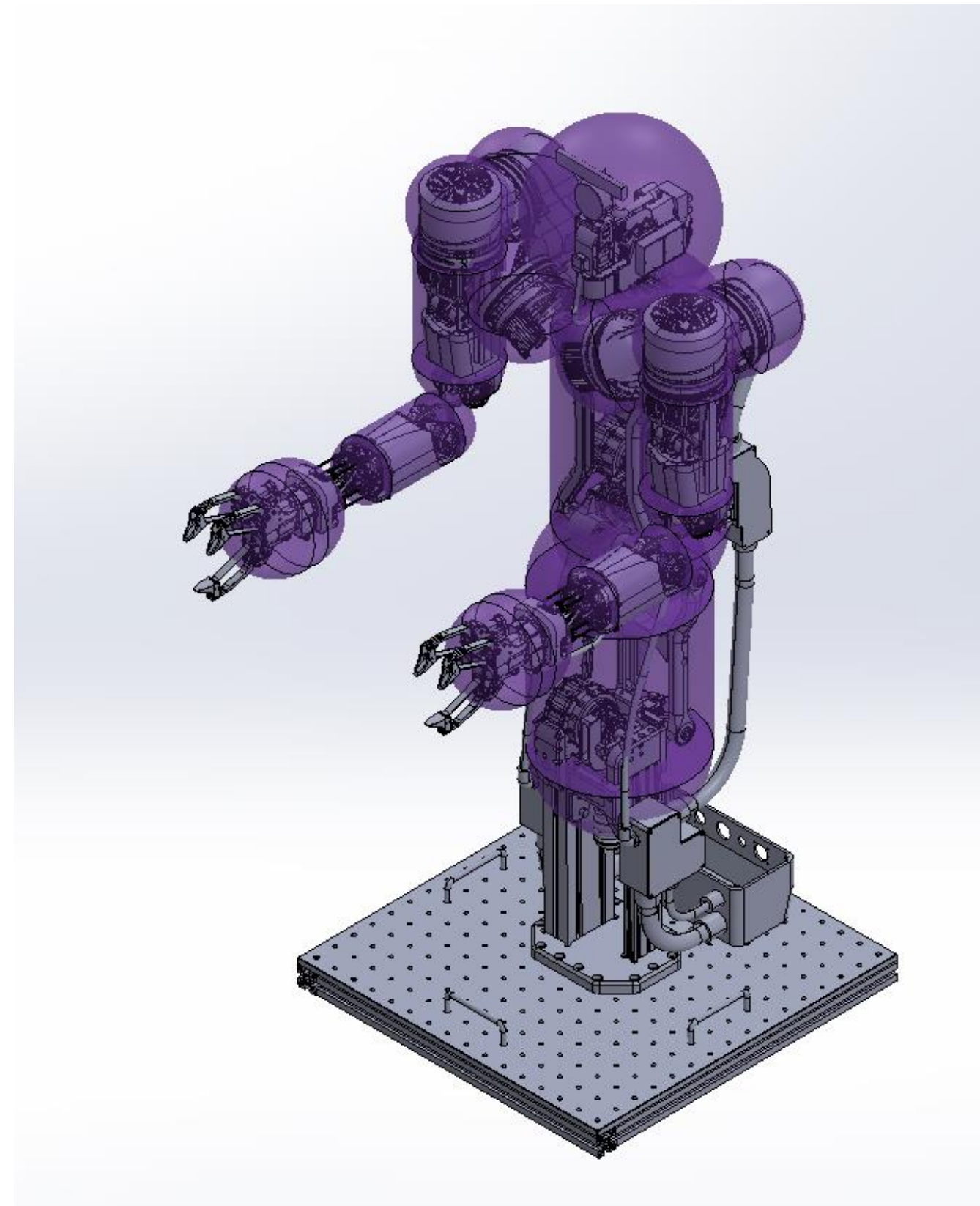
- 관절 각도 제한
- 모터 토크 제한
- 자가 충돌 회피

2.4.2 최적 제어

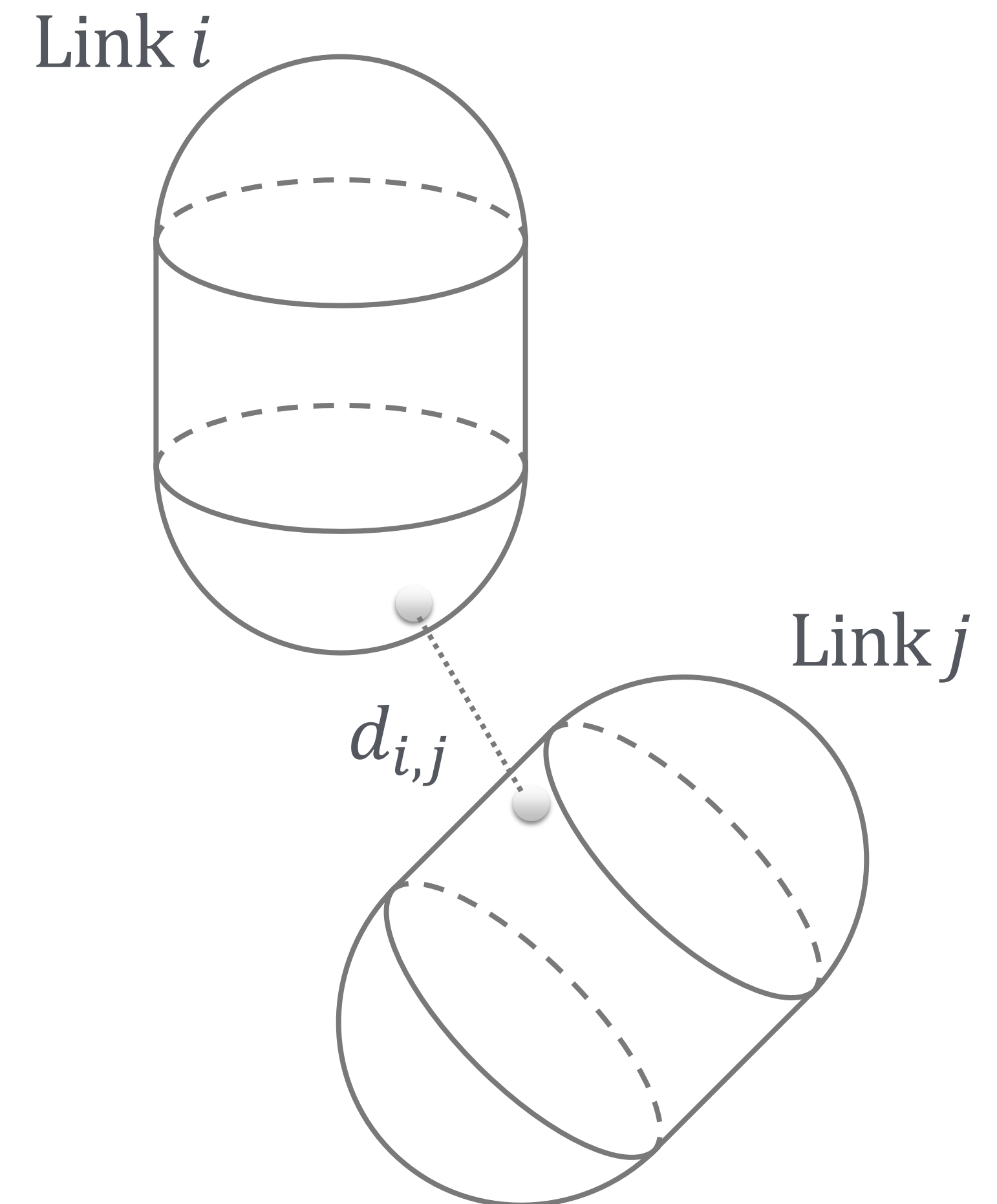
자가 충돌 감지 방법



AMBIDEX



캡슐로 표현한 AMBIDEX 충돌 영역



2.4.2 최적 제어

Quadratic Programming을 이용한 Hierarchical Controller

$$\min_{\tau, \ddot{q}} \|\tau_d - \tau\|^2 \quad \text{Impedance control에서 계산된 값}$$

$$\text{s.t.} \quad \tau = M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q}) + g(q) \quad \text{로봇 다이내믹스}$$

$$k_p(q_{\min} - q) - k_d\dot{q} < \ddot{q} < k_p(q_{\max} - q) - k_d\dot{q} \quad \text{관절 각도 제한}$$

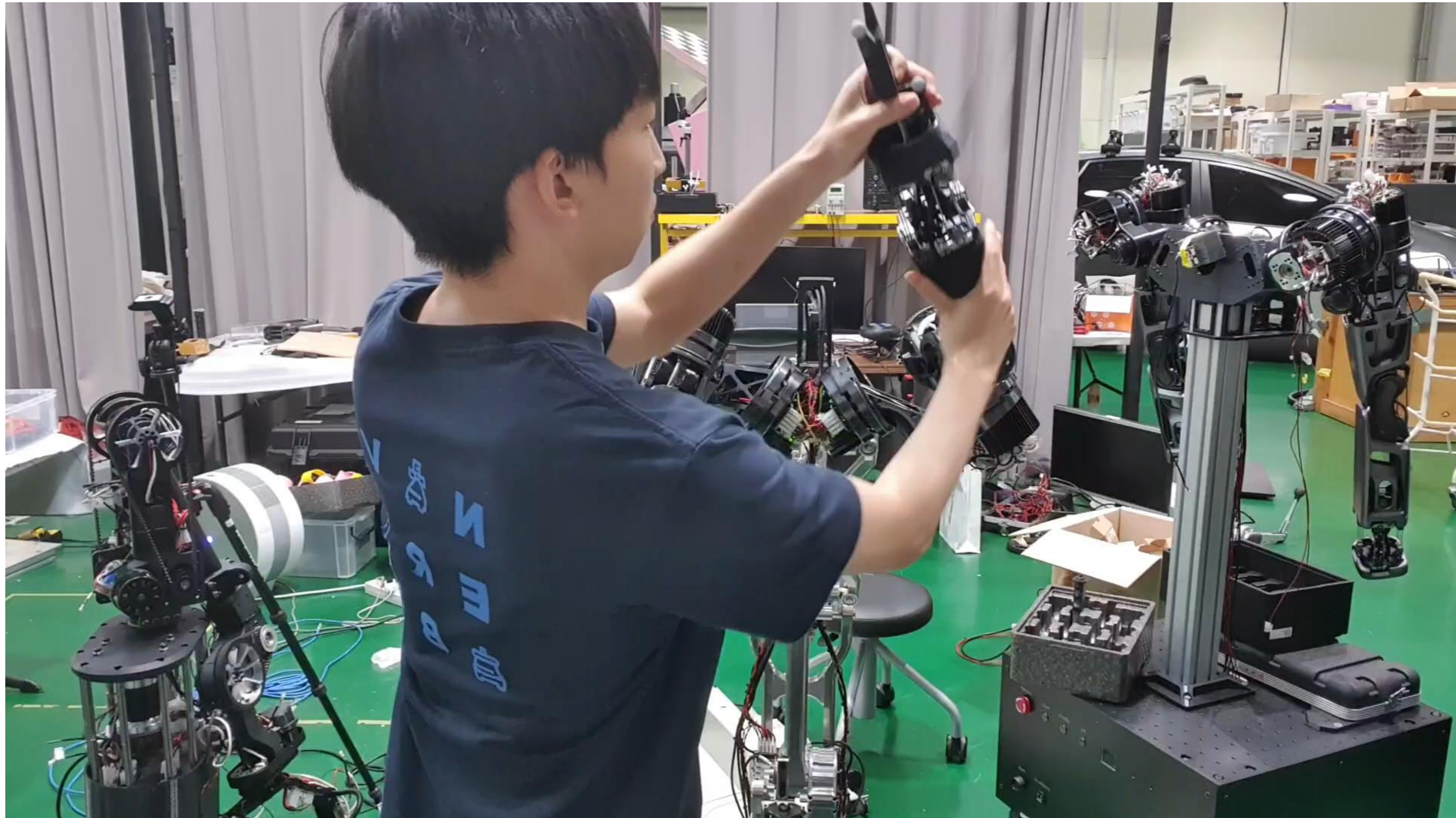
$$\tau_{\min} < \tau < \tau_{\max} \quad \text{모터 토크 제한}$$

자가 충돌 회피

$$k'_p(d_{\min} - d_{i,j}) - k'_d\dot{d}_{i,j} < \ddot{d}_{i,j} < k'_p(d_{\max} - d_{i,j}) - k'_d\dot{d}_{i,j}$$

$d_{i,j}$: 두 링크(i, j)의 거리

2.4.2 최적 제어



생존법칙 #3. 로봇도 자기개발이 필요하다

- Decision: Task Learning -

3.1 Task?

일상 생활에서 수행되어지는 작업의 특징

- 복잡하고 정형화되어 있지 않음
- 힘 정보가 필요함

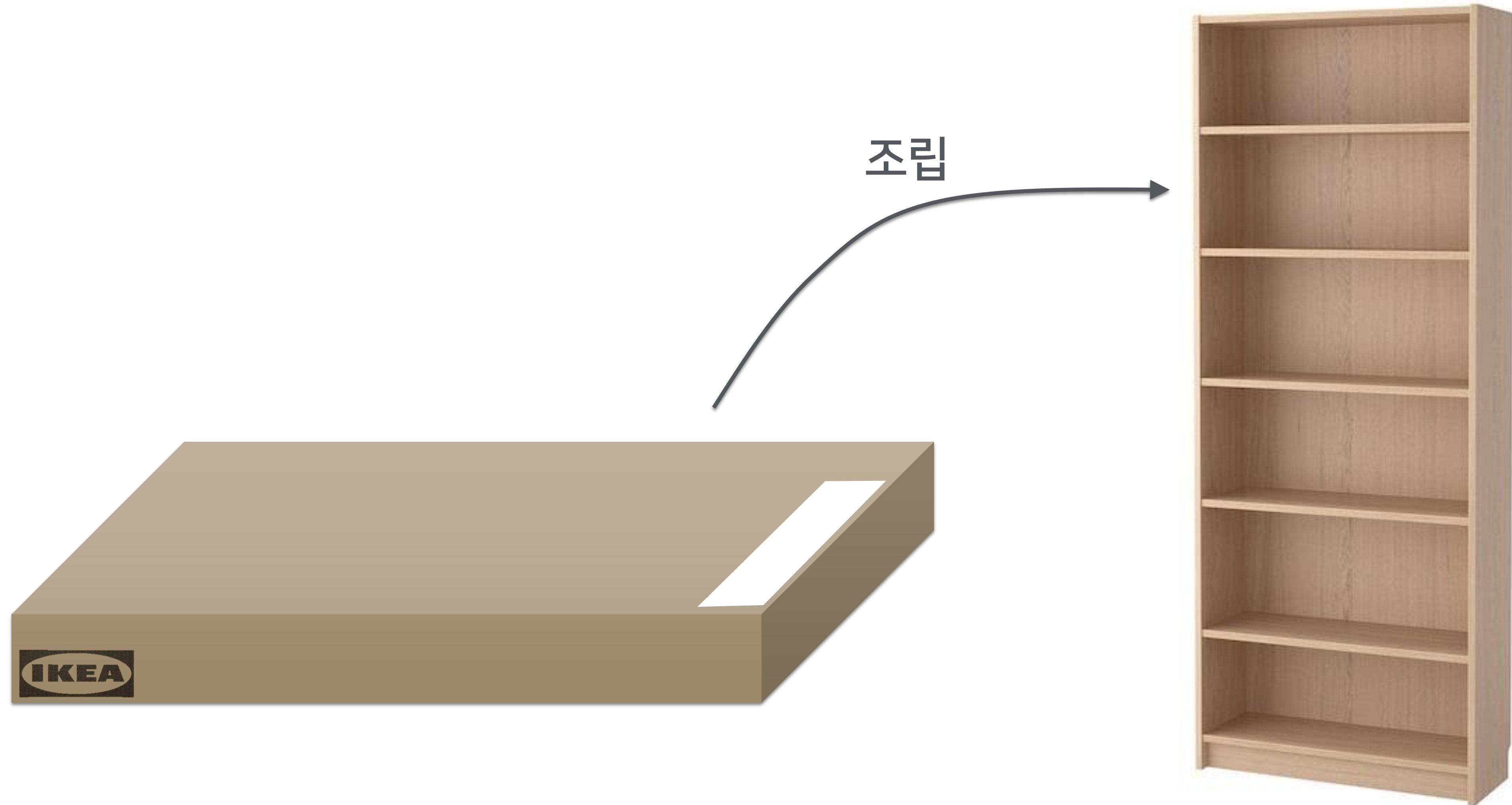


힘을 적당히 누르면서 움직이는 경우



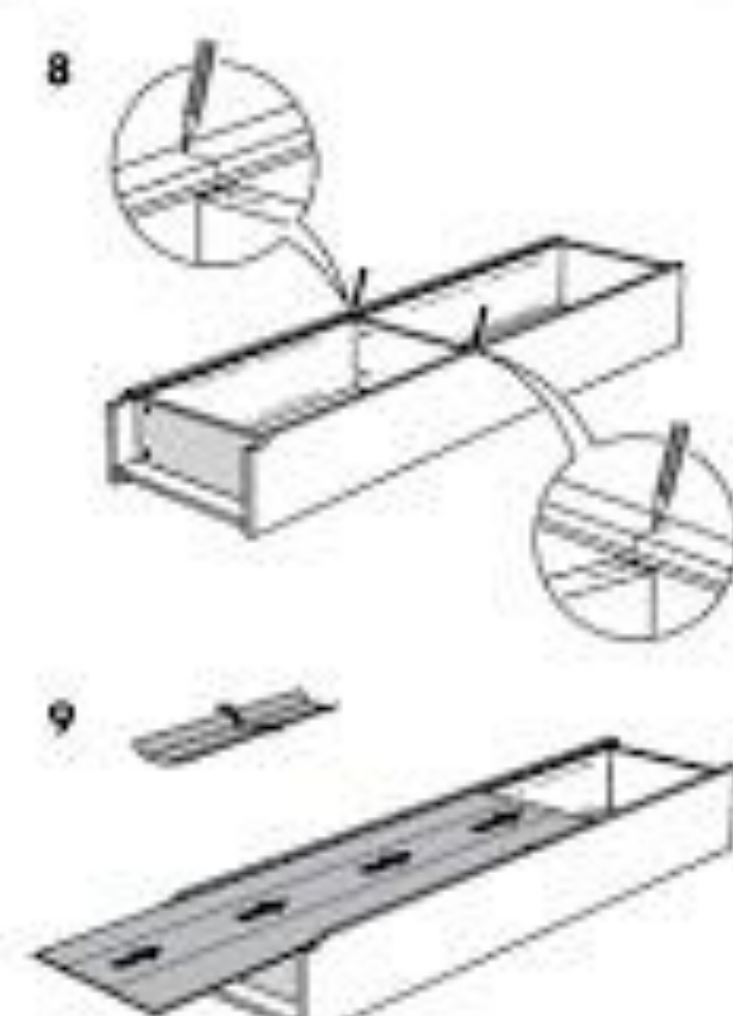
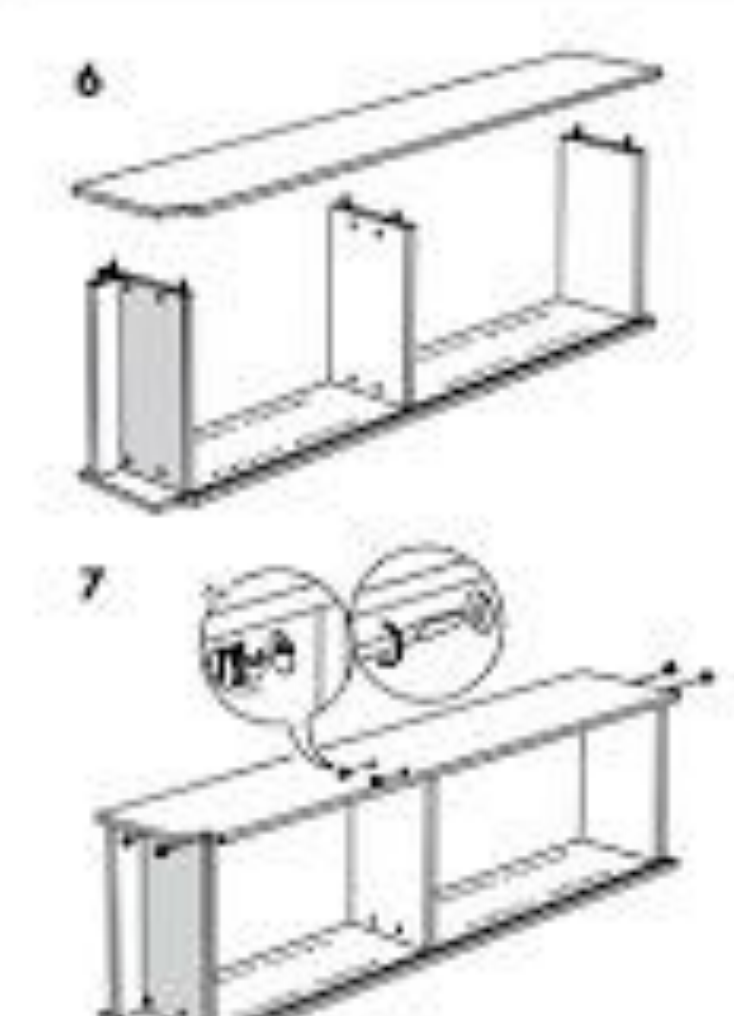
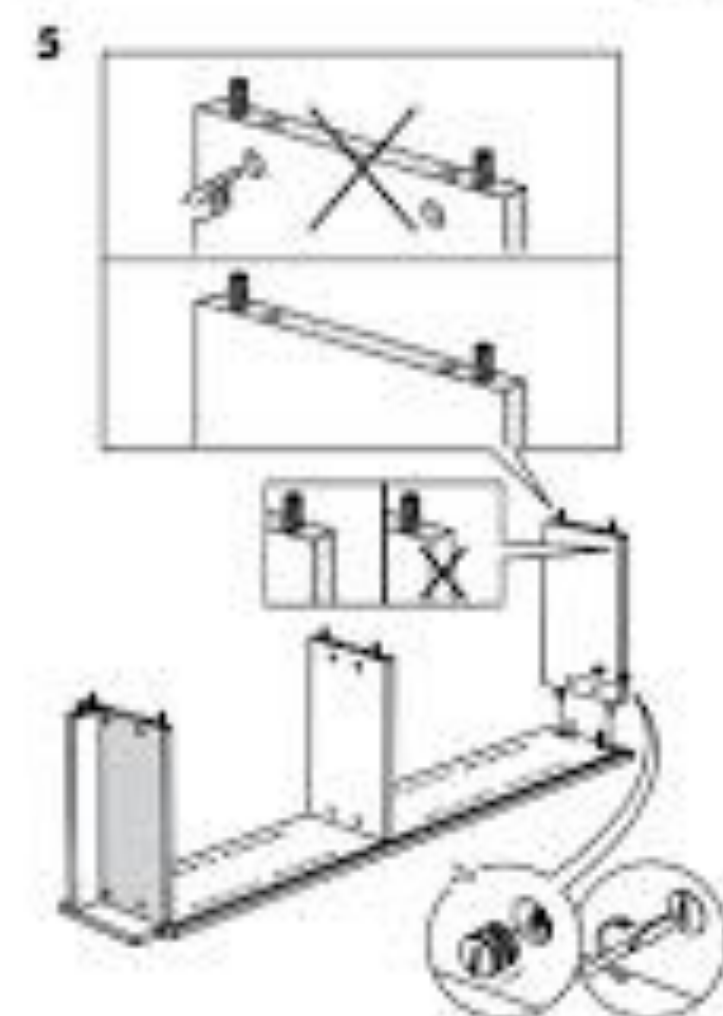
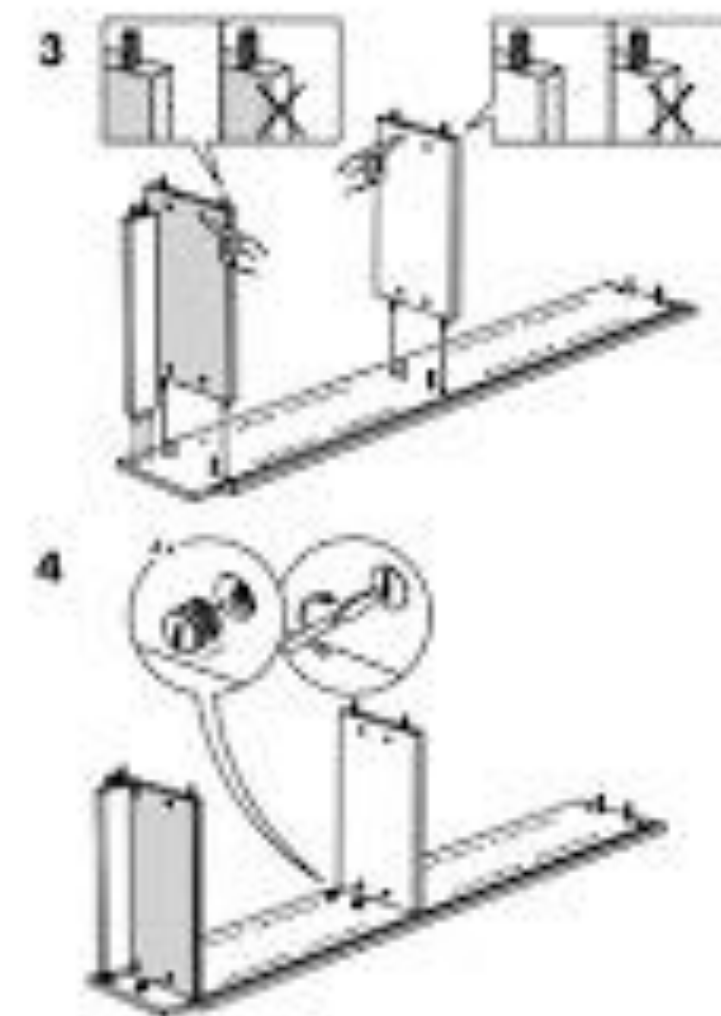
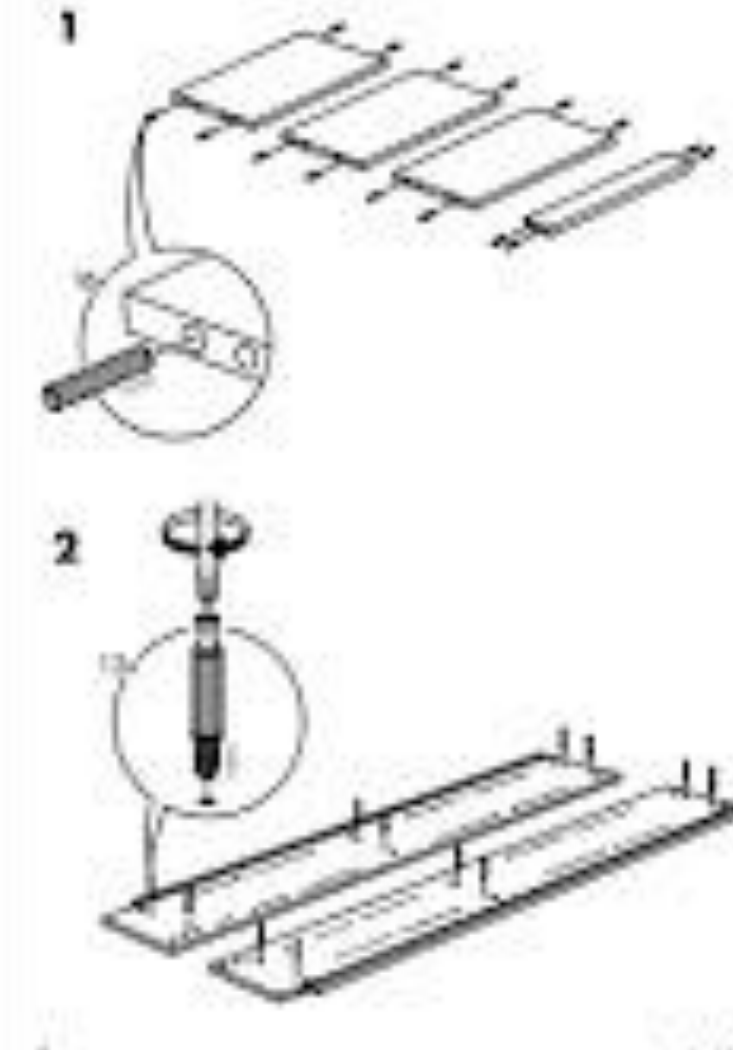
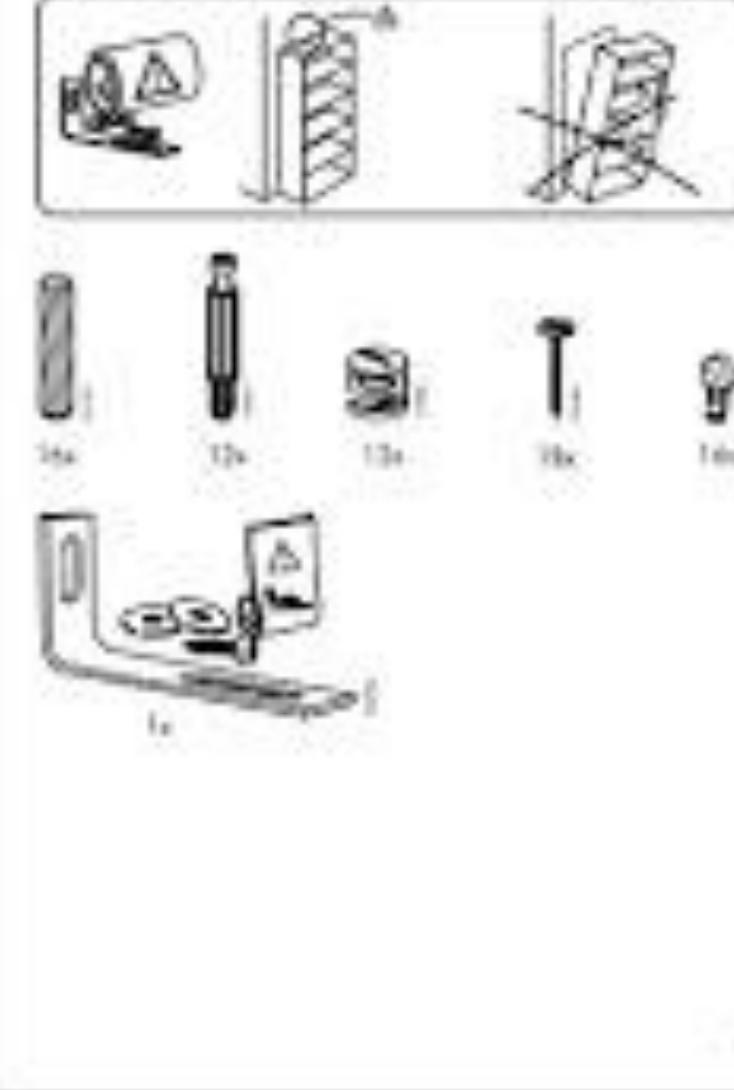
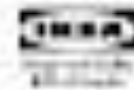
움직임만 같게 가져가는 경우

3.2.1 Task를 가르치는 방법



3.2.1 Task를 가르치는 방법

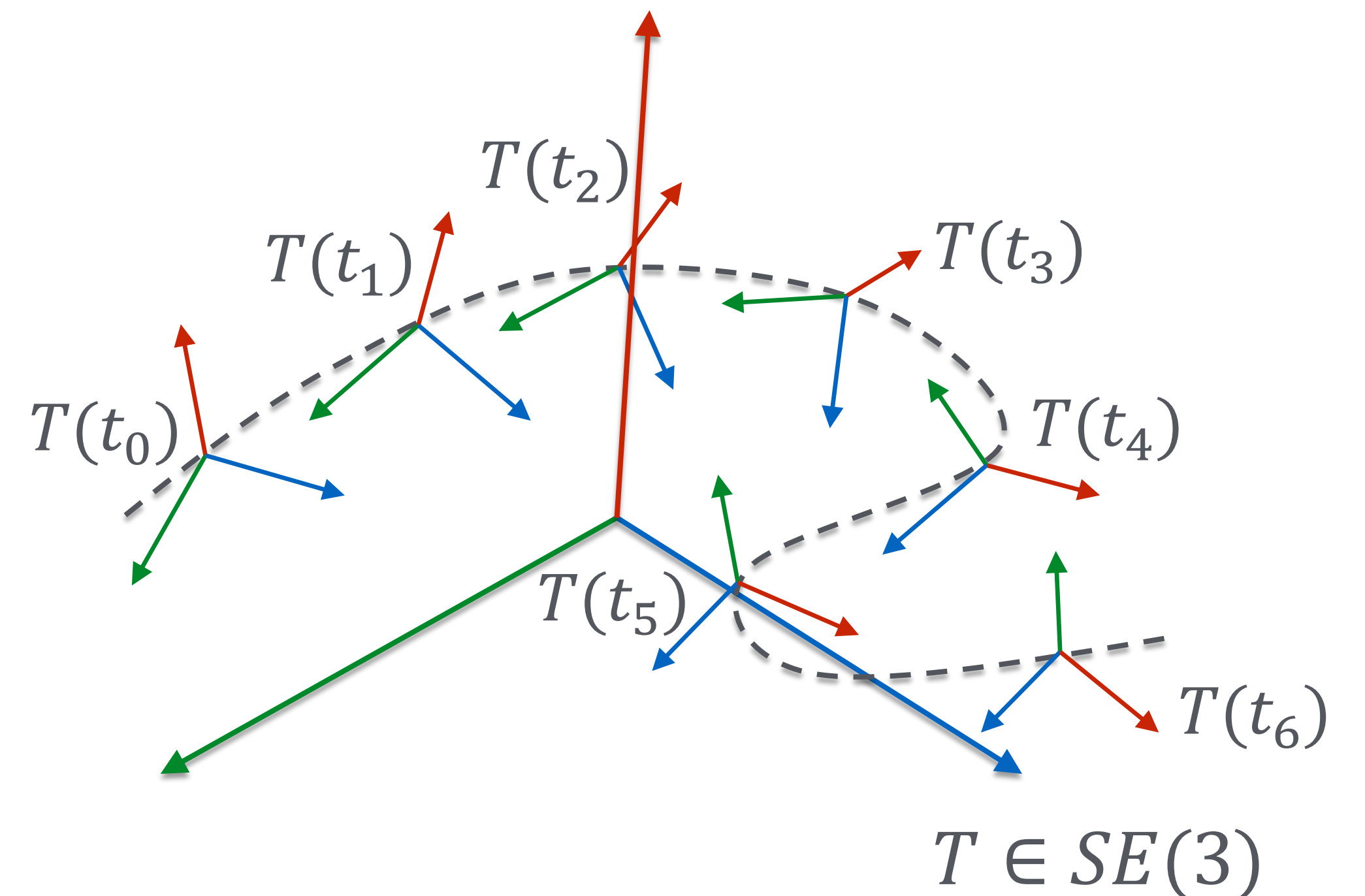
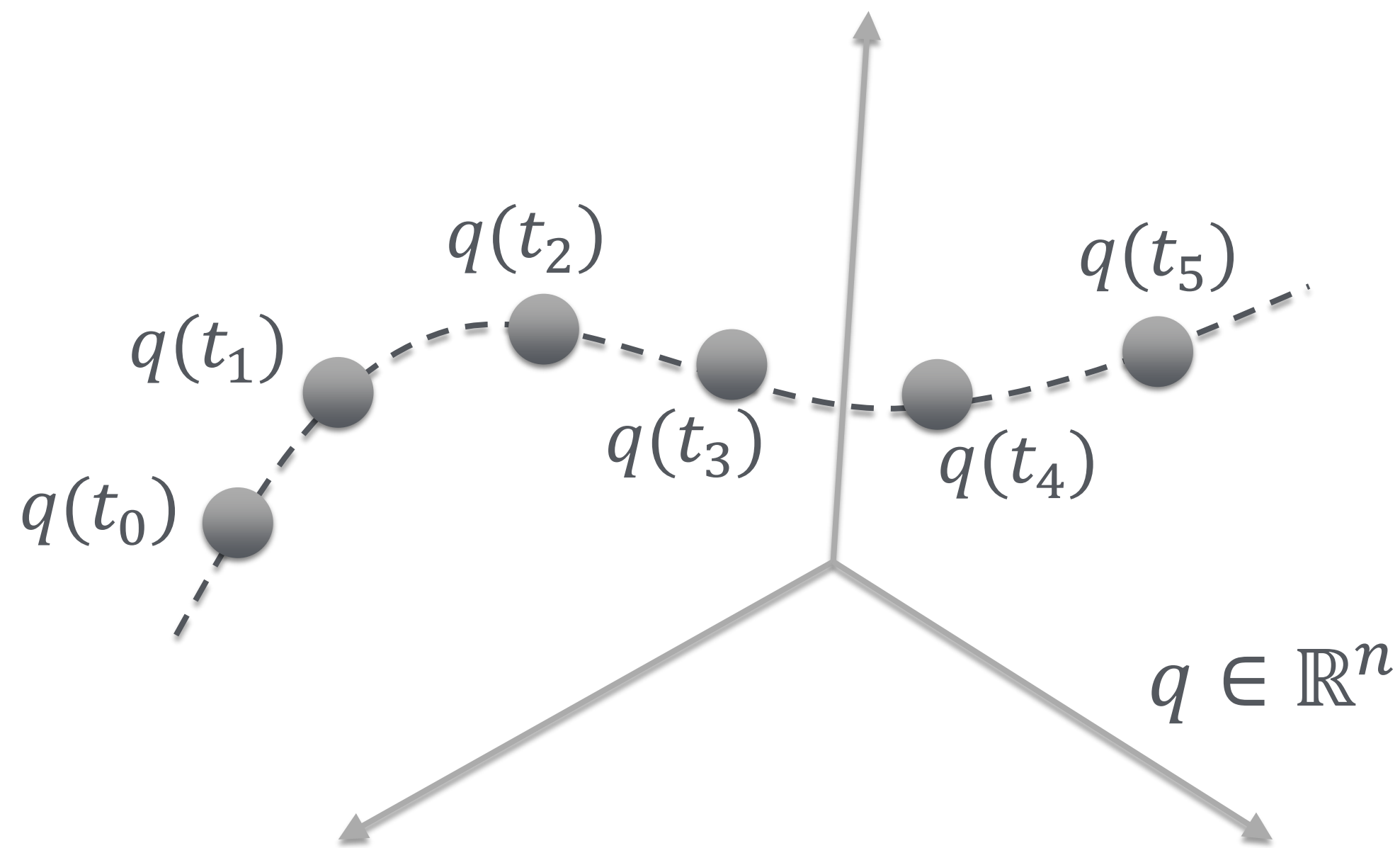
BILLY



3.2.2 이런 Task를 로봇에게 어떻게 가르칠까?

지금까지 로봇에게 Task를 가르치는 방법 (로봇이 이해하는 언어로 표현하는 과정)

- Configuration- or work-space에서 time series로 표현

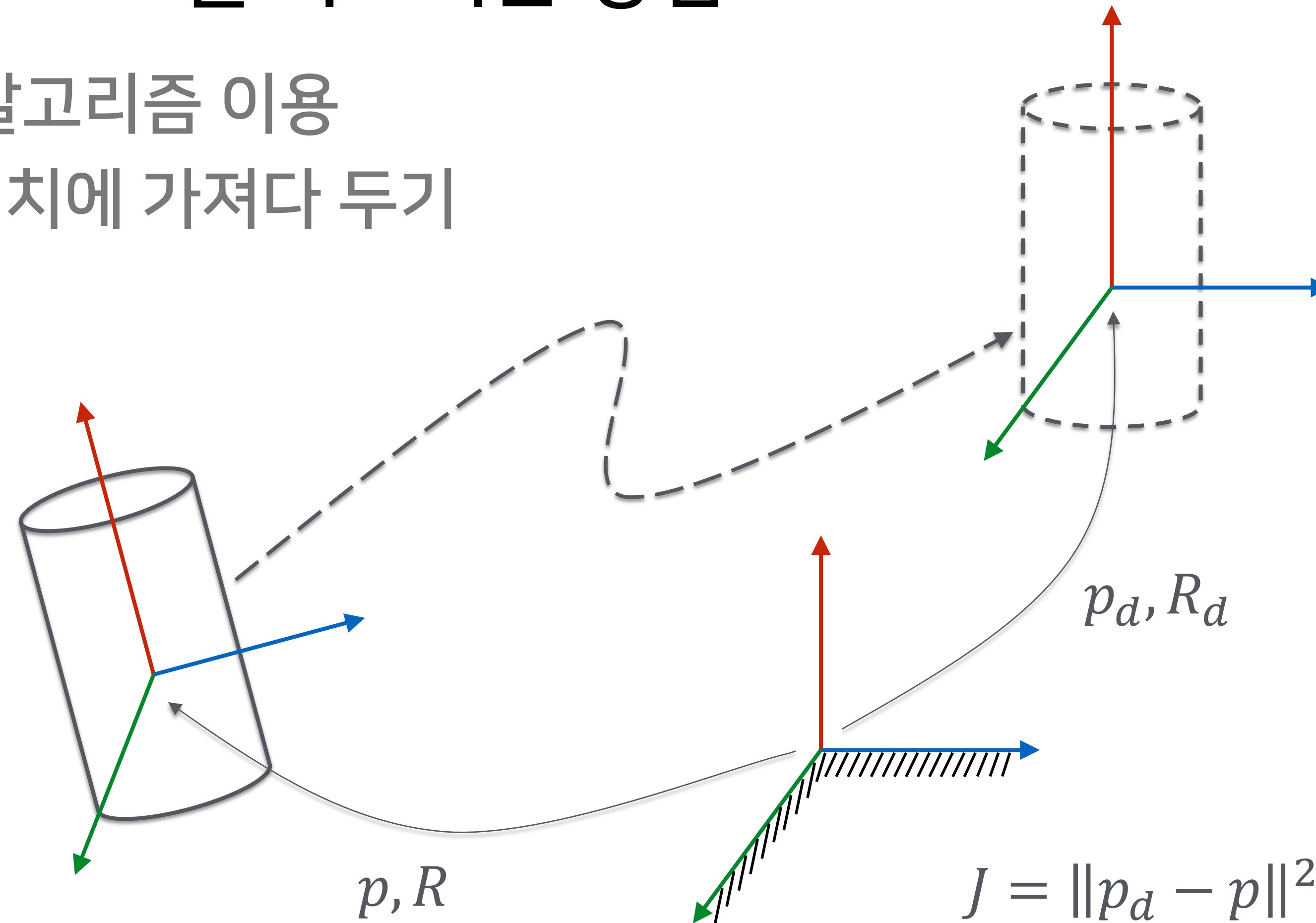


3.2.3 이런 Task를 로봇에게 어떻게 가르칠까?

지금까지 로봇에게 Task를 가르치는 방법

- 목적 함수 + 최적화 알고리즘 이용

예) 원기둥을 정해진 위치에 가져다 두기



$$J = \|p_d - p\|^2 + \|\log(R^{-1}R_d)\|^2$$

3.2.4 기존 방법의 문제점

기존 방법을 이용해 외부와 상호작용하는 작업을 가르치는 것은 어려움

- 상호작용에 필요한 힘 정보를 표현하기 어려움
- 비효율



3.3 Physical Intelligence

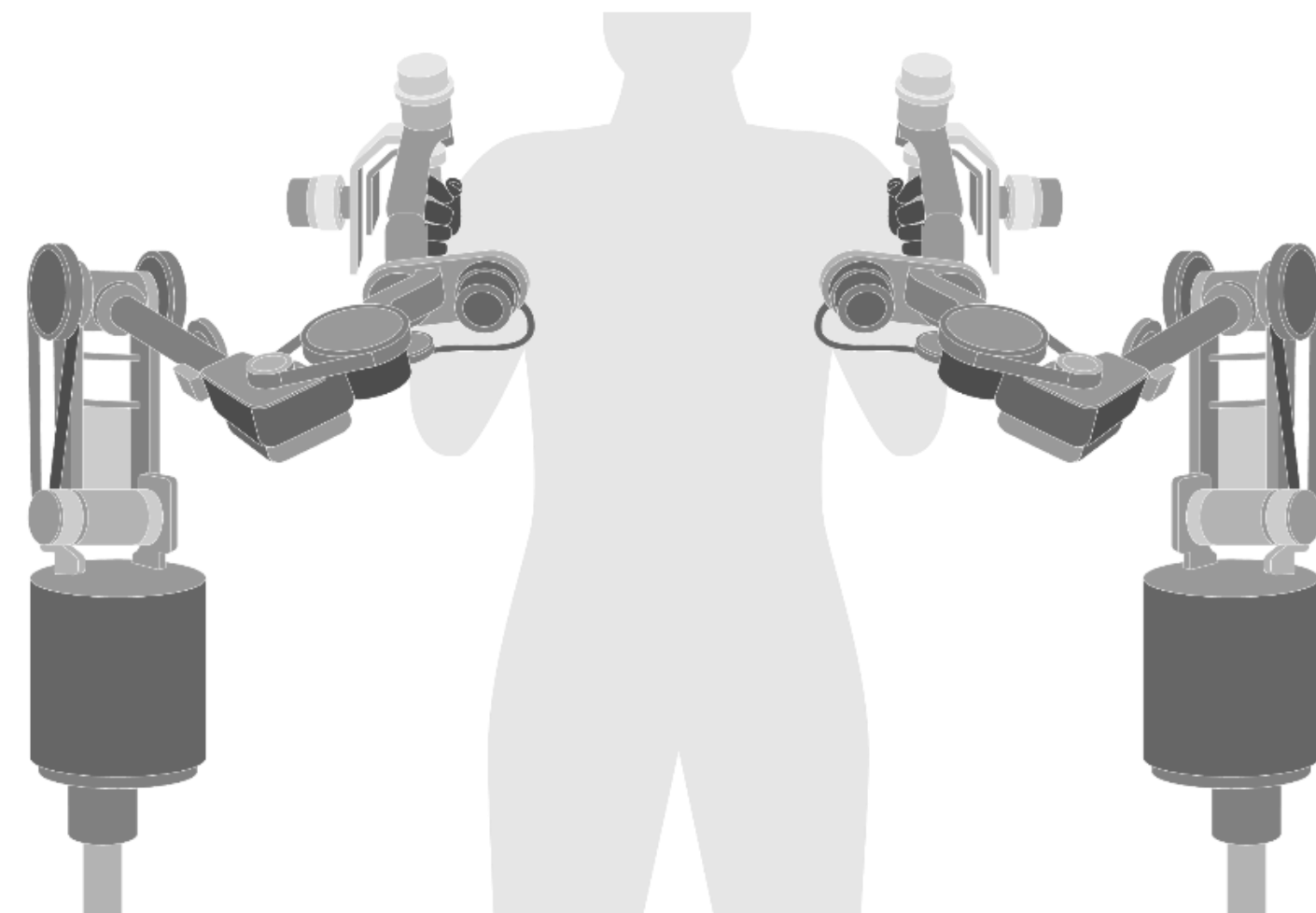
사람이 작업을 수행할 때 논리와 사고가 존재하는 의식의 영역과
우리는 알 수 없는 무의식의 영역이 함께 존재

- 예를 들어 '빵에 잼을 바르는 작업'을 할 때 우리는 손가락이 어떻게 움직이는지, 얼마나 강하게 빵을 누르고 있는지를 일일이 생각하며 행동하지 않음
- 또 다른 예시로 말을 할 때 우리는 혀가 어떻게 움직이는지 정확하게 생각하면서 말하지 않음
- 이러한 지능을 로봇에게 가르치려면 우리 스스로 이것이 뭔지 알아야 하고 설명 할 수 있어야 함
- 문제는 무의식 영역에서 일어나기 때문에 기술하기 어렵다는 점

3.4 Haptic Device

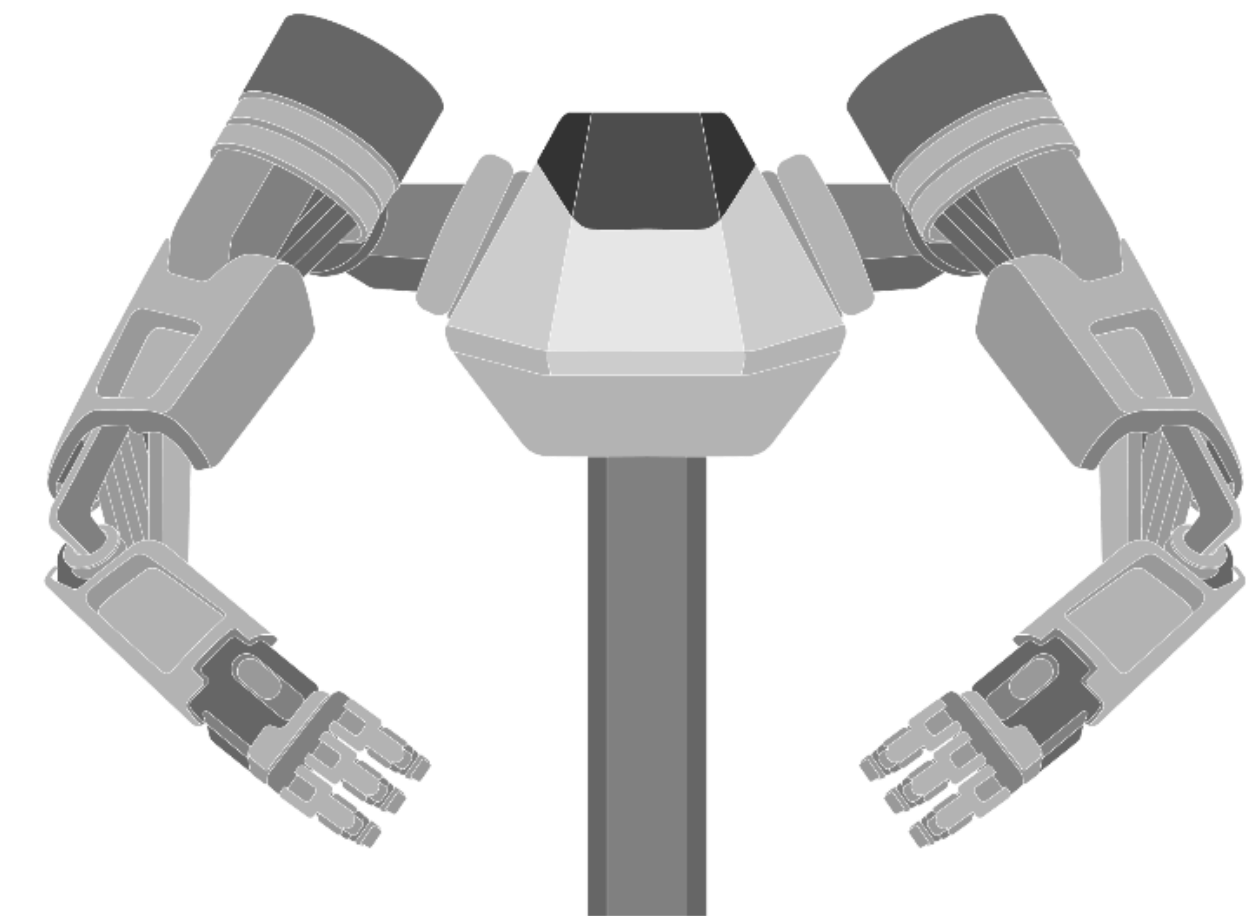


3.4 Haptic Device

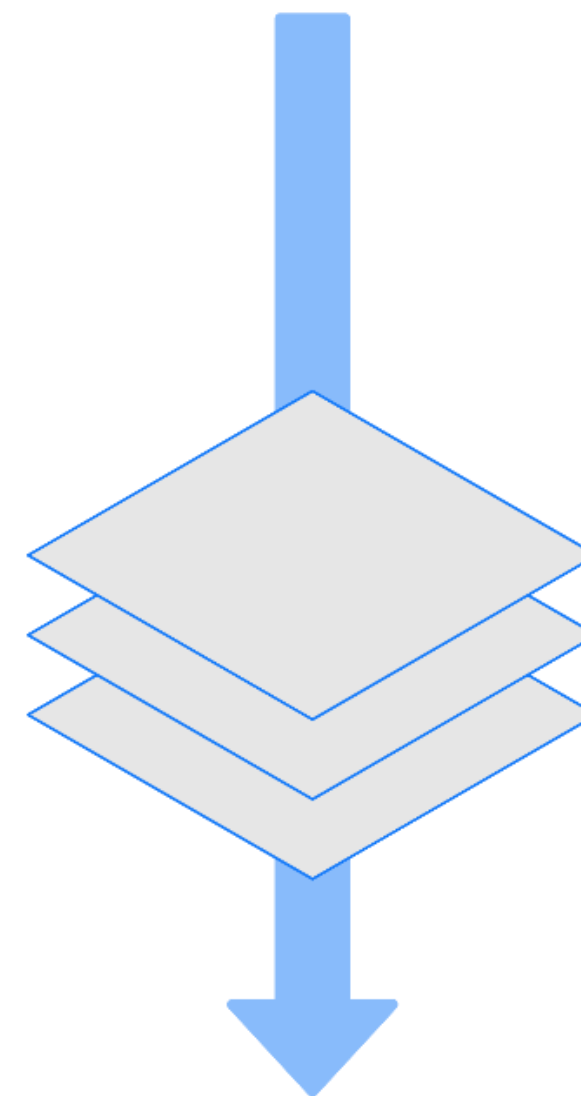


<Haptic Device>

Control →
Bilateral Operation
← Feedback



<AMBIDEX>



Reference for Task Learning

3.4 Haptic Device

Dual-arm manipulation

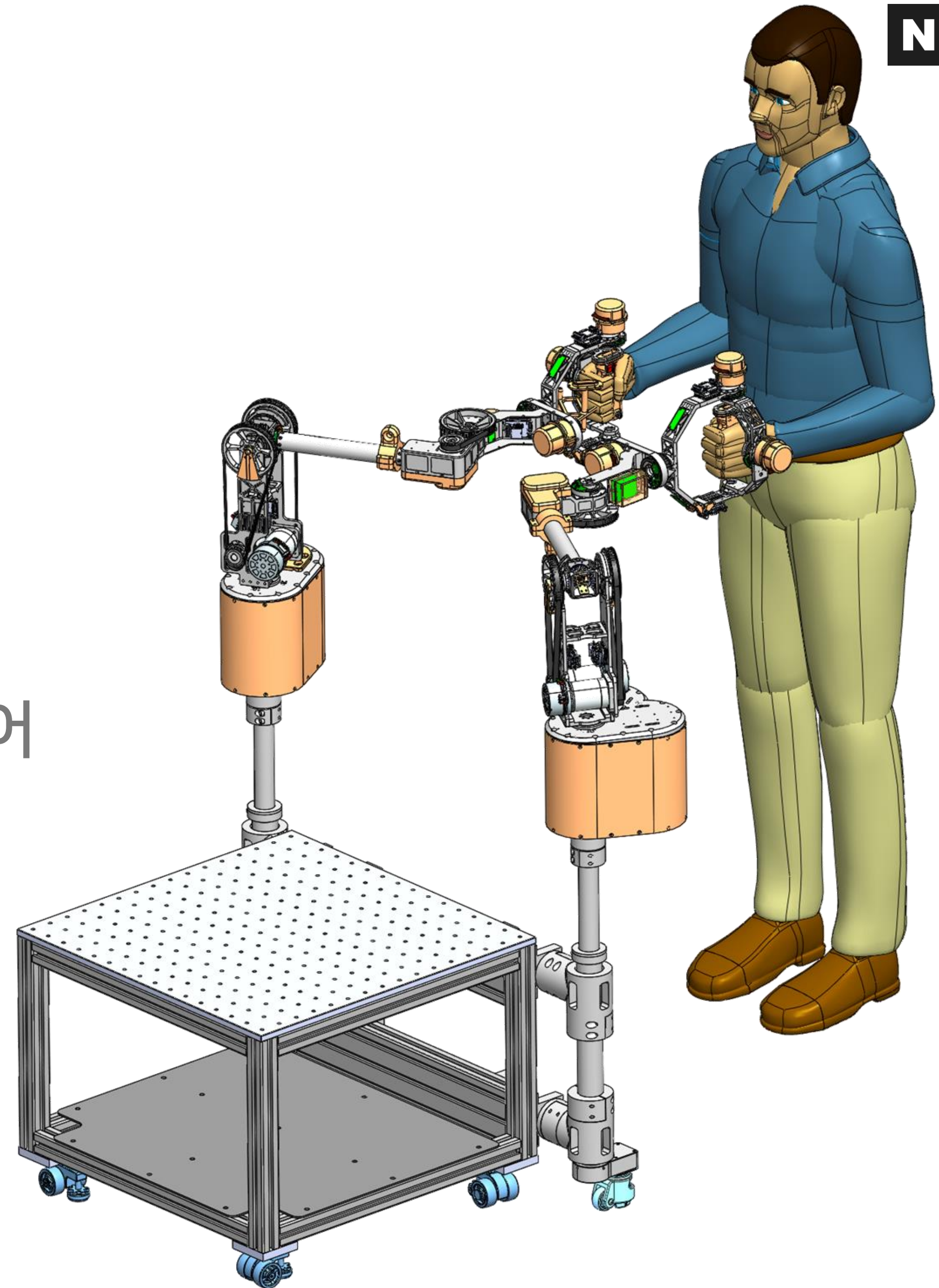
- 양팔 7축 AMBIDEX와 1:1 제어

제어 알고리즘 적용

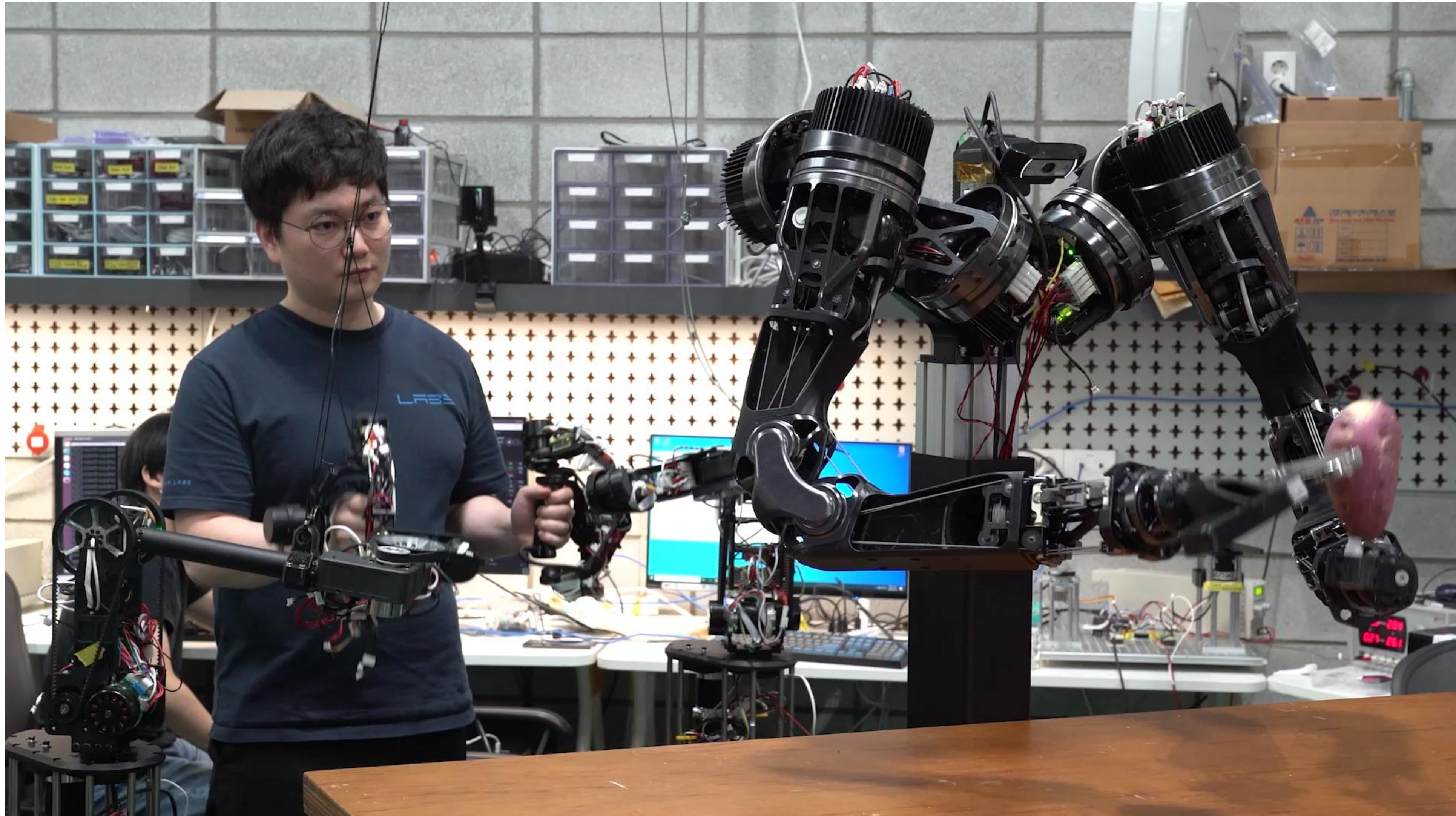
- Bilateral teleoperation
- 자가 충돌 회피, 관절 각도 제한, 여자유도 제어

높은 조작 성능

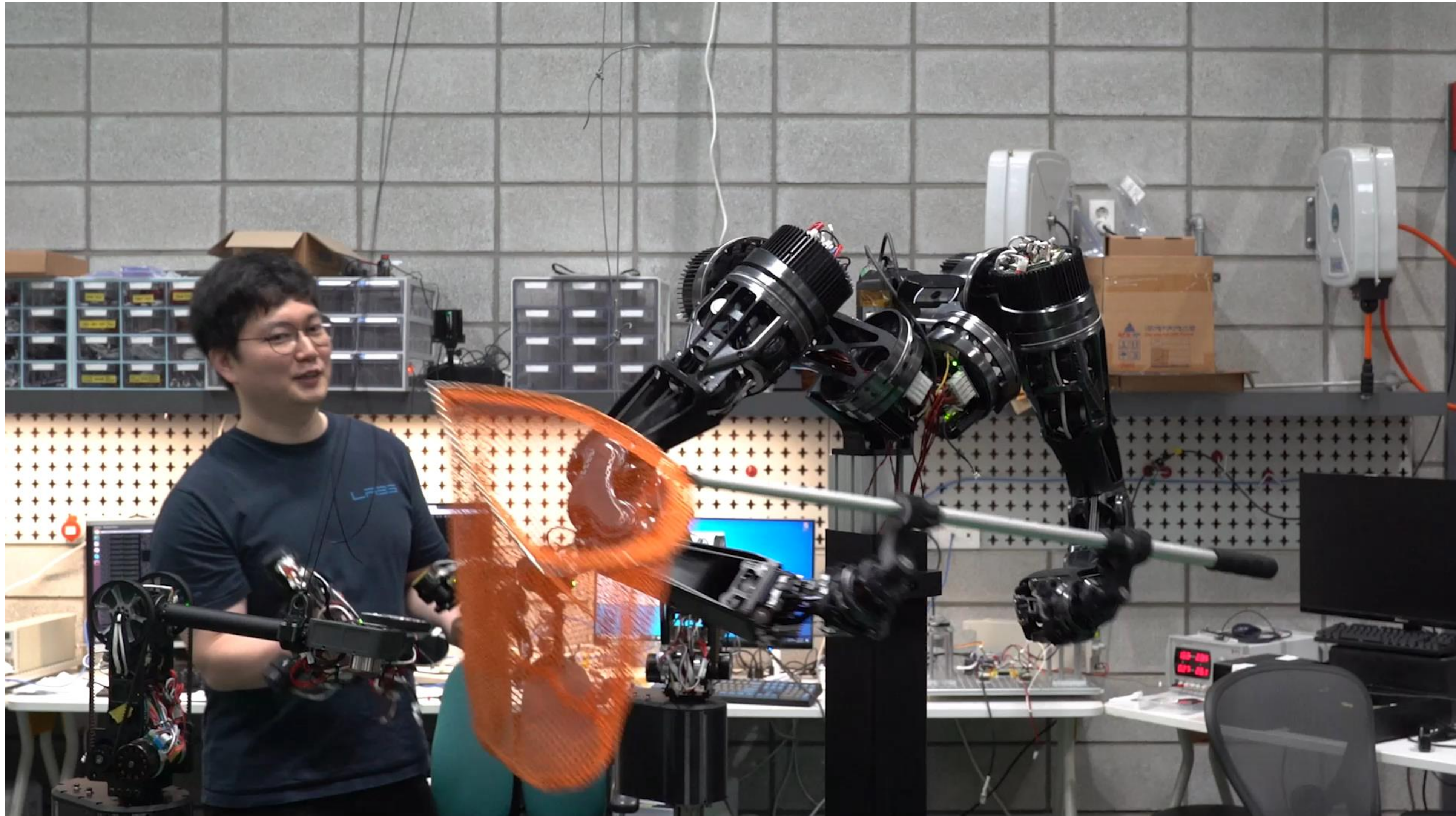
- 손목 움직임만을 담당하는 자유도를 뒤
조작 용이성 증대
- 체감 가능한 힘의 범위가 큼



3.4 Haptic Device



3.4 Haptic Device



3.5 힘 정보의 필요성



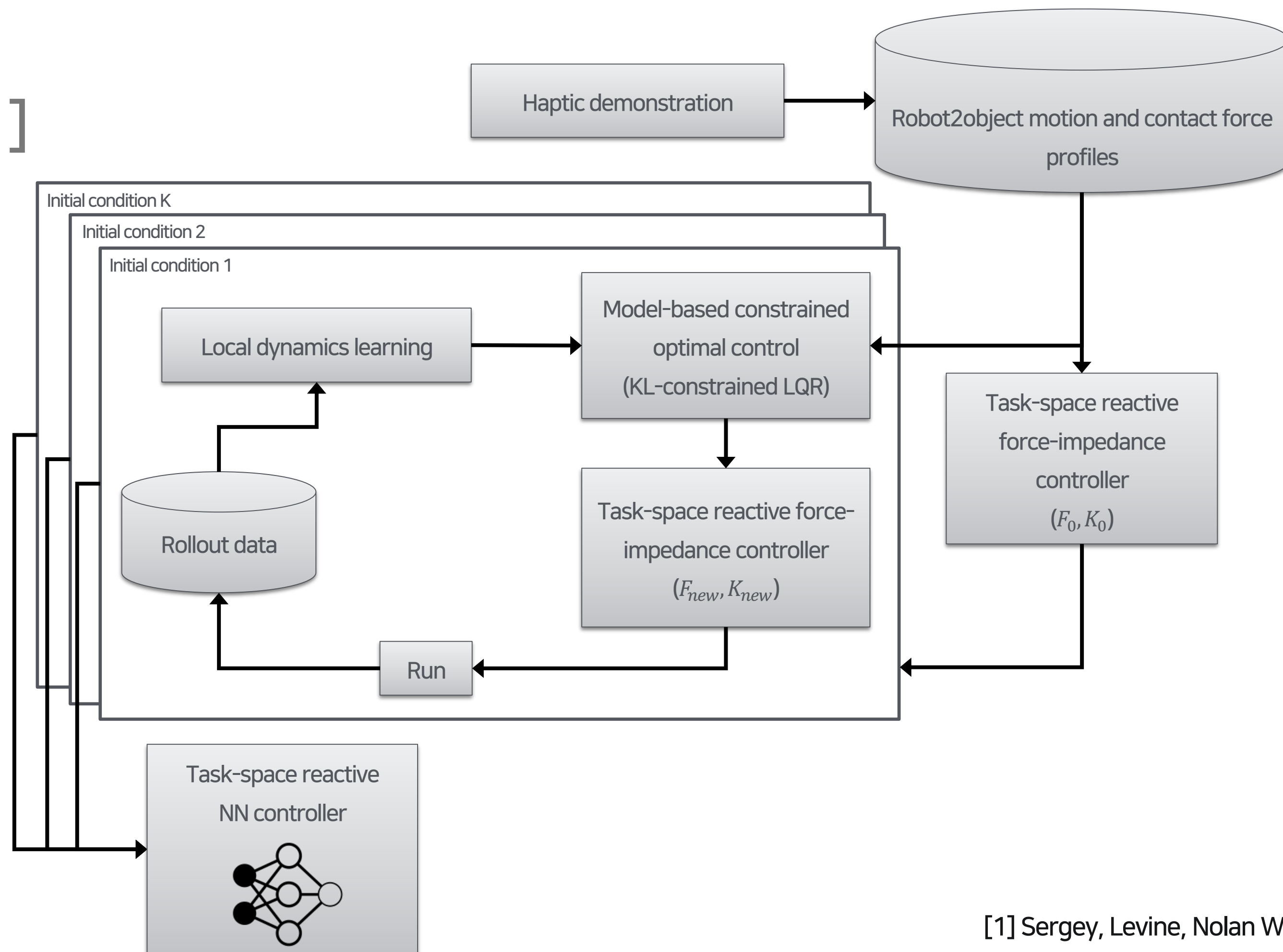
위치 정보만으로 작업을 수행 할 경우



위치 정보 뿐만 아니라 (접촉) 힘 정보도
함께 이용해서 작업을 수행 할 경우

3.6 Learning Force-Based Manipulation From Demonstration

[1]



로봇-물체 사이의 모션/접촉 힘 정보 추출

- 학습을 위한 reference/cost로 활용

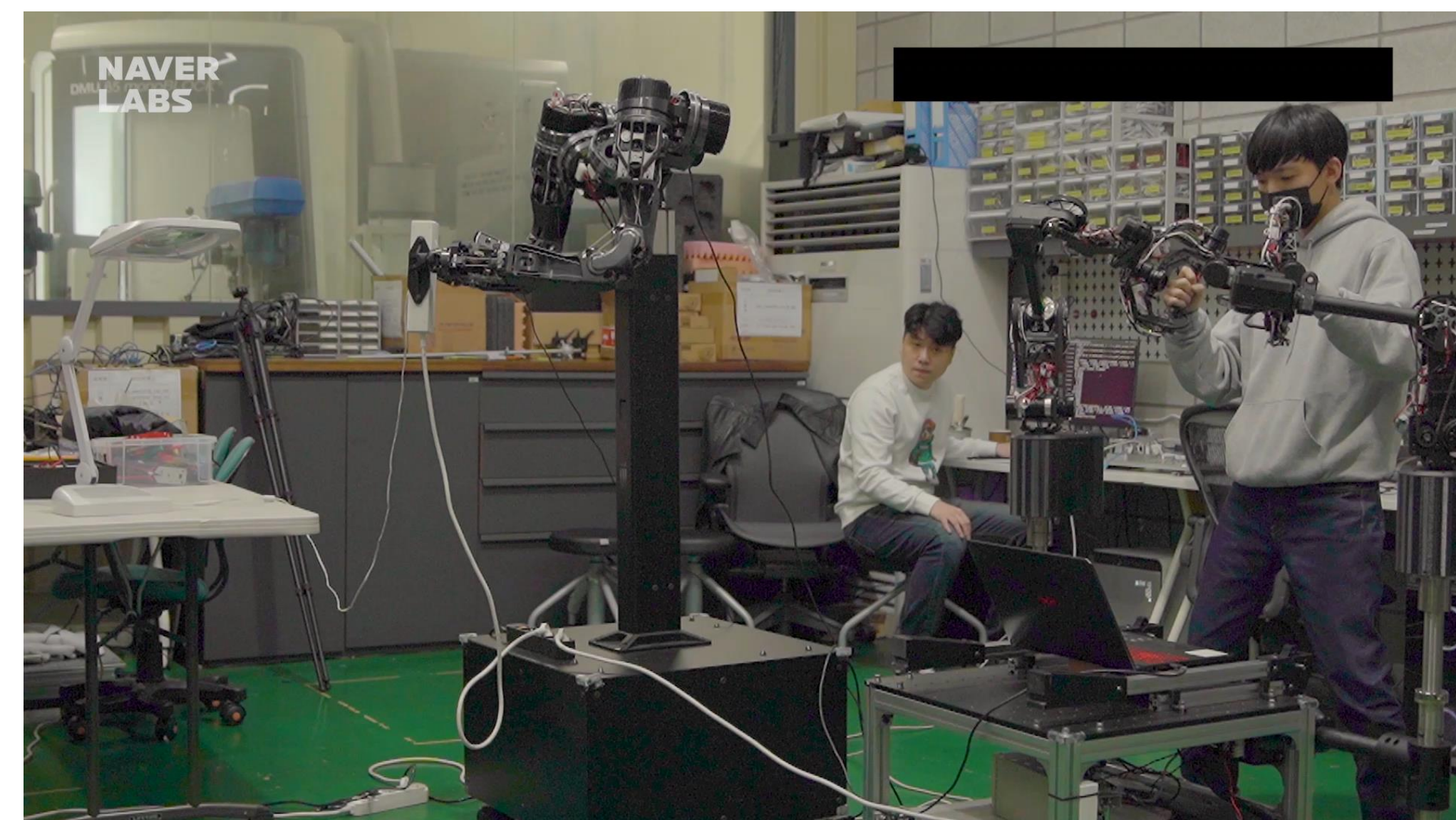
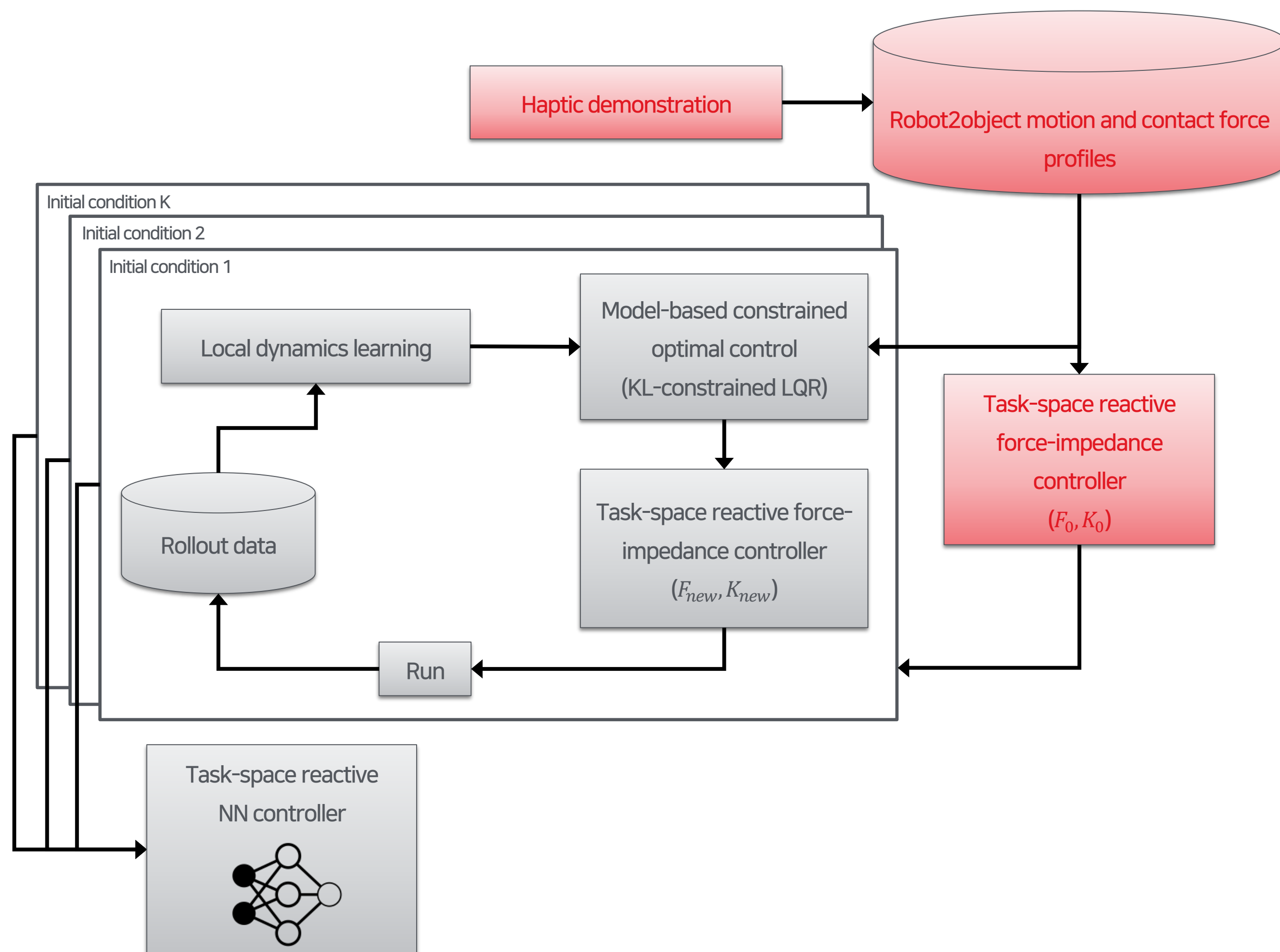
작업 공간 힘-임피던스 제어기

- Warm-start를 통한 학습 효율성 증대

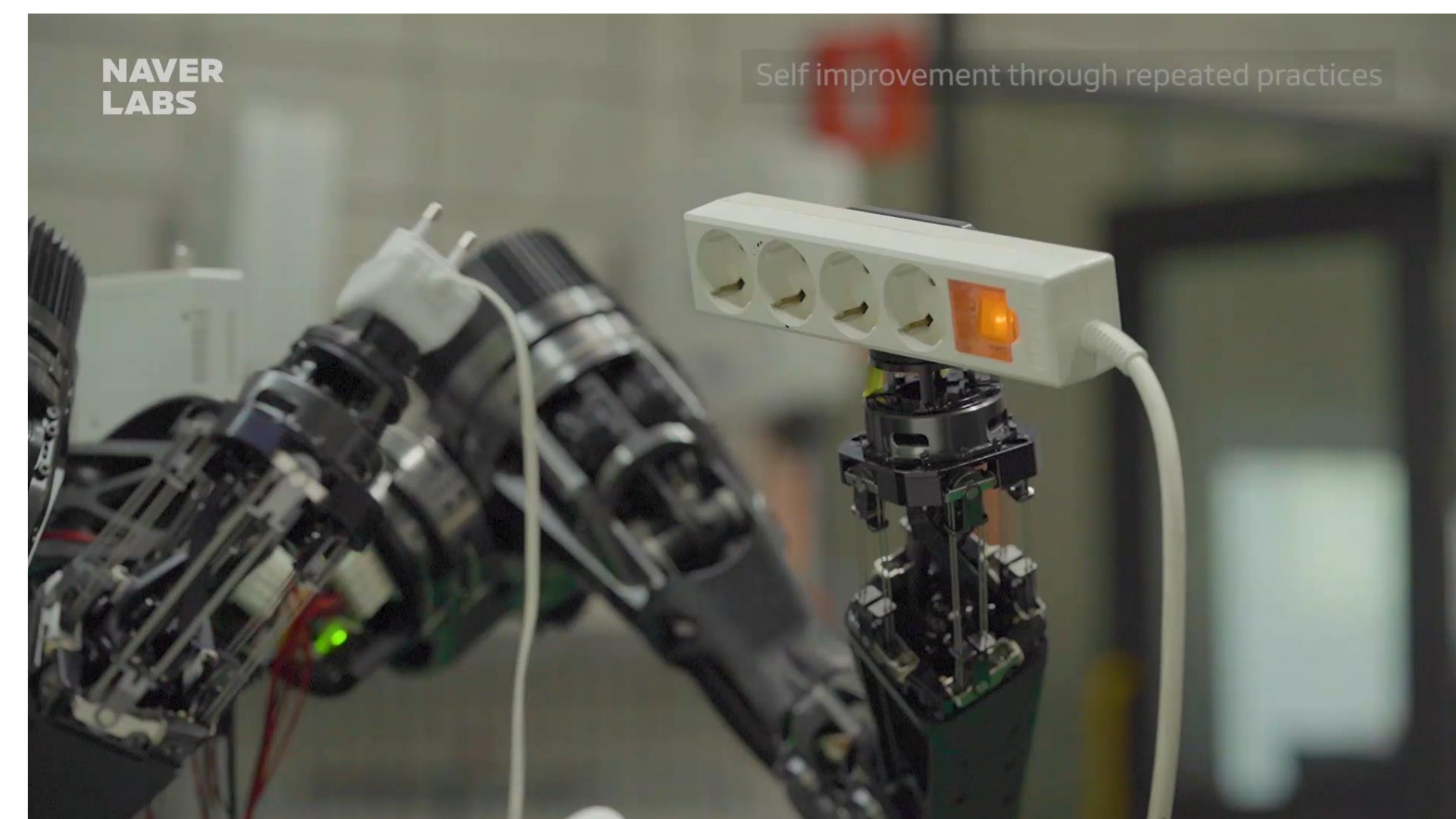
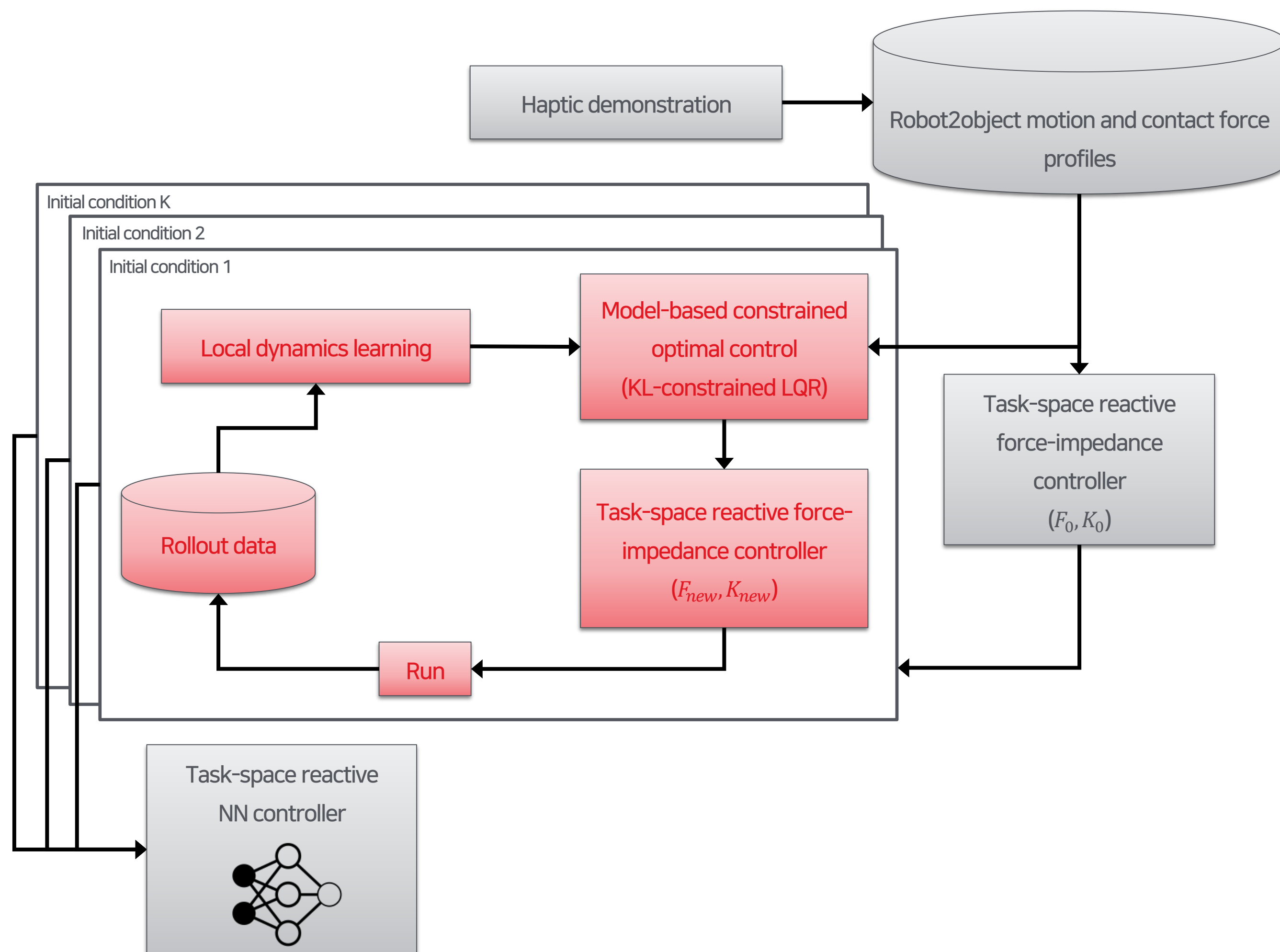
모델 기반 강화 학습

- 다양한 초기 조건에 대한 일반화

3.6 Learning Force-Based Manipulation From Demonstration



3.6 Learning Force-Based Manipulation From Demonstration

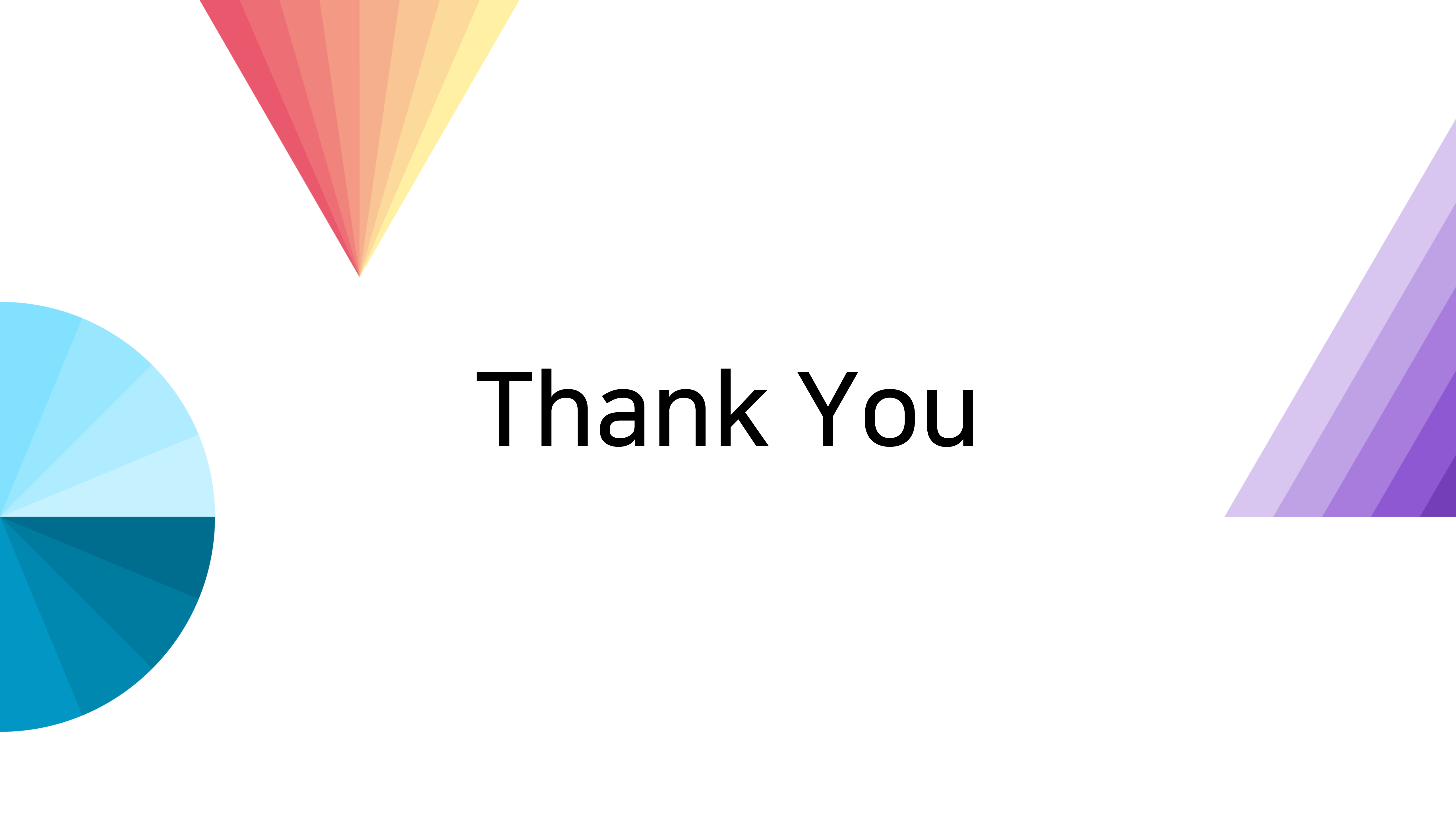


NAVER
LABS





Q & A



Thank You