PHYSICAL AI

DATA SOURCES

Teleoperation, Simulation

20250500 김하은

DEFINITION

Physical AI 란 무엇인가

카메라·센서로 물리 세계를 인지하고, 이해·추론한 뒤, 실제로 물리적인 행동을 하는 자율 시스템 전반

로봇

로봇 팔 · 휴머노이드
등 우리가 흔히 떠올리는 로봇

자율주행차

스스로 인지 · 판단하여
주행하는 차량

스마트 스페이스

공장 · 창고의
자동화 설비

오늘 다룰 Teleoperation·Simulation 은 이 Physical AI 전반을 학습시킬 데이터를 얻는 방법 — 사례는 그중 로봇을 골라 살펴봅니다.

출처 : NVIDIA Glossary, "What is Physical AI?" (nvidia.com/en-us/glossary/generative-physical-ai)

OVERVIEW

발표 로드맵

Physical AI 를 만들기 위한 데이터를 얻는 방법에 대해 다룹니다.

Teleoperation

사람이 시스템을 직접
조종해 시범을 수집

Simulation

가상 환경에서
경험 데이터를 생성

Human Video

사람이 찍은 영상에서
행동을 배우는 방법

사례는 로봇이라는 하나의 구체적 도메인을 골라 — **Teleoperation: RT-X / Simulation: RoboCasa, RoboCasa365**

MOTIVATION

왜 **Physical AI** 는 데이터가 부족한가

500 만 ~ 1,800 만 장

Vision 데이터셋 규모

15 억 ~ 45 억 토큰

NLP 데이터셋 규모

최대 수십만 건

로봇 데이터 규모

자율주행차·스마트팩토리는 대규모 시뮬레이션·데이터 인프라를 이미 갖춘 편 — Waymo 는 2019 년 기준 시뮬레이션 100 억 마일 이상 누적

그런데 로봇은 더 열악합니다 — 차는 몰기만 해도 데이터가 자동으로 쌓이지만, 로봇 팔은 누군가 조종하거나 시뮬레이션을 돌리지 않으면 데이터가 아예 생기지 않습니다. 데이터가 '사용의 부산물'이 아니라는 점, 임베디먼트 (embodiment) 가 제각각이라는 점에서 로봇 쪽 부족이 특히 심각합니다.

출처 : Waymo, "Waymo has now driven 10 billion autonomous miles in simulation", TechCrunch (2019)

PART 1

Teleoperation

사람이 물리 시스템을 직접 조종해 정답 시범을 만들다

CONCEPT

Teleoperation 이란 ?

사람이 물리 시스템을 직접 조종해서 정답 시범 **(demonstration)** 을 수집하는 방법

본래는 **AI** 학습용 기술이 아니었습니다.
화성 로버, 원격 수술, 폭발물 처리 로봇처럼 사람이 직접 가기 어려운 곳으로 확장되어 온 오래된 원격 조종 기술입니다.

오늘날의 목적
더 이상 작업을 대신하는 게 아니라, AI가 배울 시범 데이터를 기록하는 도구로 로봇·자율주행차·산업 설비 등에 폭넓게 쓰입니다.

1948

Raymond Goertz 의 master-slave manipulator

이후

화성 로버 · 원격 수술 · 위험 지역 작업

오늘날

AI 학습용 시범 데이터 수집 도구로 전환

출처 : Argonne National Laboratory, Remote-handling manipulator history (Goertz, 1948)

HOW IT WORKS

Teleoperation 은 어떻게 작동하는가



사람이 시스템을 실시간 조종

Observation · Action 기록

Demonstration 으로 저장

Imitation Learning 으로 **Policy** 학습

Observation - action 쌍의 연속 = trajectory

사람의 조종 한 번 한 번이 그대로 policy 학습용 정답 데이터가 됩니다.

TRADE-OFF

Teleoperation 의 장단점

장점

- 실제 물리 (real-world physics) 그대로 반영
- 정확하게 기록되는 action 라벨
- 사람의 판단이 반영된 고품질 시범

단점

- 실제 하드웨어 필요
- 조종할 operator 필요
- 시간이 오래 걸림
- 대규모 수집 시 비용 급증

THE BOTTLENECK

Scalability : 왜 확장이 어려운가

사람 **1** 명 + 시스템 **1** 대 + 실시간 = 데이터 **1** 건



사람의 시간 **(operator-time)** 이 곧 데이터 생성 속도의 한계가 됩니다.

→ 기존에 존재하던 data 를 다른 로봇에게도 활용해볼까?

PIVOT — FROM GENERAL TO DOMAIN

이제, 로봇이라는 구체적 도메인으로

Teleoperation 은 로봇 외에도 자율주행차의 원격 주행 지원, 산업 현장의 로봇 팔 시범 학습처럼 여러 물리 시스템에서 쓰입니다. 오늘은 그중 로봇 조작 (manipulation) 이라는 한 도메인을 골라 깊이 들여다봅니다 — 데이터 문제가 가장 첨예하고, 그만큼 해결 연구도 활발한 도메인이기 때문입니다.

CONTEXT — ROBOTICS DOMAIN

왜 로봇은 유독 뒤처졌는가

NLP

Natural Language Processing
- 언어를 이해 · 생성
(번역기 , 챗봇 , GPT)

CV

Computer Vision
- 이미지 · 영상을 이해
(물체 인식 , 자율주행)

공용 대규모 데이터 **+**
Foundation Model

로봇 학습은 관행적으로 로봇 하나 · 태스크 하나 · 환경 하나마다 별도 모델을 처음부터 학습 — 표준화되지 않은 데이터셋 때문

개별 로봇
데이터셋은 좁다

→

합치면 **(X-Embodiment)**
변이의 폭이 넓어진다

→

함께 쓰는 학습이
일반화의 열쇠

이 논리를 실제로 검증한 사례가 잠시 후 볼 RT-X 입니다.

CASE STUDY — TELEOPERATION

RT-X (Open X-Embodiment)

이미 존재하는 60 개의 teleoperation 기반 로봇 데이터셋을 하나의 표준 포맷으로 통합한 연구



60 개

통합 데이터셋

22 종

로봇 embodiment

34 개

참여 연구실

100 만 +

실제 로봇 궤적

출처 : Open X-Embodiment Collaboration et al., arXiv:2310.08864

MECHANISM

RT-X 핵심 아이디어 : 이질적인 로봇을 하나로

로봇 **A**
(팔 하나 **)**

로봇 **B**
(양팔 **)**

로봇 **C**
(사족보행 **)**

공통 **Action** 표현

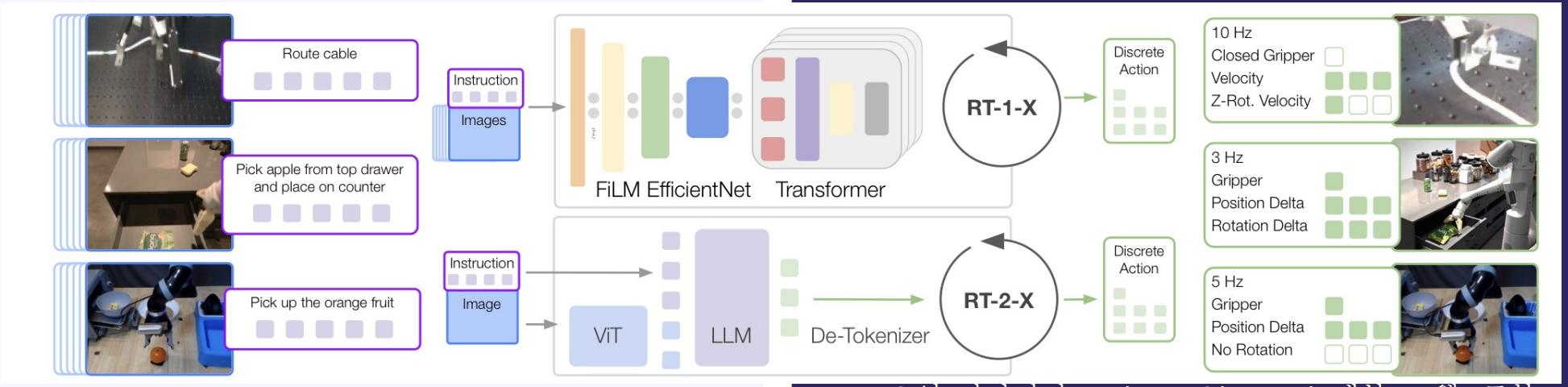
- x, y, z 이동
- roll, pitch, yaw 회전
- gripper 개폐
- 종료 (termination) 여부

각 차원을 로봇별 최대 범위로 정규화 → 256 개 구간으로 이산화

ARCHITECTURE

RT-1-X vs RT-2-X

RT-1-X



3,500 만 파라미터 · EfficientNet(이미지)+USE(언어)+FiLM 결합

카메라 이미지 + 언어 지시 → 로봇 행동을 직접 출력 .
로봇 데이터로만 학습 .

초당 **3~10** 회 , 빠른 실시간 추론

RT-2-X

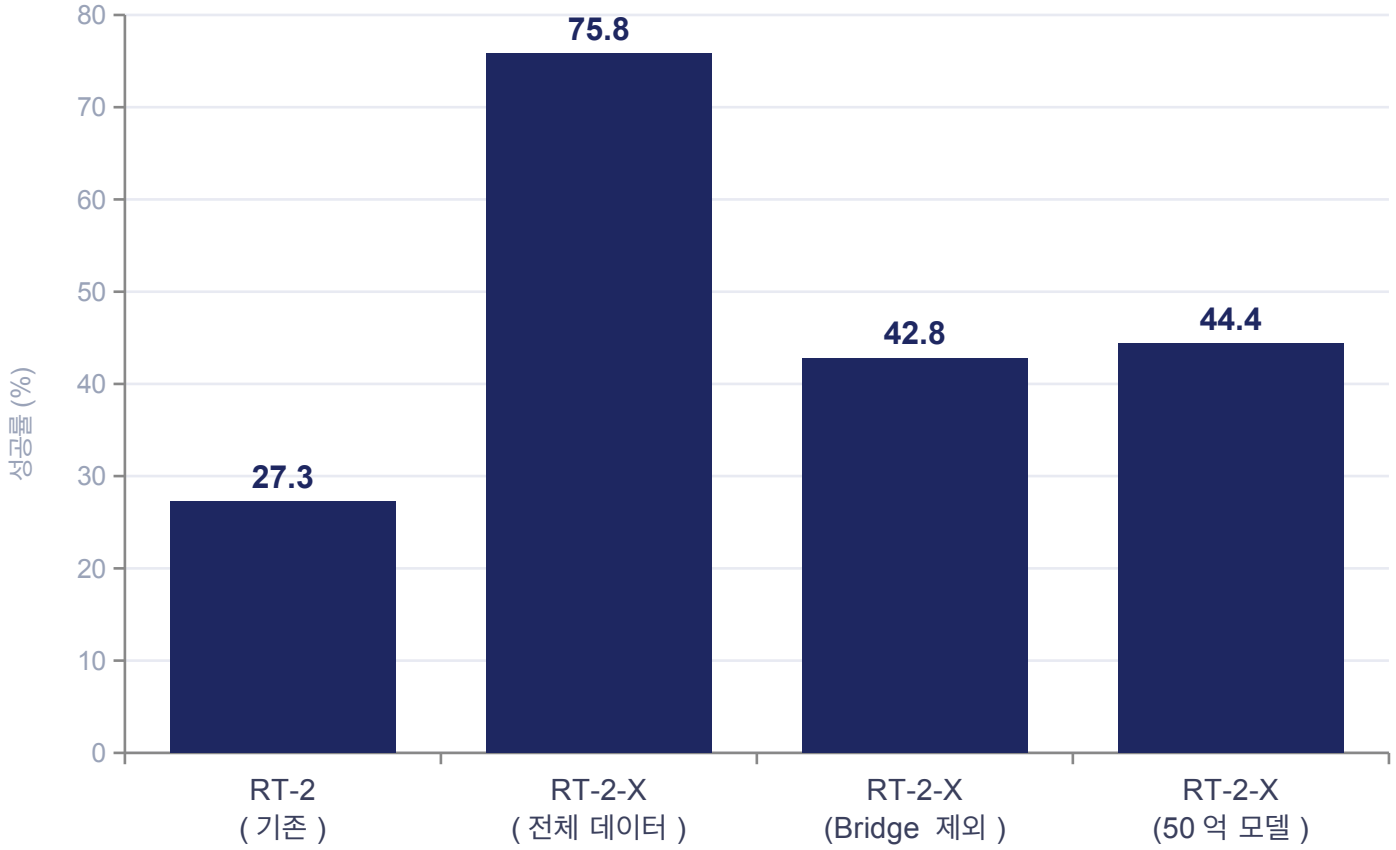
550 억 파라미터 · ViT+UL2(PaLI-X) 백본 · 웹 : 로봇 ≈ 1:1 co-fine-tuning

action 을 텍스트 토큰으로 표현 :
`"1 128 91 241 5 101 127"`

낯선 물체 · 상황에도 인터넷 지식으로 대응 — **" near"** 와 **" on"** 의 차이까지 구분

RESULT

Positive Transfer: 다른 로봇의 경험이 도움이 될까



75.8%

Google Robot 이 , 자기 데이터셋엔 없던 스킬을 다른 로봇 **(WidowX/Bridge)** 의 경험으로 수행

기존 RT-2 대비 약 3 배 .
다른 로봇 데이터와 큰 모델 , 둘 다 필요합니다 .

LIMITATIONS

RT-X 의 한계

“매우 다른 감지·구동 방식을 가진 로봇은 고려하지 않았고, 새로운 로봇에 대한 일반화는 연구하지 않았으며, 언제 positive transfer 가 일어나는지 판단할 기준도 없다”

부분적 검증

22 종 중 핵심 실험은
9 종으로만 진행

데이터 불균형

특정 실험실 로봇이
큰 비중을 차지

Zero-shot 한계

완전히 새로운 로봇에
바로 적용은 어려움

대략적 정렬 **(Coarse Alignment)**

카메라 시점 , action 좌표계가
로봇마다 여전히 다름

PART 2

Simulation

가상 환경에서 경험 데이터를 대량으로 만들다

CONCEPT

Simulation 이란, 왜 필요한가

실제 물리 시스템 대신 컴퓨터 속 가상 에이전트·가상 환경에서 **interaction** 데이터를 생성하는 방법

Teleoperation

데이터 1건 = 사람 1명 + 시스템 1대
실시간으로 함께 있어야 함

정반대의 접근

사람의 시간이라는 자원 제약 자체를 우회

Simulation

한 번 고품질 시뮬레이터를 구축하면,
그 이후로는 거의 공짜로 거의 무한정 데이터를 생성

초기 구축 비용은 크지만, 이후의 한계비용은 거의 0 에 가깝습니다.

REQUIREMENTS & TRADE-OFF

Simulation 이 성립하려면

1

Realism

물리법칙 · rendering 의 사실성

2

Diversity

장면 · 물체 ·task 의 다양성

3

Scale

dataset 규모

Scalability	Diversity	Cost	Safety

단점 : **Sim-to-Real Gap —** 가상 세계가 현실을 완벽히 재현하지 못합니다.

PIVOT — FROM GENERAL TO DOMAIN

이제, 로봇 도메인에서의 **Simulation**

Simulation 도 로봇 밖에서 이미 널리 쓰입니다. 자율주행은 CARLA·Waymo 의 자체 시뮬레이션으로 실제 주행보다 훨씬 많은 거리를 가상으로 주행하고, 스마트팩토리는 NVIDIA Omniverse 같은 디지털 트윈으로 공정을 미리 검증합니다. 오늘은 로봇 조작 도메인을 골라, RoboCasa 와 RoboCasa365 를 통해 시뮬레이션이 데이터 부족을 어떻게 해결하는지 자세히 보겠습니다.

CASE STUDY — SIMULATION

RoboCasa: 주방을 통째로 시뮬레이션

MuJoCo 기반 RoboSuite 확장 + NVIDIA Omniverse 렌더링 — 25 개 atomic task, 75 개 composite task(LLM 이 설계에 참여)

120 개

주방 장면
(10 평면도 × 12 스타일)

2,509 개

3D 물체
(153 개 카테고리)

400 장

생성 텍스처 (벽 · 바닥 · 카운터 · 캐비닛 각 100 장)
(도메인 랜덤화)

25 + 75

Atomic + Composite
Task

🔗 robocasa.ai

출처 : Nasiriany, Maddukuri et al., "RoboCasa", RSS 2024, arXiv:2406.02523

TASK DESIGN

AI 가 AI 의 문제를 설계하다

1 → 2 → 3 → 4

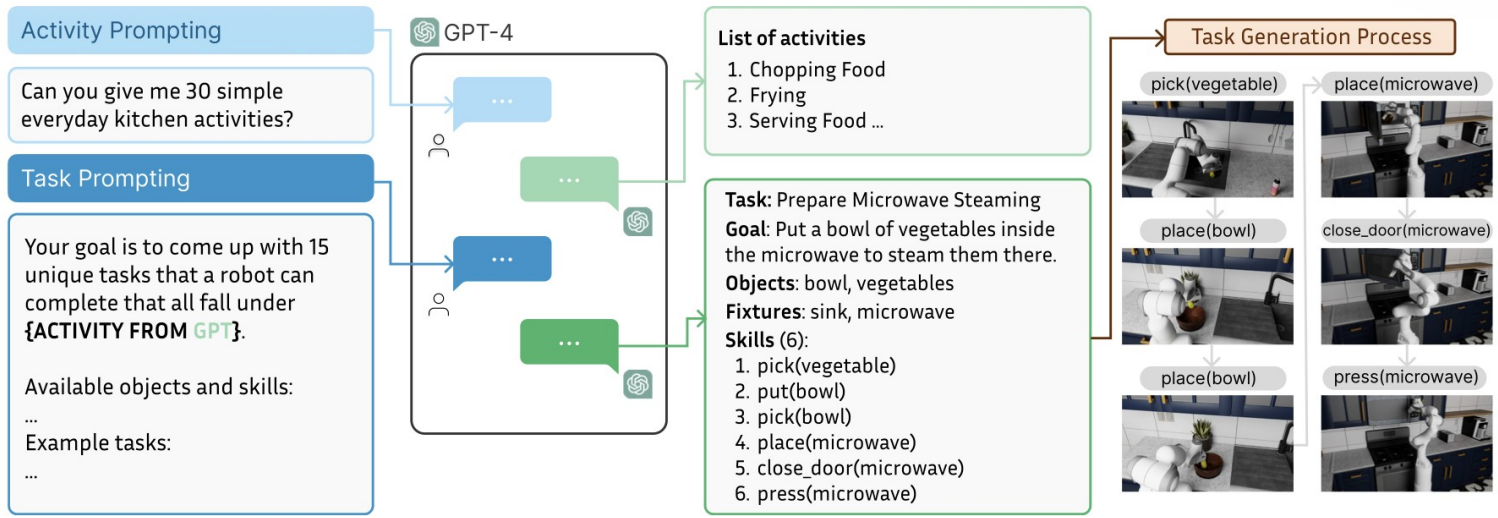
GPT-4 에게 질문 :
주방 고수준 활동은 **?**

20 개 활동 도출
(커피 내리기 등 **)**

GPT-4 · Gemini 1.5 가
75 개 **task** 제안

사람이 논리적
오류만 필터링

LLM 이 인간 중심의 인터넷 콘텐츠로 학습됐기 때문에
인간 행동의 통계적 패턴을 잘 포착한다.



DATA AMPLIFICATION ENGINE

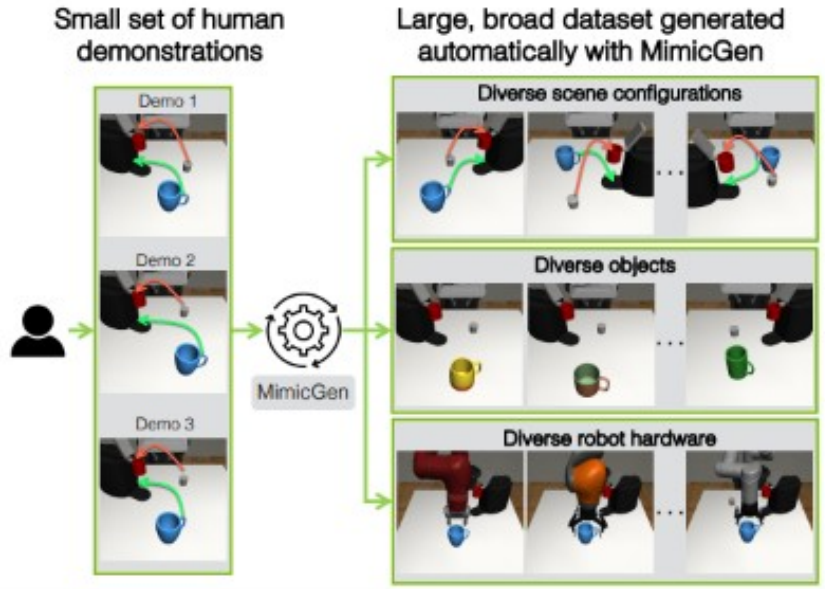
MimicGen: 데이터를 100 배로

1 사람 시범 **1,250** 개 수집

2 물체 중심 구간으로 분할

3 새 위치로 좌표만 변환

4 시뮬레이션 실행, 성공만 채택



1,250 개

사람 teleoperation 시범

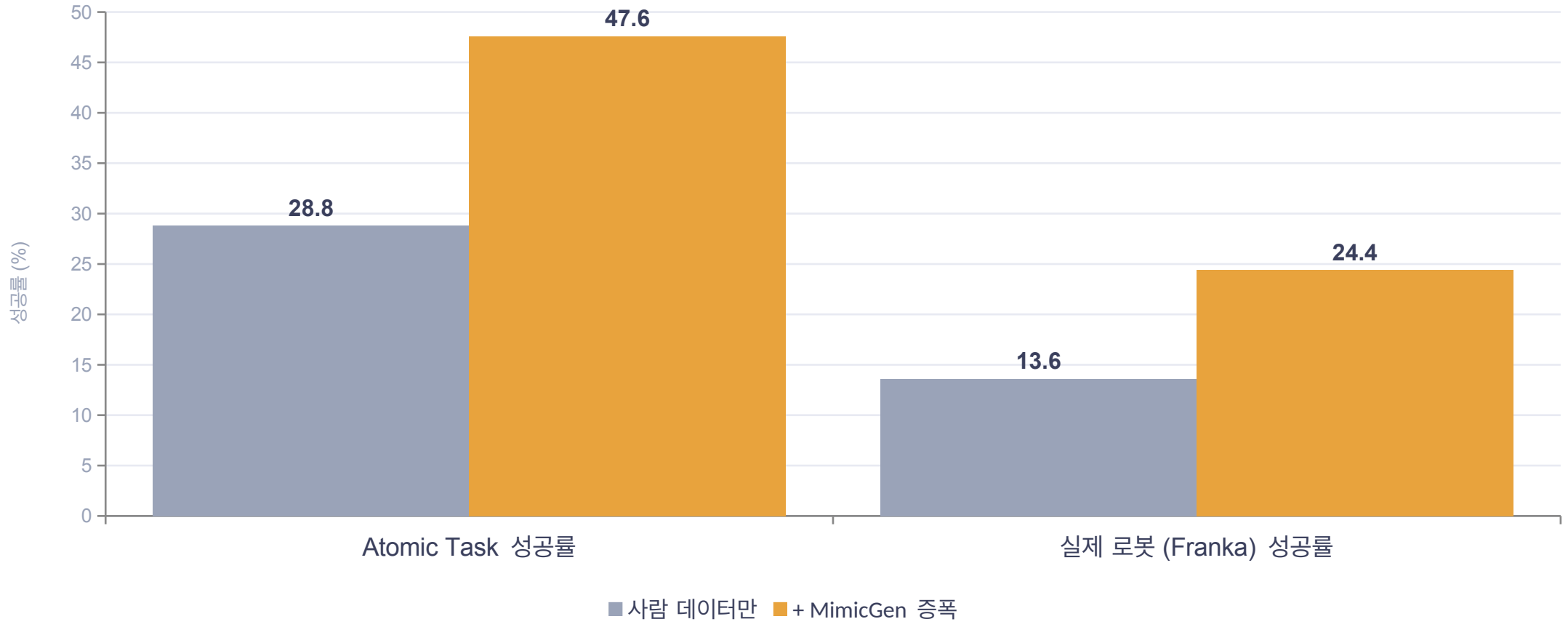
10 만 개 +

MimicGen 증폭 후 총 학습 데이터

출처 : Mandlekar et al., "MimicGen", CoRL 2023

RESULT

시뮬레이션 데이터가 실제 로봇도 개선한다



ROBOCASA365 (ICLR 2026)

다양성의 힘

규모를 365 task · 2,500 장면으로 확장하며, "무엇이 중요한가"를 검증했습니다.

환경 다양성 효과

장면 5 개 → 2,500 개

29.6% → 44.7%

새로운 상황에서의 성공률 (약 50% 상대 개선)

Task 다양성 효과

Task 50 개 → 300 개

23.8% → 32.3%

새로운 composite task 성공률 상승

환경 다양성, 작업 다양성, 데이터 양

LIMITATIONS

Simulation 의 한계

품질 편차

저품질 합성 데이터를 더하면
오히려 성능이 떨어질 수 있음

Catastrophic Forgetting

새 task 를 계속 배우면
이전 task 성공률이 급락
(41.5% → 10.6%)

Sim-to-Real Gap

아무리 정교해도 가상과
현실의 차이는 근본적으로 남음

그럼에도 : 잘 선별된 데이터로 시뮬레이션 사전학습 후 소량의 실제 데이터와 co-training 하면 **61.8% → 79.8%** 까지 향상 — 현실적인 답은 “완전 대체” 가 아니라 “실제 데이터와의 조합” 입니다 .

SUMMARY

Teleoperation 과 Simulation

	Teleoperation	Simulation
핵심 가치	최고 품질의 데이터	저비용 · 대량 확장
단점	사람의 실시간 시간	Sim-to-Real Gap
로봇 사례	RT-X — 표준화 · Positive Transfer	RoboCasa/365 — MimicGen 증폭 · Diversity

Teleoperation 과 **Simulation** 은 따로가 아니라 함께 사용해야 한다.