액시스로보틱스(Axis Robotics)

> *해당 번역본은 이용자가 디지털자산 관련 정보를 편리하게 확인할 수 있도록*
> *단순 참고용으로 번역된 것이며, 투자 권유를 목적으로 하지 않습니다.*
> *그 내용이 정확하지 않을 수 있으므로 정확한 정보 습득을 위해서는*
> *원문을 참고하시거나 원문 작성 주체 측에 문의하시기 바랍니다.*
> *두나무는 해당 번역본 내용의 진실성 및 정확성을 보장하지 않고,*
> *제공된 정보에 의한 투자 결과에 대하여 어떠한 책임도 지지 않으며,*
> *투자 손실은 투자자에게 귀속됩니다*

Axis Robotics란 무엇인가

물리 AI(Physical AI)를 가속하는 누적 증폭형 데이터 엔진(Compounding Data Engine) - 모두의 기여로 구축됩니다.

시뮬레이션에서 로봇을 원격조작하고, 학습된 정책(policy)이 오류를 보일 때 제어권을 넘겨받으며, 모바일 기기와 특수 장비를 통해 현실 세계의 상호작용을 수집합니다. 각 세션은 미래의 로봇을 학습시키는 데이터를 생성합니다. 시뮬레이션 환경은 전적으로 브라우저에서 실행되므로 별도의 하드웨어가 필요하지 않습니다.

하드웨어와 연산 자원은 이미 준비되어 있으며, 물리 AI의 병목은 데이터입니다. 폐쇄된 연구실에서 데이터를 수작업으로 수집하는 방식은 느리고 비용이 많이 들며, 현실 세계에서의 일반화에 필요한 범위의 데이터를 확보할 수 없습니다.

Axis는 물리 AI를 가속하는 누적 증폭형 데이터 엔진(Compounding Data Engine Accelerating Physical AI)으로, 가장 확장성이 높은 두 가지 데이터 원천인 고충실도 시뮬레이션(high-fidelity simulation)과 1인칭 시점 인간 데이터(ego-centric human data)를 통합합니다. 두 파이프라인을 결합함으로써 가장 광범위한 환경 범위를 확보하고, 파운데이션 모델(foundation model) 규모에서 데이터 다양성을 지속적으로 증폭시킬 수 있습니다. 즉, 모든 기여는 다음 정책을 개선하고, 개선된 각 정책은 이후 어떤 데이터를 수집할지 결정합니다. 데이터는 일회성 비용이 아니라 시간이 지날수록 가치가 축적되는 자산이 됩니다.

> *현실 세계를 위한 물리 AI의 확장 - 모두의 기여로 구축됩니다.*

작동 방식

브라우저만 있으면 누구나 기여할 수 있으며, 플랫폼의 모든 작업은 사전학습(Pre-training) → 학습(Training) → 사후학습(Post-training)이라는 하나의 생애주기를 거칩니다.

사전학습: 처음부터 가르치기. 사용자는 시뮬레이션된 로봇 팔을 원격조작하여 컵 집기, 물체 분류, 서랍 열기와 같은 조작 작업을 수행합니다. 각 세션에서는 로봇 관절 상태, 물체 위치 및 자세, 제어 동작, 작업 메타데이터를 시간 순서대로 완전하게 기록한 궤적(trajectory)이 생성됩니다. 이러한 시연 데이터는 해당 작업의 기본 정책(base policy)을 학습하는 데 사용됩니다.

사후학습: 로봇을 교정하기. 정책이 학습되면 해당 작업은 새로운 형태로 다시 개방됩니다. 정책이 스스로 작업을 수행하는 동안 사용자가 이를 관찰하고, 문제가 발생하는 순간 제어권을 넘겨받아 오류를 수정한 뒤 다시 정책에 제어를 돌려줍니다. 이러한 교정 데이터는 정책이 아직 수행하지 못하는 지점을 정확히 포착하며, 이는 로봇 학습에서 가장 가치가 높은 데이터로서 다음 정책 반복(iteration)의 학습에 활용됩니다.

백엔드에서는 모든 궤적을 시뮬레이션에서 재생하여 검증하고 정제한 뒤, IsaacSim 기반 증강(augmentation) 백엔드를 통해 수천 개의 사실적이고 도메인 랜덤화(domain-randomized)된 학습 샘플로 확장합니다. 이러한 샘플은 다양한 작업, 환경, 로봇 형태(embodiment)에 일반화할 수 있는 모델과 모방학습(imitation learning) 정책을 학습하는 데 사용됩니다.

데이터는 더 이상 한 방향으로만 흐르지 않습니다. 학습된 정책의 취약점이 다음에 어떤 작업을 개방할지를 결정하고, 기여자가 제공한 교정 데이터가 다음 정책을 학습시키며, 개선된 정책이 다시 어떤 새로운 데이터를 수집할지를 결정합니다. 하나의 플랫폼과 하나의 커뮤니티를 기반으로 정책이 지속적으로 개선됩니다.

서명된 각 궤적에는 고유한 데이터 ID(Data ID)가 부여되어 Base에 기록되며, 해당 궤적이 생성된 작업과 이를 생성한 기여자 정보도 함께 기록됩니다. 이 세 가지 ID는 함께 검증 가능한 데이터 출처 이력(provenance trail)을 구성합니다.

세 가지 핵심 기반

동일한 세 가지 재사용 가능한 핵심 기반이 사업의 모든 영역을 지원하며, 데이터 출처와 관계없이 일관된 품질을 유지할 수 있도록 합니다.

1. 범용 작업 생성 엔진(Universal Task Generation Engine) - 다양한 시나리오와 세분화된 기능(atomic skill)을 포괄적으로 지속 생성하여 데이터 수집을 촉진합니다.
2. 분산형 글로벌 인력(Distributed Global Workforce) - 데이터 수집의 물리적·지리적 제약을 제거하는 탈중앙화된 네트워크입니다.
3. 통합 처리 파이프라인(Unified Processing Pipeline) - 원시 입력 데이터를 필터링하고 증강·변환하여 고품질의 골든 데이터셋(golden dataset)으로 만드는 하나의 표준화된 시스템입니다.

세 가지 제품

	제품	규모
웹(Web)	**시뮬레이션 데이터 플랫폼(Simulation Data Platform)** - 브라우저 기반 원격조작을 통해 별도의 하드웨어 제약 없이 전 세계적으로 고충실도 시뮬레이션 데이터 수집을 확장	시간당 유효 궤적 10,000개
모바일(Mobile)	**1인칭 시점 데이터 수집(Ego-Centric Data Collection)** - 스마트폰만으로 어디서든 현실 세계의 1인칭 공간 데이터를 수집하여 일상적인 인간 행동을 로봇 학습 데이터셋으로 변환	월 10,000 시간 이상의 유효 데이터
인프라 (Infrastructure)	**데이터-모델 파이프라인(Data-to-Model Pipeline)** - 원시 데이터에서 파운데이션 모델까지 연결하는 중앙 처리 허브로, 통합 처리 계층, 자동 평가 툴킷 및 오픈소스 데이터셋을 제공	-

세 가지 제품과 이들이 속한 플라이휠(flywheel)에 대한 전체 설명은 누적 증폭형 데이터 엔진(The Compounding Data Engine)을 참조하십시오.

주요 수치

2026년 7월 31일 기준

94,000+	2.1M+	2.1M+	1,600+
글로벌 기여자	수집된 궤적	온체인 기록	공개된 작업

살펴보기

데이터 병목(The Data Bottleneck) 물리 AI의 데이터 위기와 이를 해결하기 위해 새로운 방식의 엔진이 필요한 이유를 설명합니다.	데이터 병목
누적 증폭형 데이터 엔진(The Compounding Data Engine) 플라이휠, 세 가지 핵심 기반과 제품, 그리고 이를 뒷받침하는 엔진을 설명합니다.	누적 증폭형 데이터 엔진
시작하기(Getting Started) 계정을 생성하고 몇 분 안에 첫 번째 작업을 완료합니다.	시작하기
사후학습 작업(Post-training Tasks) 로봇이 작업을 수행하는 모습을 지켜보다가 직접 제어권을 넘겨받아 오류를 수정합니다.	사후학습 작업

팀

Berkeley, CMU, UCLA, NTU 출신의 최고 수준 AI 및 로보틱스 연구자들과, 3,000만 명 이상의 사용자를 확보한 소비자용 제품을 성장시킨 연쇄 창업가들로 구성됩니다.

다른 체인에서 서비스를 구축하거나 로봇을 출시하고 있다면 솔루션(Solutions)을 참조하십시오.

웹사이트(Website) · 제품(Product) · X (Twitter) · Discord · Linktree · 문의(Contact)

데이터 병목

물리 AI의 병목은 모델이나 하드웨어가 아니라 데이터이며, 그 격차는 자릿수가 몇 단계나 차이 날 정도로 매우 큽니다.

물리 AI에는 인터넷이 없다

대규모 언어 모델(LLM)은 수십 년 동안 축적된 인터넷 콘텐츠를 기반으로 구축되었습니다. 이 데이터는 수조 개의 토큰으로 구성되고 자유롭게 이용할 수 있으며, 사실상 인간 지식의 거의 모든 영역을 포괄합니다. 이러한 기반이 마련된 이후 남은 과제는 대부분 연산 측면의 문제였습니다. 즉, 연산 자원을 확장하고 추론 성능을 개선하며 반복적으로 모델을 발전시키는 것이었습니다.

물리 AI에는 이와 같은 기반이 존재하지 않습니다. 물리 세계에는 검색 엔진이 색인화한 데이터가 존재하지 않으며, 학습에 활용할 수 있는 "로봇 상호작용의 인터넷"도 없습니다. 현재 이용 가능한 전체 로봇 학습 데이터의 규모는 현대 LLM의 기반이 된 텍스트 말뭉치 규모의 백만분의 1에도 미치지 못합니다. 이는 단순히 롱테일(long-tail) 영역의 데이터가 부족한 문제가 아니라, 전체 분야에서 모든 수준의 기초 데이터 자체가 부족한 문제입니다.

GPT-1의 순간까지 얼마나 남았는가?

언어 모델은 세 단계를 거쳐 발전했으며, 각 단계는 현재 로보틱스가 어느 위치에 있는지를 보여주는 시사점을 제공합니다.

GPT-1은 하나의 방향성을 입증했습니다. 즉, 트랜스포머(Transformer)와 사전학습을 결합한 방식이 효과가 있다는 사실을 보여주었습니다. 이는 규모의 확장이 아니라 가능성에 대한 검증이었습니다.

GPT-2는 약 100억 개의 토큰으로 학습되었으며, 이는 인간의 독서 속도로 환산하면 약 50만 시간에 해당합니다. 이 단계에서 처음으로 창발적 행동(emergent behavior)이 나타났습니다.

GPT-3는 약 3,000억 개의 토큰, 즉 약 1,500만 시간에 해당하는 데이터로 학습되었습니다. 이 정도 규모의 데이터가 없었다면 ChatGPT도, 이후 등장한 발전도 존재하지 않았을 것입니다. 이 단계에서 핵심적인 지렛대는 데이터 선별이 아니라 데이터의 양이었습니다.

로보틱스는 아직 GPT-1에 해당하는 순간에도 도달하지 못했으며, 여전히 합의되지 않은 핵심 요소는 데이터 자체입니다.

- 어떤 사전학습 데이터 분포가 적절한지
- 시뮬레이션 / 현실 / 1인칭 데이터의 비율이 어떻게 구성되어야 하는지
- 동작 해상도(action resolution)를 어떻게 모델링해야 하는지
- 시간적 범위(temporal horizon)가 어느 정도 길어야 하는지

모델은 서로 유사한 방향으로 수렴하고 있으며 알고리즘 역시 성숙해지고 있습니다. 그러나 데이터 구조에 대해서는 아직 합의가 형성되지 않았습니다.

언어 모델과의 비교를 그대로 적용하면 필요한 목표 규모는 매우 명확합니다. 1,500만 시간 분량의 텍스트가 GPT-3를 만들어냈다면, 진정한 범용 물리 AI 파운데이션 모델에는 약 1억 시간 수준의 인간 조작 데이터가 필요할 가능성이 있습니다. 이는 당사의 추정치이며, 한 자릿수 규모의 오차를 허용하더라도 여전히 매우 큰 규모입니다. 언어 모델의 경우와 마찬가지로 이 영역에서도 우선적으로 확보해야 할 요소는 데이터의 양입니다.

세 가지 기준을 동시에 충족해야 하지만, 현재 최고 수준의 데이터셋조차 각 기준에서 몇 자릿수 규모로 부족합니다.

차원	일반화를 위해 필요한 수준	현재 업계 수준
데이터 규모(Data Volume)	조작 데이터 1억 시간 이상 *(대략적인 규모 추정치)*	약 2,000시간 - 업계 선도 데이터셋인 Open X-Embodiment
장면 다양성(Scene Diversity)	10,000개 이상의 서로 다른 물리 환경	한 자릿수 - 전통적인 연구실 기반 데이터 수집
세분화된 기능 (Atomic Skills)	1,000개 이상의 로봇 조작 기능	약 700개 - 현재 벤치마크인 RT-1

두 열 사이의 격차는 제한적이고 불안정한 시연 수준의 로봇과 범용 로봇 지능 사이의 격차를 의미하며, 이러한 이유로 구조화된 조작 데이터에 대한 수요는 향후 2~3년 동안 정체되기보다 지속적으로 증가할 가능성이 높습니다.

격차가 지속되는 이유

연산 자원, 하드웨어 및 알고리즘은 이미 준비되어 있습니다. 물리 AI에 절대적으로 부족한 것은 데이터이며, 세 가지 구조적 요인이 데이터 부족을 지속시키고 있습니다.

이는 점진적으로 해결할 수 있는 수준의 문제가 아닙니다. 범용 지능에 필요한 규모보다 로봇 데이터가 몇 자릿수나 부족한 상태를 지속시키는 구조적 장벽입니다.

데이터가 부족한 알고리즘. 모델 아키텍처와 로봇 하드웨어는 범용 조작을 학습할 수 있을 만큼 충분히 성숙했습니다. 부족한 것은 GPT-1과 같은 단계적 변화를 촉발할 수 있는 대규모의 일상 상호작용 데이터이며, 이러한 변화는 데이터 규모의 확대를 통해 창발적 일반화가 가능해지는 순간을 의미합니다.

물리적 데이터 수집에 갇힌 구조. 현실 세계에서 로봇 데이터를 수집하려면 특수 장비, 안전 시스템, 그리고 같은 공간에서 실시간으로 각 로봇을 담당하는 숙련된 운영자가 필요하기 때문에 하드웨어에 종속됩니다. 이러한 구조는 데이터의 규모와 범위를 모두 제한하며, 파운데이션 모델 수준의 데이터 확장을 구조적으로 어렵게 만듭니다.

일반화에 필요한 다양성 확보 실패. 현실 세계에서의 일반화를 위해서는 물체, 장면, 로봇 형태 및 시점 전반에서 지속적으로 축적되는 다양성이 필요하지만, 수작업으로 수집된 데이터셋만으로는 이러한 수준에 도달할 수 없습니다. 이를 대규모로 확장할 수 있는 유일한 경로는 시뮬레이션과 1인칭 시점 데이터 수집입니다.

자신의 실패를 학습하지 못하는 구조. 더 많은 시연 데이터가 존재하더라도 전문가 궤적만으로 학습된 정책은 전문가가 방문한 상태만 관찰하게 되므로, 정책이 가장 취약한 상황일수록 학습 데이터에서 가장 적게 표현됩니다. 이는 작업 수행 과정에서 오류가 누적되는 공변량 이동 문제(covariate-shift problem)입니다. 이를 해결하려면 정책 자체의 실행을 인간이 감독하면서 정책이 실패하는 정확한 지점에서 이를 교정하는 온폴리시 교정 데이터(on-policy corrective data)가 필요합니다. 이러한 교정 데이터는 전통적으로 한 명의 인간이 한 대의 로봇을 지속적으로 감독해야만 확보할 수 있었으며, 이 때문에 학계와 산업계 전반에서 시급하지만 충족되지 못한 수요로 남아 있습니다.

이러한 모든 장벽은 동일한 결론을 가리킵니다. 해결책은 더 나은 모델이 아니라, 필요에 따라 다양성을 생성하고 하드웨어 없이 데이터를 수집하며 각 정책의 실패를 다음 데이터 배치로 전환하는 근본적으로 새로운 데이터 생산 방식입니다.

> *다음: 누적 증폭형 데이터 엔진 →*

누적 증폭형 데이터 엔진

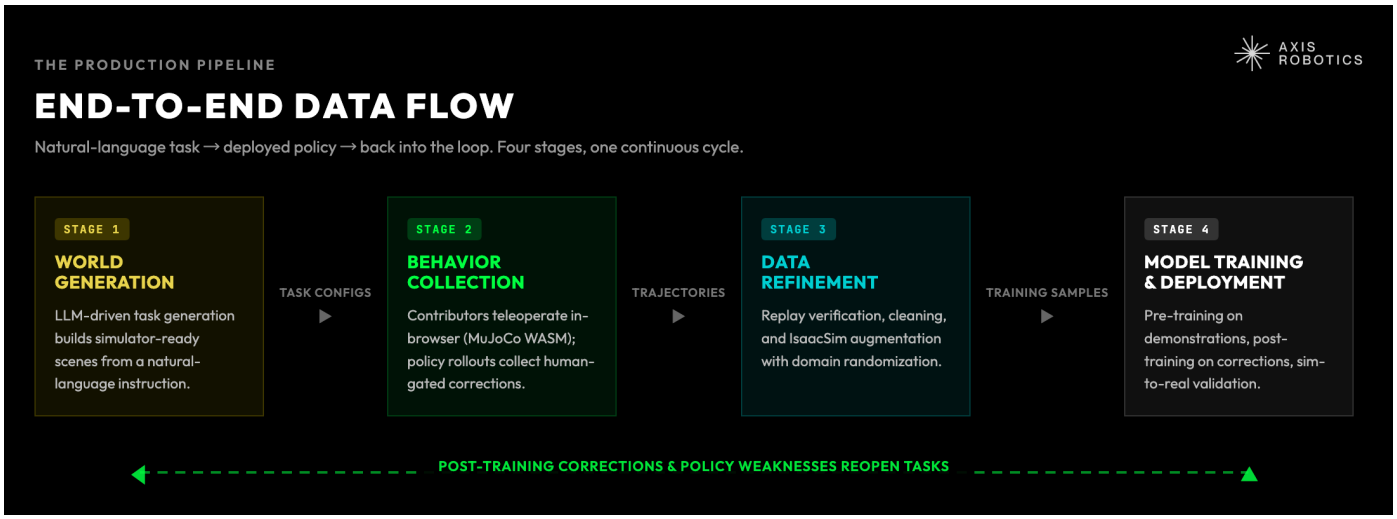
데이터의 가치를 지속적으로 누적시키는 플라이휠, 이를 외부에 제공하는 세 가지 핵심 기반과 세 가지 제품, 그리고 그 아래에서 작동하는 4계층 엔진을 설명합니다.

대부분의 로봇 데이터 파이프라인은 한 방향으로 작동합니다. 데이터를 수집하고, 모델을 학습하고, 배포한 뒤 다시 처음부터 시작합니다. Axis는 누적 증폭형 데이터 엔진(compounding data engine)으로 설계되었으며, 모든 기여가 다음 정책을 개선하고 개선된 각 정책이 다음에 어떤 데이터를 수집할지를 결정하는 폐쇄형 루프(closed loop)를 형성합니다. 데이터는 일회성 비용이 아니라 시간이 지날수록 가치가 증가하는 자산이 됩니다.

이러한 범위의 데이터를 확보할 수 있게 하는 핵심은 가장 확장성이 높은 두 가지 데이터 원천인 고충실도 시뮬레이션과 1인칭 시점 인간 데이터를 통합하는 것입니다. 어느 한쪽만으로는 범용 조작에 필요한 다양성에 도달할 수 없지만, 두 데이터 원천을 결합하면 파운데이션 모델 규모에서 다양성을 지속적으로 증폭시킬 수 있습니다.

이 페이지는 전체 시스템의 구조를 보여주는 지도에 해당합니다. 데이터의 가치를 누적시키는 플라이휠, 이를 외부에 제공하는 세 가지 핵심 기반과 세 가지 제품, 그리고 그 아래에서 작동하는 4계층 아키텍처(four-layer architecture)를 설명합니다. 나머지 각 페이지에서는 이 구조의 개별 요소를 상세히 다룹니다.

데이터가 누적 증폭되는 이유



하나의 연속적인 순환 구조로, 배포 과정에서의 피드백과 정책의 취약점이 다음에 어떤 데이터를 수집할지를 결정합니다.

엔진은 선형 구조가 아니라 순환 구조로 작동합니다.

1. 생성(Generate) - 작업과 환경을 생성하며, 다양한 장면, 물체 및 기능을 수작업으로 구축하는 대신 필요에 따라 생성합니다.
2. 수집(Collect) - 기여자가 시뮬레이션에서 원격조작을 수행하고 현실 세계의 상호작용을 수집하여 시연 및 교정 데

이터를 생성합니다.

3. 처리(Process) - 각 궤적을 검증하고 정제한 뒤 수천 개의 사실적이고 도메인 랜덤화된 학습 샘플로 확장합니다.
4. 학습 및 배포(Train & deploy) - 정책이 데이터를 통해 학습하고 현실 및 시뮬레이션 로봇 플릿(fleet)에서 실행되면서 아직 실패하는 지점을 정확하게 드러냅니다.
5. 피드백(Feed back) - 이러한 실패가 다음에 어떤 작업을 개방할지를 결정하며, 더 어렵고 가치가 높은 데이터를 대상으로 순환이 반복됩니다.

5단계가 다시 1단계의 대상을 결정하기 때문에 이 루프는 자기강화적(self-reinforcing)입니다. 즉, 루프가 반복될수록 각각의 새로운 기여가 갖는 가치도 높아집니다. 학습된 정책의 취약점은 막다른 지점이 아니라 다음 데이터 요청으로 이어집니다.

세 가지 핵심 기반

제품 아래에는 세 가지 재사용 가능한 핵심 기반이 존재합니다. 모든 데이터 사업 영역은 이 기반 위에서 작동하며, 데이터가 어떤 출처에서 생성되었는지와 관계없이 품질을 일관되게 유지할 수 있도록 합니다.

핵심 기반	기능
범용 작업 생성 엔진(Universal Task Generation Engine)	다양한 시나리오와 세분화된 기능을 포괄적으로 지속 생성하여 데이터 수집을 촉진
분산형 글로벌 인력(Distributed Global Workforce)	데이터 수집의 물리적·지리적 제약을 제거하는 탈중앙화 네트워크
통합 처리 파이프라인(Unified Processing Pipeline)	원시 입력을 필터링하고 증강·변환하여 고품질의 골든 데이터셋으로 만드는 하나의 표준화된 시스템

세 가지 제품

세 가지 핵심 기반은 기여자와 고객이 실제로 접하는 세 가지 제품을 통해 외부에 제공됩니다. 세 제품을 함께 활용하면 전체 플라이휠을 포괄할 수 있습니다.

	제품	플라이휠 단계	규모
웹(Web)	**시뮬레이션 데이터 플랫폼 (Simulation Data Platform)**	생성 → 수집 (시뮬레이션)	시간당 유효 궤적 10,000개
모바일(Mobile)	**1인칭 시점 데이터 수집(Ego-Centric Data Collection)**	수집(현실 세계)	개발 중 - 월 10,000시간 이상의 유효 데이터 목표
인프라 (Infrastructure)	**데이터-모델 파이프라인(Data-to-Model Pipeline)**	처리 → 학습	-

작업 생성 엔진이 두 플랫폼에 데이터를 제공하는 방식

기여자가 두 플랫폼 중 어디에서 접하든 모든 작업은 하나의 생성 엔진에서 만들어지며, 이러한 구조 덕분에 데이터 다양성을 우연에 맡기는 대신 의도적으로 설계할 수 있습니다. 엔진은 자연어 명령어를 바탕으로 다섯 개 차원을 조합하여 한계비용을 낮게 유지하면서 기하급수적으로 증가하는 데이터를 생성합니다.

- 로봇 형태(Embodiment) - 단일 로봇 팔부터 휴머노이드까지 13종 이상의 주요 로봇을 지원하는 하나의 네이티브 멀티 로봇 형태 인프라로 구성되며, 새로운 하드웨어를 거의 추가 비용 없이 통합할 수 있습니다.
- 물체(Object) - 단순한 강체 물체부터 가정 및 산업용의 복잡한 관절형 메커니즘까지 전체 조작 범위를 포괄합니다.
- 공간(Spatial) - 로봇이 도달 가능한 전체 작업 공간에서 물체의 배치를 샘플링하는 레이아웃 무작위화(layout randomization)를 적용합니다.
- 의미(Semantic) - 자산 무작위화(asset randomization)를 통해 LLM 수준의 지식을 물리적 다양성으로 변환하고, 각 물체 분류 내에서 다양한 하위 유형을 생성합니다.
- 시각(Visual) - 텍스처, 조명 및 카메라 위치를 절차적으로 무작위화하여 제로샷(zero-shot) 환경에서도 견고하게 작동할 수 있도록 합니다.

웹 - 시뮬레이션 데이터 플랫폼

데이터 수집 방식은 기존의 오프라인·순차적 방식에서 브라우저 기반의 온라인, 전체 플릿 단위, 대규모 병렬(online, fleet-wide, massively parallel) 휴먼 인 더 루프(human-in-the-loop) 엔진으로 전환되었으며, 별도의 하드웨어나 설치가 필요하지 않습니다. 이 플랫폼은 루프의 양쪽 영역 모두를 지원합니다. 즉, 사전학습을 위한 전문가 시연과 실제 정책 롤아웃(policy rollout)에 대해 인간의 개입으로 교정하는 HG-DAgger 기반 사후학습을 모두 수행합니다. 기여자는 별도의 학습 과정 없이 쉽게 사용할 수 있으며, 파트너 입장에서는 하드웨어에 종속되지 않아 어떤 로봇 또는 시뮬레이터와도 플러그앤플레이(plug-and-play) 방식으로 연동할 수 있습니다. 기여자가 실제로 사용하는 제품은 사전학습(Pre-training) 및 사후학습 작업(Post-training Tasks)에 해당합니다.

모바일 - 1인칭 시점 데이터 수집

개발 중(In development) - 로드맵(Roadmap)을 참조하십시오.

현실 세계의 데이터 수집 방식은 비용이 높고 하드웨어 의존적인 장비에서 진입 장벽이 없는 모바일 1인칭 시점 앱(mobile ego-centric app)으로 전환됩니다. 최신(SOTA) 실시간 손 자세 추적 기술과 글로벌 인력 네트워크를 결합하여 일상적인 행동과 특정 분야의 작업 흐름 전반에서 인간의 시각 정보를 대규모로 로봇 동작으로 변환하며, 단일 iPhone부터 다중 카메라 헤드밴드, 손목 카메라 및 UMI 그리퍼(gripper)까지 모듈형 구성을 지원합니다. 결과물은 정밀한 언어 주석(language annotation)이 결합된 4차원 손 자세 복원(4D hand-pose reconstruction) 데이터입니다.

인프라 - 데이터-모델 파이프라인

중앙 처리 허브로서 원시 데이터를 단순히 축적하는 대신 모델 중심 데이터 엔지니어링(model-centric data engineering)을 수행합니다. 다양한 입력 데이터를 학습 가능한 형식으로 변환하는 풍부한 도구를 제공하며, 여기에는 정제(cleaning)(유효하지 않은 데이터 필터링, 흔들림 보정, 공통 주파수로 리샘플링), 시각 요소(카메라, 조명, 텍스처)와 물리 요소(물체 위치, 주변 물체, 질량, 마찰)에 대한 도메인 랜덤화 증강(domain-randomized augmentation), 그리고 주석(annotation)(세그멘테이션, 문맥을 반영한 설명, 텍스트·영상·4D 궤적을 동기화하는 프레임별 세분화 기능 라벨링)이 포함됩니다. 고객은 자동화된 평가 툴킷과 오픈소스 데이터셋을 통해 동일한 계층에 접근할 수 있으며, 원시 데이터부터 파운데이션 모델에 이르는 전체 과정을 수행할 수 있습니다. 보다 구체적인 작동 방식은 데이터 파이프라인(Data Pipeline)에서 확인할 수 있습니다.

제품 ↔ 아키텍처

세 가지 제품은 4개 아키텍처 계층과 동일한 개념이 아닙니다. 제품은 플라이휠의 각 단계를 제품화하여 외부에 제공하는 기능적 접점이며, 아키텍처(architecture)는 그 아래에서 작동하는 엔진으로서 글로벌 데이터 인프라부터 배포까지 이어지는 네 개의 계층 구조로 구성됩니다. 아래 표는 두 구조 간의 관계를 한곳에서 보여줍니다.

제품(기능 제공 접점)	플라이휠 단계	구동되는 아키텍처 계층
웹 - 시뮬레이션 데이터 플랫폼	생성 → 수집(시뮬레이션)	L1 자산, 스키마 및 글로벌 데이터 인터페이스 → L2 구조화된 생성 및 시뮬레이션 모달리티 → L3 사후학습 루프
모바일 - 1인칭 시점 데이터 수집	수집(현실 세계)	L1 모바일 인터페이스 → L2 1인칭 시점 모달리티
인프라 - 데이터-모델 파이프라인	처리 → 학습	L2 모델 조건부 생성(model-conditioned generation) → L3 모델 학습용 데이터 및 모델 학습 → L4 배포 및 롤아웃

각 계층의 작동 방식은 아키텍처(Architecture)에서 확인할 수 있습니다. 위의 세 가지 제품은 *각 제품이 무엇을 수행하고 누구를 대상으로 하는지*를 설명하며, 아키텍처는 *해당 기능이 어떻게 구현되는지*를 설명합니다.

> *다음: 로드맵 →*

로드맵

2026년 주요 이정표와 앞으로의 계획 - 엔진 출시부터 세계 최초의 대규모 DAgger 데이터셋까지.

당사의 로드맵은 데이터 생성부터 모델 학습까지 제품 루프를 완결하는 것과 활발하게 성장하며 전 세계적으로 확장 가능한 개방형 생태계를 구축하는 것이라는 두 가지 핵심 목표를 중심으로 추진됩니다.

2026년 7월 기준 현황. ✅ 표시 항목은 완료되었고, 🚧 표시 항목은 진행 중이며, 향후의 모든 이정표, 운영 지표 및 상업적 수치는 목표치입니다.

단계	일정	초점	핵심 내용
0 - 기반(Foundation)	2026년 1분기 ✅	핵심 루프 검증	브라우저 원격조작 → 정제 → 학습의 엔드투엔드 구현
1 - 엔진 및 데이터셋 (Engine & Dataset)	2026년 2분기 ✅	엔진 출시 + 대표 데이터셋	Franka Sim Dataset - 207개 작업, 50K+ 시연 데이터; LIBERO-Plus에서 π0.5 성능 88.8 달성
2 - 파이프라인 및 글로벌 확장(Pipeline & Global Scale)	2026년 3분기 🚧	V2 폐쇄형 루프 + 글로벌 출시	Axis V2 출시 - 사후학습 작업 운영 개시
향후 6~12개월	2026년 8월 → 2027년 중반	데이터 엔진 × 생태계 × 상용화	세계 최초의 대규모 DAgger 데이터셋 · ARR 100만 달러 이상
장기	-	개방형 인프라	파운데이션 모델, 상호운용 가능한 데이터 시장, 검증 가능한 협업 체계

단계 0 - 기반 (2026년 1분기 ✅)

목표: 브라우저 원격조작 → 데이터 정제 및 개선 → 모델 학습으로 이어지는 엔드투엔드 루프를 검증합니다.

플랫폼

- MuJoCo WASM을 통한 웹 기반 원격조작 - 싱글 플레이어, 키보드 제어
- 작업 로비, 계정 시스템(Privy), 데이터 업로드 파이프라인
- 초기 작업군: 테이블 위 집어 옮기기(pick-and-place), 밀기, 분류

기술

- 통합 궤적 형식 및 장면 구성 스키마
- 기본 데이터 정제 파이프라인(필터링, 평활화, 업샘플링)
- 수집된 데이터로 첫 모델을 학습하고 Axis V1 논문 공개

생태계

- 내부 데이터 수집 및 테스트
- Base에서 온체인 데이터 검증 및 출처 이력 기록 운영 개시

성과 (2026년 1분기)

- "어린 왕자의 장미(The Little Prince's Rose)" - 3일 동안 10,000개 이상의 유효 궤적을 수집하고 이를 정책

으로 학습한 뒤 실제 로봇에 배포하여 작업을 자율적으로 수행했으며, 전체 파이프라인을 검증했습니다.

- 제품 베타(Product beta) - 47개 작업 유형, 20,000명 이상의 사용자, 10일간 약 180,000개의 궤적을 확보했으며, 궤적 단위 점수 산정과 온체인 작업-데이터 연결 기능을 출시했습니다.

단계 1 - 엔진 및 데이터셋 (2026년 2분기 ✅)

목표: 두 번째 핵심 모듈을 대중에 공개하고 업계 벤치마크를 제시하는 대표 데이터셋을 출시합니다.

제품 - 작업 생성 엔진(Task Generation Engine) (API / 웹 서비스)

당사는 작업 생성 엔진을 대중에 공개하여 두 번째 핵심 모듈을 출시할 예정입니다. 데이터 다양성을 창출하는 원동력이자 당사의 핵심 상업 단위인 이 엔진은 시나리오, 세분화된 기능, 작업 내 레이아웃, 자산 무작위화라는 4개 차원에 걸쳐 작업을 생성합니다. 이 엔진은 다양한 주요 로봇 자산, 강체, 관절형 물체로 구성된 방대한 라이브러리를 지원하여 높은 대표성, 확장성, 현실 세계 적용 가능성을 확보합니다.

- 다중 로봇 형태 지원(Multi-embodiment coverage): 단일 팔, 양팔, 정교한 로봇 손, 바퀴형 양팔 로봇, 휴머노이드 형태를 하나의 자산 라이브러리에서 통합 지원

사업 - Franka Sim Dataset 공개

당사는 전적으로 브라우저에서 수집된 시연 데이터를 기반으로 구축한 시뮬레이션 기반 Franka Research 3 데이터셋을 공개했습니다. 이 데이터셋은 7개 장면 유형에 걸쳐 207개의 조작 작업, 50,000개 이상의 인간 시연, 60,000개 이상의 작업 및 장면 변형으로 구성되며, 당사의 "브라우저 + 일반 사용자(Browser + Retail User)" 크라우드소싱 모델을 보여주는 사례이자 플랫폼이 규모, 품질 및 다양성을 동시에 확보할 수 있음을 입증합니다.

성과 - Sim Dataset V1. 해당 데이터셋을 활용해 π0.5를 지속 사전학습한 결과 LIBERO-Plus 성공률이 83.9에서 88.8로 상승했으며, 동일한 데이터 규모로 맞춘 RoboCasa365 대조군보다 31.3포인트 높은 성능을 기록했습니다. 해당 결과는 arXiv:2607.21588에 공개되었습니다.

단계 2 - 파이프라인 및 글로벌 확장 (2026년 3분기 🚧)

목표: 자동화를 통해 데이터-모델(Data-to-Model) 루프를 완결하고 글로벌 운영 기반을 구축합니다.

제품 - 자동 학습 및 검증 파이프라인(Automated Training & Validation Pipeline) *(3분기)*

당사는 엔드투엔드 데이터-모델(Data-to-Model) 파이프라인을 구축하고 있습니다. 사용자는 당사 플랫폼의 데이터를 활용해 모델을 자동으로 학습하고, 학습된 정책의 현실 세계 성능을 원활하게 검증할 수 있게 되어 원시 시연 데이터에서 실제 배포 가능한 모델까지의 루프가 완전히 연결됩니다. 이 루프의 전반부는 V2를 통해 이미 출시되었으며, 아래에서 설명하는 자동 학습 및 검증 기능은 아직 구현 중인 부분입니다.

성과 (2026년 7월) - Axis V2 출시

플랫폼의 단방향 파이프라인이 폐쇄형 루프로 전환되었습니다.

- 사후학습 작업(Post-training tasks) 출시 - 학습된 정책이 브라우저에서 실행되면 기여자가 개입해 이를 교정하고(human-gated DAgger), 해당 교정 데이터는 다음 정책 반복 학습에 사용됩니다.
- Hub 재설계(Redesigned Hub) - 모든 작업이 하나의 생애주기(Pre → Training → Post)를 따라 진행되며, 단계 필터, 시나리오 및 기능 필터, 고밀도 목록 보기를 제공합니다.
- 지원 범위 확대(Broader coverage) - 추가적인 단일 팔 및 양팔 로봇 형태, 관절형 물체, 상태 체크포인트를 활용하는 장기 작업을 지원합니다.
- 더 간편한 조작(Simpler operation) - 재구축된 보다 부드러운 제어 계층에서 엔드 이펙터(end-effector)를 직접 제어할 수 있으며, 그리퍼를 드래그하거나 물체를 더블클릭해 자동으로 사전 파지 위치(pre-grasp pose)에 접근할 수 있습니다.
- 검증된 데이터(Verified data) - 모든 제출 데이터는 승인 전에 시뮬레이션에서 재생되고 물리적 일관성 여부를 검사합니다.

운영 - 글로벌 시장 확장(Global Market Expansion) *(3분기)*

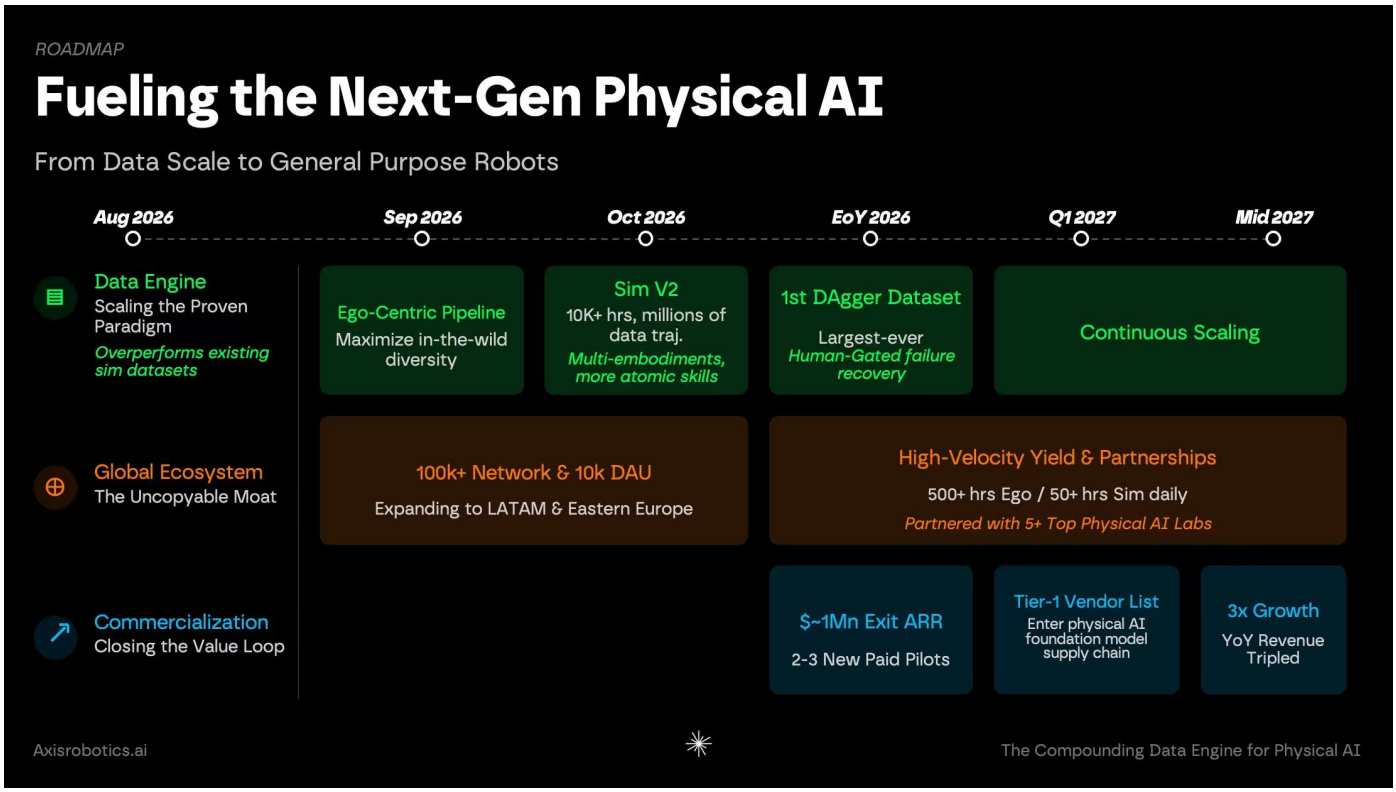
당사는 북미, 유럽, 동남아시아(SEA), 독립국가연합(CIS), 아프리카, 동아시아를 포함한 5~7개 핵심 지역 시장에서 강력한 입지를 구축할 예정입니다. 목표는 대규모 분산형 데이터 수집 커뮤니티, 견고한 데이터 파트너십 네트워크, 고품질 학술·기업 협력을 포함해 확장 가능하고 현지화된 모범 사례를 구축하는 것입니다.

학술 및 상업(Academic & Commercial) *(8월부터)*

- 3D 활용 준비가 완료된 자산 생성과 시뮬레이션-현실 간 격차(sim-to-real gap)를 해결하는 새로운 시뮬레이터를 중심으로 당사의 독자적 파이프라인에 기반한 학술 논문 1~2편을 공개
- 초기 개념증명(POC) 고객을 반복 수익원(recurring revenue streams)으로 전환하기 시작

향후 6~12개월

차세대 물리 AI를 위한 기반 구축 - 데이터 규모의 확대에서 범용 로봇으로. 데이터 엔진의 확장, 생태계 경쟁력 강화, 상업적 루프 완결이라는 세 가지 트랙을 병렬로 추진합니다.



1 • 데이터 엔진 - 검증된 패러다임의 확장

- 1인칭 시점 파이프라인(Ego-Centric Pipeline). 모바일 앱에서 1인칭 시점 데이터를 수집하여 실제 환경에서의 다양성을 극대화합니다.
- 2026년 10월 - Sim Dataset V2. 다양한 로봇 형태와 보다 폭넓은 세분화 기능에 걸쳐 10,000시간 이상의 데이터와 수백만 개의 데이터 궤적을 확보합니다. V1의 성과(LIBERO-Plus에서 π0.5 성능 88.8 달성)를 바탕으로, V2는 대규모의 노이즈가 포함된 크라우드소싱 데이터가 정책 학습을 기하급수적으로 개선한다는 점을 추가로 입증합니다.
- 2026년 말 - 세계 최초의 DAgger 데이터셋. 대규모 인간 개입형(human-gated) 실패 복구 데이터를 공개하여 모델 교정과 관련한 업계의 핵심 데이터 공백을 해소합니다.
- 2027년 1분기 이후 - 세 가지 데이터 스트림 모두를 지속적으로 확장합니다.

2 • 글로벌 생태계 - 모방하기 어려운 경쟁 우위

- 대규모 네트워크(Massive network) (9~10월). 글로벌 기여자 100,000명 이상, 일간활성이용자(DAU) 10,000명 이상으로 확장하고 라틴아메리카(LATAM) 및 동유럽 지역으로 확대합니다.
- 높은 생산 속도(High-velocity yield). 매일 1인칭 시점 데이터 500시간 이상, 시뮬레이션 데이터 50시간 이상을 생성합니다.
- 학술적 영향력(Academic influence). 5곳 이상의 최상위 AI 연구소와 전략적 파트너십을 강화합니다.

3 • 상용화 - 루프의 완결

- 2026년 말 - 연간반복매출(ARR) 100만 달러 이상. 데이터 구독 확대 및 학습 기반 분류 솔루션을 통해 연환산 ARR 100만 달러 이상을 달성합니다.
- 2026년 말 - 유료 파일럿(Paid pilots). 선도적인 하드웨어 및 모델 기업과 추가로 2~3건의 유료 파일럿 계약을 확보합니다.

- 2027년 1분기 - Tier-1 벤더. 최소 한 곳의 Tier-1 물리 AI 파운데이션 모델 기업 데이터 벤더 목록에 공식 진입합니다.
- 2027년 중반 - 3배 성장. 전년 대비 매출 3배 성장을 달성합니다.

장기 - 개방형 인프라

Axis의 장기 비전은 로봇 지능을 위한 개방형 인프라(open infrastructure for robotic intelligence)가 되는 것으로, 데이터, 작업, 모델이 검증 가능한 출처 이력과 명확한 참여 규칙을 기반으로 자유롭게 유통되는 네트워크를 구축하는 것입니다.

체화 지능을 위한 파운데이션 모델(Foundation Models for Embodied Intelligence) 전체 커뮤니티 데이터셋으로 학습된 크로스 로봇 형태(cross-embodiment) 파운데이션 모델을 구축하고, 이기종 하드웨어 간 전이 성능을 검증하며, 지속적인 시뮬레이션-현실 파이프라인을 통해 배포합니다.

개방형 데이터 및 모델 시장(Open Data & Model Markets) 자격을 갖춘 참여자가 정해진 라이선스 조건에 따라 데이터셋이나 정책을 공개할 수 있는 데이터 마켓플레이스와 모델 아레나(model arena)를 구축합니다. 시뮬레이션 서비스(Simulation-as-a-Service)와 증강 서비스(Augmentation-as-a-Service)를 통해 당사의 내부 역량을 산업 전반에서 활용 가능한 제품으로 제공합니다.

검증 가능한 협업 계층(Verifiable Coordination Layer) 온체인 기여 출처 이력을 통해 작업 생성자, 데이터 기여자, 모델 학습자가 공동으로 활용할 수 있는 감사 추적 기록을 제공합니다. 향후 참여 또는 협업 메커니즘은 구체화되는 경우 별도로 설명할 예정입니다.

차세대 인터페이스(Next-Generation Interfaces) 손과 전신을 완전히 추적하는 VR 원격조작을 통해 키보드와 모바일 인터페이스로는 수집할 수 없는 정교한 손동작 및 전신 행동 데이터를 확보합니다.

> *다음: 시작하기 →*

시작하기

계정을 생성하고, 작업을 선택한 뒤, 첫 번째 로봇 원격조작 세션을 완료합니다.

이 가이드에서는 계정 생성, Axis Hub에서 작업 찾기, 첫 번째 세션 완료 과정을 안내합니다.

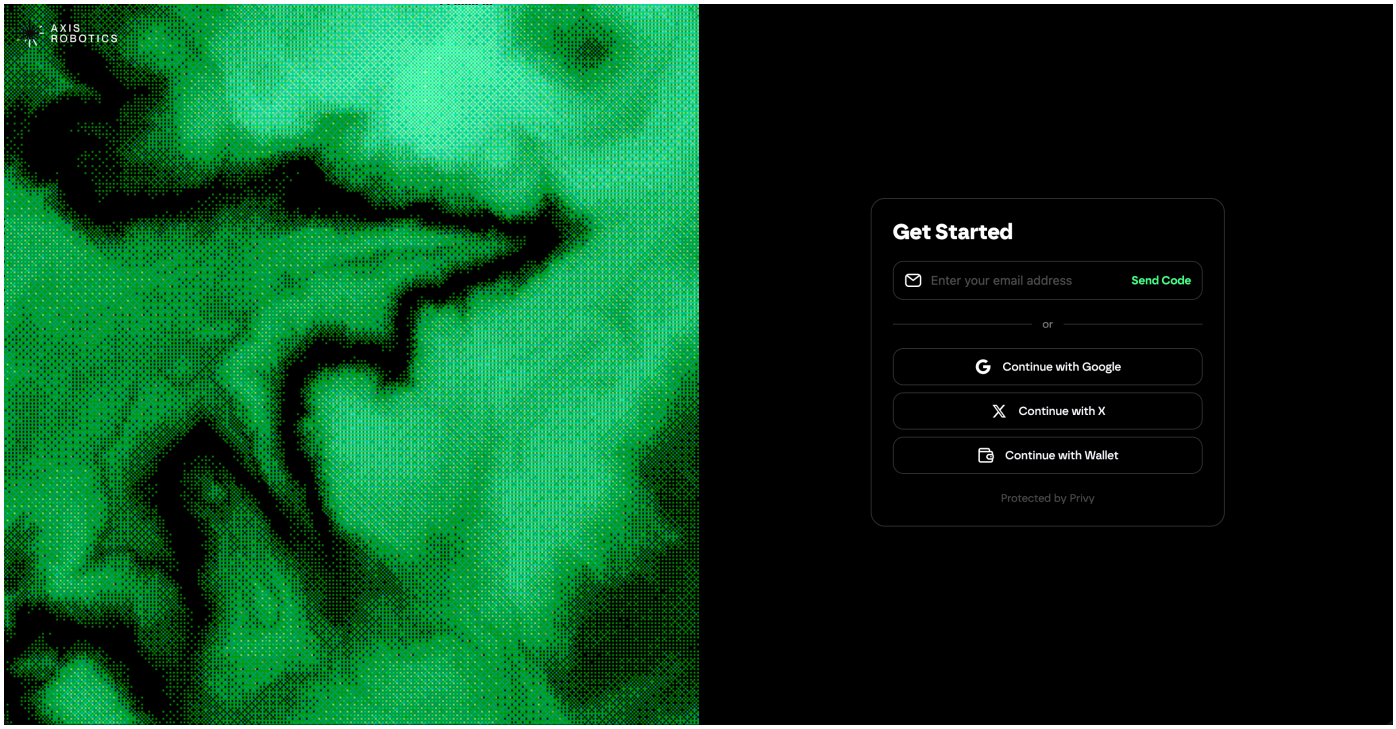
요구사항

- 최신 브라우저(Chrome, Firefox, Safari 또는 Edge)
- 데스크톱 또는 노트북 컴퓨터(Mac, Windows 또는 Linux)
- GPU 불필요 - WebAssembly로 컴파일된 MuJoCo가 브라우저에서 로컬로 시뮬레이션을 실행합니다.
- 온체인 서명을 위한 지갑(지갑이 없는 경우 Privy를 통해 자동 생성)

계정 생성

가입

Axis Hub에 접속해 Privy를 통해 가입하면 이메일, Google 계정, X(Twitter) 또는 기존 지갑으로 인증할 수 있습니다. 별도의 지갑을 연결하지 않는 경우 Privy가 자동으로 지갑을 생성합니다. 이 지갑은 데이터를 온체인에 서명하는 데 사용되며, 요건을 충족한 실행 건에는 Axis 계정에서 포인트(Points)가 지급됩니다.



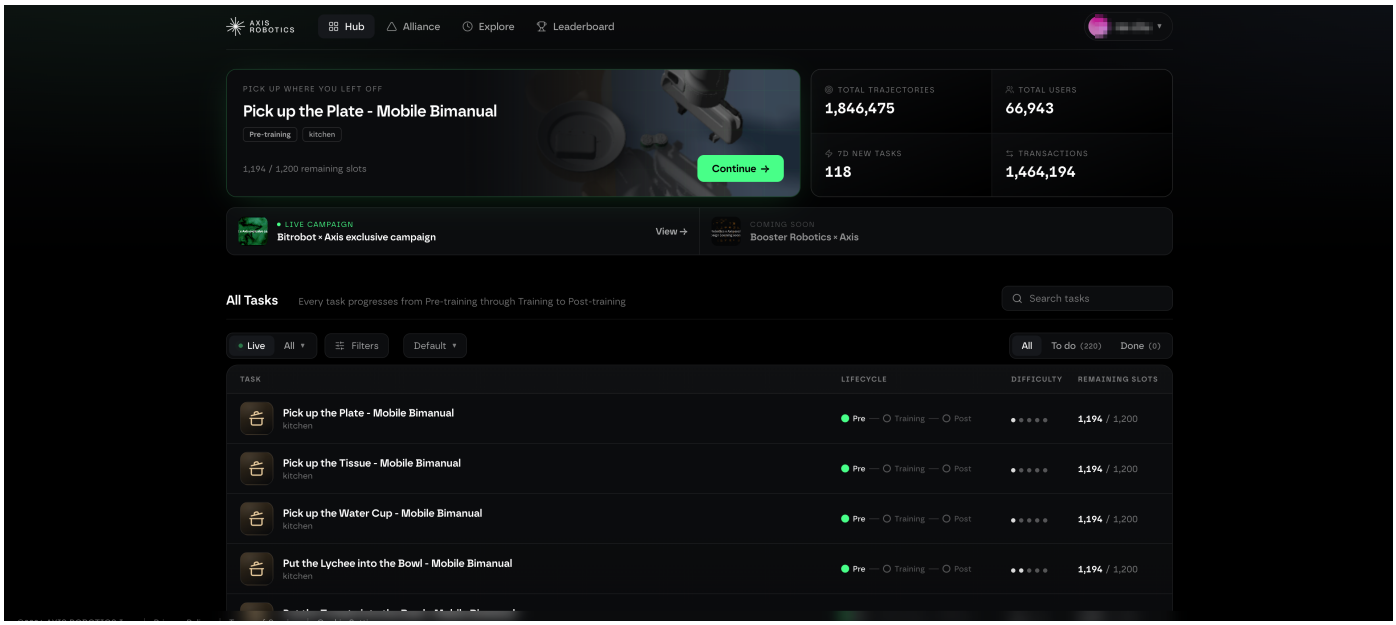
Hub 살펴보기

로그인하면 작업 공간인 Hub에 진입합니다. 가장 최근에 수행한 작업은 상단의 중단한 지점에서 계속하기(Pick up where you left off) 카드에 표시되며, 계속하기(Continue)를 누르면 해당 작업으로 바로 돌아갈 수 있습니다. 그 아래에는 모든 작업이 고밀도 목록으로 표시되며, 각 작업의 시나리오, 생애주기 단계(Pre - Training - Post), 난이도 및 남은 슬롯 수를 확인할 수 있습니다.

자신에게 맞는 작업을 찾을 때는 두 가지 제어 기능을 사용합니다.

- Live | All 토글을 통해 현재 참여 가능한 작업과 전체 작업 목록을 전환할 수 있으며, 단계 메뉴를 이용하면 사전학습(Pre-training) 또는 사후학습(Post-training) 작업만 표시하도록 범위를 좁힐 수 있습니다.
- 필터(Filters) 패널에서는 난이도(1~5개 별, Beginner부터 Expert까지), 시나리오(주방, 가정, 사무실, 작업장 등), 기능(skill)(Pick, Place, Stack, Rotate 등)을 기준으로 작업을 필터링할 수 있습니다.

할 일 / 완료(To do / Done) 전환 기능을 통해 이미 완료한 작업을 확인할 수 있습니다.



작업 시작

원하는 작업을 클릭해 진입합니다. 이후의 진행 방식은 해당 작업의 단계에 따라 달라집니다.

- 사전학습(Pre-training) - 사용자가 직접 로봇을 원격조작하여 작업을 완료하고 시연 데이터를 생성합니다. 사전학습 작업(Pre-training Tasks)을 참조하십시오.
- 사후학습(Post-training) - 학습된 정책이 작업을 수행하는 동안 사용자가 이를 지켜보다가 오류가 발생하면 제어권을 넘겨받아 교정합니다. 사후학습 작업(Post-training Tasks)을 참조하십시오.

두 경우 모두 시뮬레이션 환경은 브라우저에서 직접 로드되며, 인터페이스에는 목표, 수행 단계 및 필요한 모든 제어 기능이 표시됩니다.

결과 확인

작업을 완료한 후:

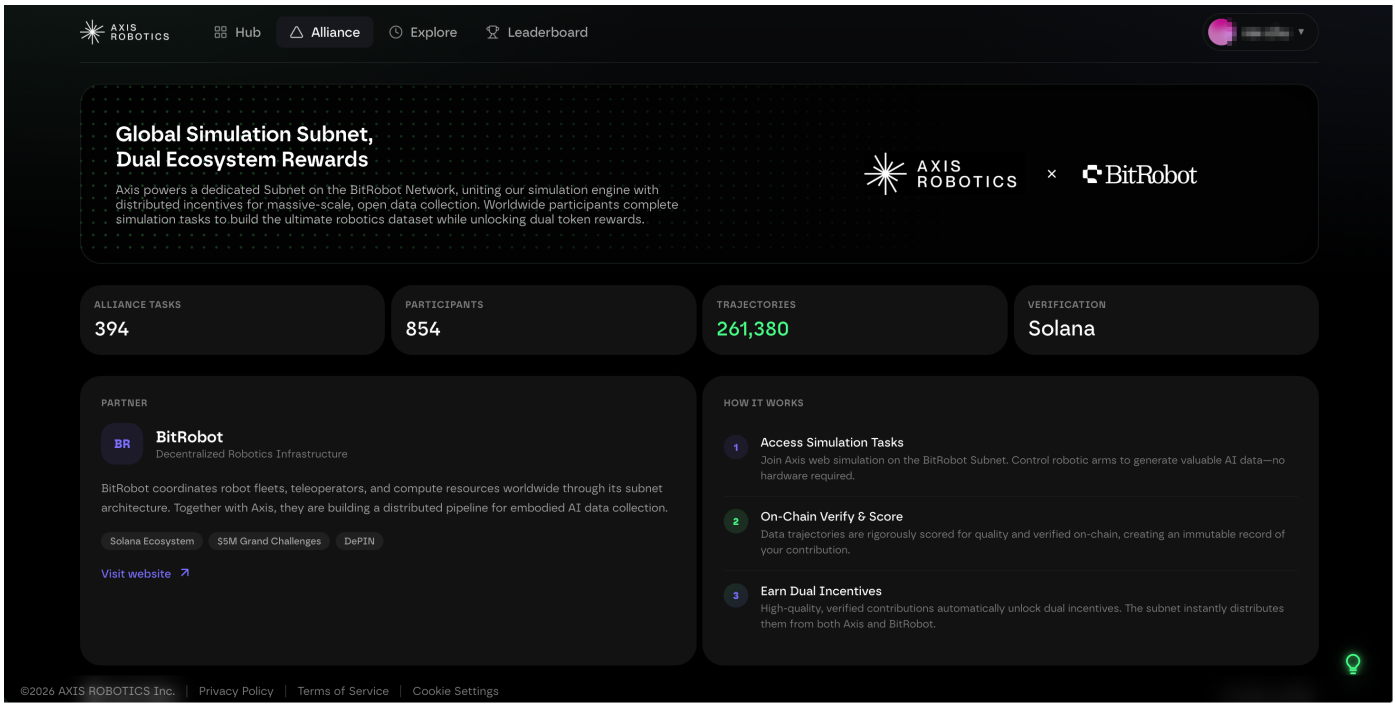
- 성공(Success): 작업 완료(Task Completed) 팝업에 완료 시간이 표시됩니다. 해당 실행 기록은 포트폴리오(Portfolio) 이력에 저장되며, 검증이 완료되면 품질 점수가 표시됩니다.
- 실패(Failure): 즉시 다시 시도할 수 있으며, 실패한 시도는 업로드되지 않고 불이익도 없습니다.

성공한 각 시도는 자체 점수를 가진 독립적인 데이터 항목을 생성합니다. 작업을 반복 수행할 수 있는 경우 해당 작업이 사용자에게 부여하는 가치는 각 점수의 평균입니다. 실행 기록을 온체인에 반영하려면 포트폴리오에서 서명해야 하며, 자세한 내용은 서명 및 검증(Sign & Verify)을 참조하십시오.

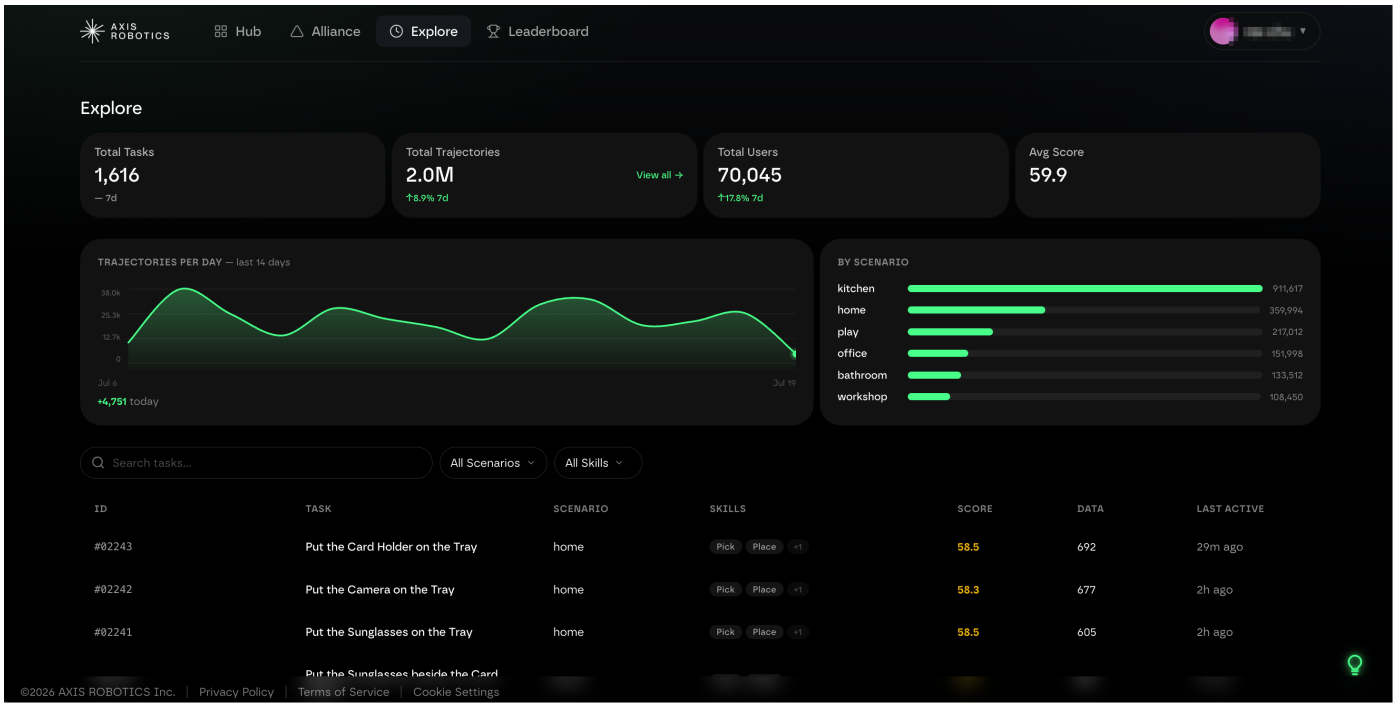
Hub 외 기능

상단 탐색 메뉴에는 세 가지 추가 기능이 있습니다.

Alliance - 생태계 파트너와 공동으로 구축한 작업을 제공합니다. 모든 Alliance 작업은 Axis 포인트와 파트너 보상을 함께 제공합니다. 현재 Alliance는 BitRobot Network에서 전용 서브넷을 운영합니다. 작업 방식(How Tasks Work)을 참조하십시오.



Explore - 플랫폼의 공개 데이터 추적기로, 전체 작업 수, 궤적 수, 사용자 수, 평균 점수, 일별 궤적 수, 시나리오별 분포, 각 작업의 점수 및 데이터 수를 확인할 수 있는 검색 가능한 전체 작업 색인을 제공합니다.



Leaderboard - 플랫폼 전체의 글로벌 기여자 순위입니다.

조작법

작업 공간에서 로봇의 그리퍼를 제어하여 이동 위치, 회전 방식, 물체를 잡는 시점을 조작할 수 있습니다. 로봇 팔을 움직이는 방식은 세 가지이며, 자유롭게 혼합해 사용할 수 있습니다.

마우스

긴 거리를 가장 빠르게 이동하는 방법입니다.

동작	효과
로봇 팔의 **파란색 링을 누른 채 드래그**	현재 시점 평면을 따라 그리퍼 이동
물체 더블클릭	로봇 팔이 자동으로 해당 물체의 사전 파지 자세로 이동
마우스로 궤도 이동 / 화면 이동 / 확대·축소	카메라 시점 조정

직접 제어를 활용하면 정보 가치가 낮은 빈 공간 이동 구간을 생략할 수 있으므로, 사용자는 파지 지점을 선택하고 주변에서 정밀 조정하는 등 중요한 순간에 집중할 수 있습니다.

키보드 - 이동

이동 키는 로봇의 기준 좌표계에서 작동합니다.

키	동작
↑ (UP)	엔드 이펙터를 +X 방향(전방)으로 이동
↓ (DOWN)	엔드 이펙터를 −X 방향(후방)으로 이동
← (LEFT)	엔드 이펙터를 +Y 방향(좌측)으로 이동
→ (RIGHT)	엔드 이펙터를 −Y 방향(우측)으로 이동
E	엔드 이펙터를 +Z 방향(위)으로 이동
D	엔드 이펙터를 −Z 방향(아래)으로 이동

키보드 - 회전

회전 키는 엔드 이펙터의 로컬 좌표계에서 작동합니다.

키	동작
Q / W	롤(Roll) +/- (EE X축을 중심으로 회전)
A / S	피치(Pitch) +/- (EE Y축을 중심으로 회전)
Z / X	요(Yaw) +/- (EE Z축을 중심으로 회전)

그리퍼, 로봇 팔 및 에피소드

키	동작
SPACE	그리퍼 닫기(누르고 있기) / 열기(놓기)
C	활성 로봇 팔 **전환(C)** (양팔 작업에만 해당)
N	체크포인트 저장
B	마지막 체크포인트 복원
V	현재 에피소드 완료 및 저장
R	현재 에피소드 초기화 및 폐기
ESC	모든 에피소드 저장 후 종료

양팔 로봇에서는 한 번에 하나의 로봇 팔을 조작합니다. C 키를 눌러 다른 로봇 팔로 제어권을 넘기면 이후 이동, 회전, 그리퍼 키는 현재 활성화된 로봇 팔에 적용됩니다.

체크포인트(N으로 저장, B로 복원)는 여러 단계로 구성된 긴 작업에서 특히 유용합니다. 하나의 단계를 완료한 후 진행 상황을 저장해 두면 이후 단계에서 문제가 발생했을 때 처음부터 다시 시작하는 대신 해당 지점으로 복원할 수 있습니다. 화면 하단의 민감도 슬라이더를 통해 입력에 대한 로봇 팔의 반응 속도를 조절할 수 있습니다.

다음 단계

- 작업, 단계, 슬롯의 내부 작동 방식을 확인하려면 작업 방식(How Tasks Work)을 참조하십시오.
- 첫 번째 시연을 기록하려면 사전학습 작업(Pre-training Tasks)을 참조하십시오.
- 학습된 정책을 교정하려면 사후학습 작업(Post-training Tasks)을 참조하십시오.
- 실행 기록의 점수 산정 방식과 포인트 구조를 이해하려면 포인트(Points)를 참조하십시오.

작업 방식

작업 생애주기, 슬롯 메커니즘, 완료된 데이터가 학습에 활용되기까지의 과정을 설명합니다.

Axis Hub의 모든 작업은 데이터 바운티(data bounty)입니다. 작업을 완료하면 로봇이 어떻게 제어되었는지, 장면에서 어떤 일이 발생했는지, 작업이 성공했는지를 모두 기록한 완전한 데이터인 궤적이 생성됩니다.

작업 생애주기

모든 작업은 사전학습(Pre-training) → 학습(Training) → 사후학습(Post-training)이라는 하나의 경로를 따라 진행됩니다. Hub의 각 작업 항목에는 해당 작업의 현재 상태를 보여주는 동일한 3단계 표시가 나타납니다.

사전학습

이 단계에서는 인간의 시연 데이터를 수집합니다. 기여자는 처음부터 로봇을 원격조작해 작업을 완료하며, 각 실행은 해당 작업의 데이터셋에 하나의 시연 데이터를 추가합니다.

학습

작업의 시연 데이터 슬롯이 모두 채워지면 수집된 데이터를 기반으로 정책을 학습합니다. 이 단계에서는 작업을 확인할 수 있지만 새로운 실행은 제출할 수 없습니다.

사후학습

학습된 정책이 작업을 수행하는 동안 기여자가 이를 감독하고 교정합니다. 각 실행은 정책의 다음 반복 학습에 사용되는 온폴리시 데이터(on-policy data)인 하나의 교정 기록을 추가합니다.

모든 단계가 완료된 작업은 목록에서 종료(Ended) 상태로 표시됩니다. 두 개의 데이터 수집 단계에서는 플랫폼의 상호보완적인 두 데이터셋이 생성되며, 사전학습을 위한 다양한 시연 데이터셋(demonstration dataset)과 사후학습을 위한 교정 데이터셋(correction dataset)이 이에 해당합니다.

작업 구조

각 작업은 다음 요소로 정의됩니다.

항목	설명
이름(Name)	수행해야 할 작업과 로봇 형태를 표시(예: "접시 집기 - 이동형 양팔 로봇(Pick up the Plate - Mobile Bimanual)")
시나리오 (Scenario)	해당 작업이 속하는 기준 장면 - 주방, 가정, 사무실, 작업장, 욕실, 놀이 또는 일반 - 각 장면에는 고유 아이콘이 있음
기능(Skills)	작업에 포함된 조작 기능: 집기(Pick), 놓기(Place), 쌓기(Stack), 회전(Rotate), 옮기기(Transfer), 정렬(Arrange), 삽입(Insert), 분리(Separate), 도달(Reach)
난이도 (Difficulty)	Beginner, Easy, Medium, Hard 또는 Expert
생애주기 단계 (Lifecycle stage)	Pre - Training - Post 표시
슬롯(Slots)	현재 단계에서 추가로 수용할 수 있는 실행 수
단계(Steps)	작업 인터페이스에 표시되는 순서가 정해진 하위 목표

작업은 작업 생성 엔진을 통해 만들어지며, 이 엔진은 LLM 기반 생성을 활용해 단순한 집어 옮기기부터 서랍이나 캐비닛 문과 같은 관절형 물체가 포함된 여러 단계의 시퀀스까지 다양한 조작 시나리오를 생성합니다. 3단계 이상으로 구성된 장기 작업도 지원하며, 상태 체크포인트를 활용해 긴 실행을 구간별로 기록하고 안정적으로 재현할 수 있습니다.

슬롯: 사용자가 아니라 데이터를 기준으로 계산

슬롯은 현재 단계에 필요한 실행 횟수를 결정합니다. 모든 슬롯이 채워지면 해당 단계가 종료되고 작업은 다음 단계로 진행됩니다.

슬롯은 고유 사용자 수가 아니라 데이터 항목 수를 기준으로 계산됩니다. 어떤 작업에 슬롯이 1,200개 있고 240명의 사용자가 각각 5회씩 실행한다면 총 1,200회에 도달했을 때 해당 단계가 종료됩니다. 각 사용자는 동일한 작업을 최대 5회까지 완료할 수 있습니다.

이 설계는 데이터 처리량을 극대화하도록 구성되어 있습니다. 지속적으로 고품질의 궤적을 생성하는 숙련된 기여자는 더 적은 수의 데이터를 생성하는 여러 기여자만큼 가치가 있습니다.

반복 완료

동일한 작업은 최대 5회까지 완료할 수 있습니다. 각 시도는 고유한 완료 시간과 품질 점수를 가진 독립적인 데이터 항목을 생성하며, 평가를 통과한 모든 항목은 각각의 품질에 따라 개별적으로 학습 데이터 풀에 포함됩니다.

다만 포인트를 계산할 때 각 항목의 점수가 단순 합산되지는 않습니다. 특정 작업이 사용자에게 부여하는 가치는 해당 작업을 완료한 모든 기록의 평균 점수이며, 최고 점수가 아닙니다. 예를 들어 작업 001을 2분 30초에 완료해 보통 수준의 점수를 받고, 다시 시도해 1분 26초에 완료하여 높은 점수를 받더라도 최종 반영되는 것은 두 점수의 평균이며 더 높은 점수 하나만 반영되지 않습니다.

반복 시도는 오히려 손해가 될 수 있습니다. 평균값이 반영되므로 이미 높은 점수를 받은 작업을 다시 시도할 경우 재시도 점수가 기존 점수 이상이 아니면 해당 작업의 가치가 낮아집니다. 단순히 횟수를 늘리기 위해서가 아니라 더 잘 수행하기 위해 작업을 반복해야 합니다. 하나의 작업만 반복하지 마십시오(Don't Farm a Single Task)를 참조하십시오.

캠페인 및 Alliance 작업

표준 작업 목록 외에도 Hub에서는 파트너 협업 작업을 제공합니다.

캠페인(Campaigns). 생태계 파트너와 진행하는 기간 한정 협업으로 Hub 홈페이지의 배너에 표시되며, 현재 진행 중인 캠페인은 참여할 수 있고 예정된 캠페인은 함께 미리 확인할 수 있습니다.

Alliance 작업(Alliance tasks). Alliance 섹션에서는 파트너와 공동으로 구축한 작업을 제공합니다. 요건을 충족하는 모든 Alliance 작업 기여에는 Axis 포인트와 파트너 보상이 함께 지급됩니다. 현재 Alliance는 BitRobot Network에서 운영되는 Axis 전용 서브넷입니다. 전 세계 참여자가 해당 서브넷에서 시뮬레이션 작업을 수행하고, 생성된 궤적은 점수를 부여받아 온체인에서 검증됩니다. Alliance 작업은 사전학습 작업이며 Hub의 일반 작업과 동일한 방식으로 작동하고, 보상 프로그램과 검증 체인만 다릅니다. Alliance 기여 데이터는 Base가 아니라 파트너 체인(BitRobot 서브넷의 경우 Solana)에서 검증된다는 점에 유의해야 합니다.

사용자 데이터의 처리 과정

작업 실행을 완료하면 해당 데이터는 프로덕션 파이프라인으로 전달됩니다.

업로드

클라이언트는 실행 기록(작업 메타데이터 + 장면 구성 + 전체 궤적 기록)을 패키징하여 HTTPS를 통해 백엔드에 업로드합니다.

재생을 통한 검증

제출된 모든 궤적은 시뮬레이션에서 재생되며, 스키마 및 기본 유효성 검사와 함께 물리적 일관성을 검증합니다. 유효하지 않은 제출 데이터는 학습 단계로 전달되지 않으며, 정상적으로 구성된 기여 데이터의 품질이 저품질 데이터로 희석되는 것을 방지합니다.

점수 산정

규칙 기반 성공 여부 검사와 시각언어모델(VLM) 기반 움직임 품질 평가로 구성된 자동 평가가 품질 점수를 부여합니다. 사후학습 실행의 경우 점수에는 제어권 인계 시간도 반영되며, 작업을 완료하는 데 필요한 인간의 개입이 적을수록 더 높은 점수를 받습니다. 평가는 전적으로 알고리즘 방식으로 이루어지며 다른 기여자가 사용자의 실행을 평가하지 않습니다.

서명

포트폴리오에서 승인된 실행 기록을 온체인에 서명합니다. 서명된 각 실행 기록은 고유한 데이터 ID(Data ID)와 함께 Base에 기록되고, 작업 ID 및 기여자 ID와 연결되어 세 정보가 함께 검증 가능한 출처 이력을 구성합니다. 또한 서명해야만 해당 실행 기록이 해당 에포크(Epoch)의 포인트(Points) 통계에 포함되며, 서명하지 않은 실행은 서명하기 전까지 어떠한 보상도 받지 못합니다. 서명 및 검증(Sign & Verify)을 참조하십시오.

루프에 편입

품질 기준을 충족한 시연 데이터는 정제된 후 IsaacSim에서 도메인 랜덤화를 적용해 재생되고 정책 사전학습에 활용됩니다. 교정 데이터는 교정 데이터셋에 통합되어 해당 작업 정책의 사후학습에 사용되며, 이후 업데이트된 정책이 다시 Hub로 돌아와 다음 학습 주기를 진행합니다.

> *다음: 사전학습 작업 →*

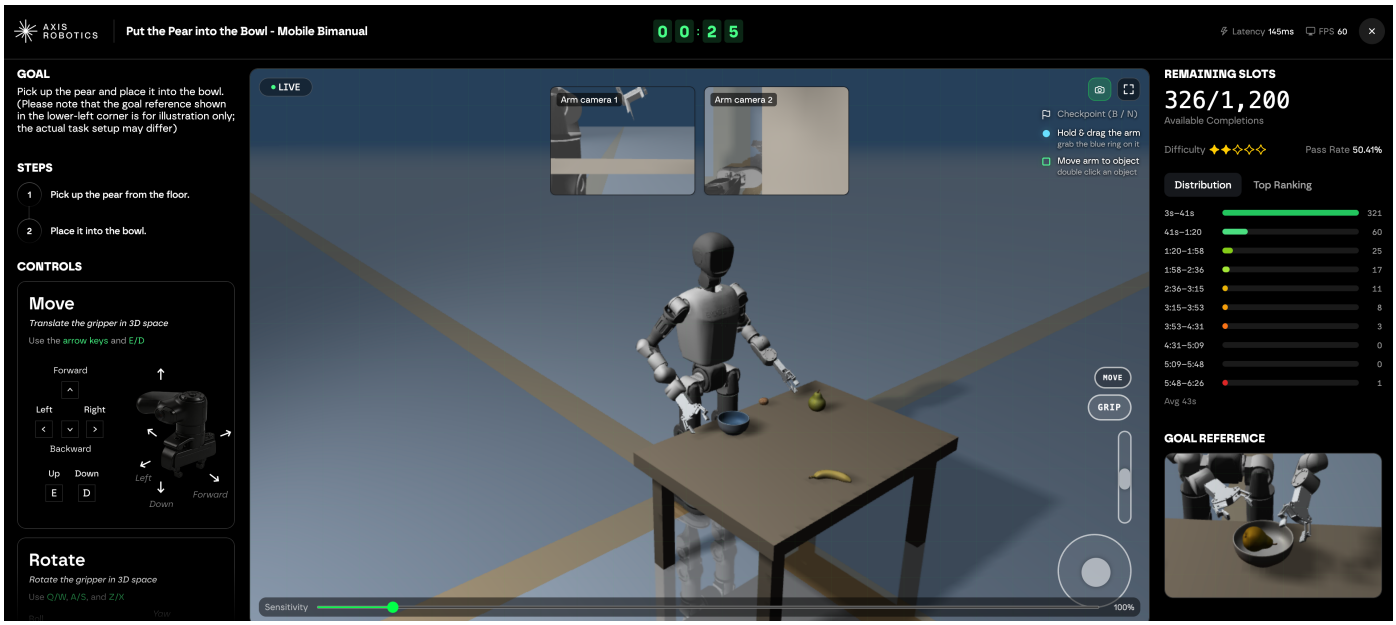
사전학습 작업

사전학습 작업에 진입한 순간부터 사용자의 시연 데이터가 업로드되기까지 어떤 과정이 진행되는지 설명합니다.

사전학습 작업에서는 사용자가 처음부터 로봇을 원격조작하여 작업을 완료합니다. 각 단계를 오류 없이 한 번 수행한 기록이 하나의 시연(demonstration)이며, 이는 해당 작업의 기본 정책을 학습하는 원천 데이터가 됩니다. (이미 학습된 정책이 존재하는 작업에 대해서는 사후학습 작업(Post-training Tasks)을 참조하십시오.)

작업 인터페이스

작업에 진입하면 화면이 전체 화면 보기로 전환됩니다. 시뮬레이션 환경은 MuJoCo(WebAssembly)와 Three.js를 사용하여 실시간으로 렌더링되며, 모든 처리는 사용자의 브라우저에서 로컬로 실행됩니다.



영역	표시 내용
상단 바(Top bar)	작업 이름, 타이머, 지연 시간 및 FPS
왼쪽 패널(Left panel)	목표, 번호가 매겨진 단계, 전체 조작법 안내(고정되어 있으며 스크롤하여 전체 내용을 확인 가능)
중앙(Center)	실시간 시뮬레이터, **로봇 팔 카메라(arm camera)** PIP 화면 및 민감도 슬라이더
오른쪽 패널(Right panel)	남은 슬롯, 난이도, **통과율(pass rate)**, 완료 시간 **분포(distribution)**와 **상위 순위(top ranking)**, 완료 상태를 보여주는 **목표 참고 이미지(goal reference)**

목표 참고 이미지는 최종 상태가 어떤 모습이어야 하는지를 보여주며, 각 실행마다 초기 조건이 샘플링되기 때문에 실제 배치는 약간 다를 수 있습니다.

로봇 제어

사용자는 작업공간(task space)에서 로봇의 엔드 이펙터를 제어하며, 개별 관절이 아니라 그리퍼의 위치와 방향을 조작합니다. 역기구학 솔버(inverse kinematics solver)가 사용자의 목표 위치를 관절 단위 명령으로 변환하고, 실행 과정에서는 관절 공간에서 부드러운 온라인 보간을 적용하므로 양팔 로봇에서도 안정적인 움직임을 유지할 수 있습니다.

세 가지 입력 방식을 자유롭게 혼합하여 사용할 수 있습니다.

- 드래그(Drag) - 로봇 팔의 파란색 링을 누른 채 드래그하여 현재 시점 평면을 따라 그리퍼를 이동합니다.
- 더블클릭(Double-click) - 물체를 더블클릭하면 로봇 팔이 자동으로 해당 물체의 사전 파지 자세(pre-grasp pose)로 이동하므로, 정보 가치가 낮은 빈 공간 이동 구간을 생략할 수 있습니다.
- 키보드(Keyboard) - 방향키와 E/D는 이동, Q/W · A/S · Z/X는 회전, SPACE는 그리퍼 조작, C는 양팔 작업에서 제어할 로봇 팔 전환에 사용됩니다. 전체 조작법 안내(full control reference)를 참조하십시오.

사용자는 궤적에서 실제 조작 정보가 담기는 부분, 즉 파지 지점을 선택하고 그리퍼를 닫기 직전과 직후에 수행하는 정밀 조정에 집중해야 합니다.

긴 작업인가요? 체크포인트를 사용하십시오. 하나의 단계를 완료한 후 N을 눌러 시뮬레이터 상태를 저장하고, 이후 단계에서 문제가 발생하면 B를 눌러 해당 상태를 복원할 수 있으므로 전체 실행을 처음부터 다시 수행할 필요가 없습니다. 이러한 기능을 통해 여러 단계로 구성된 작업을 실용적으로 기록할 수 있습니다.

실시간 피드백

작업을 수행하는 동안 단계 추적기가 진행 상황을 따라갑니다. 시스템이 각 단계의 완료를 감지하면 해당 단계가 표시되며, 예를 들어 "물체 집기(Object picked up)" → "물체를 목표 구역으로 이동(Object moved to target zone)" → "물체 배치 성공(Object placed successfully)"과 같은 순서로 진행됩니다.

백엔드에서는 각 제어 틱(control tick)마다 전체 시뮬레이터 상태를 기록합니다.

- `q_robot[t]`: 로봇 관절 상태 및 속도
- `action[t]`: 사용자의 제어 명령
- 초기 장면 상태(물체 자세 및 물리 상태)는 시드가 부여된 스냅샷(seeded snapshot)으로 기록

실행에 시드가 부여되고 전체 상태가 기록되기 때문에 모든 물체의 움직임을 포함한 전체 장면을 결정론적으로 다시 시뮬레이션할 수 있습니다. 이러한 특성으로 인해 재생 기반 검증이 가능합니다. 이 데이터가 사용자의 궤적을 구성합니다.

작업 완료

시스템은 성공 조건이 충족되는 시점을 자동으로 감지하며, 일반적으로 대상 물체가 제약 조건을 위반하지 않은 상태에서 목표 영역에 도달하는 경우를 의미합니다(예: 치명적인 충돌이 없고 물체가 온전하게 유지됨).

성공하면 작업 완료(Task Completed) 팝업에 완료 시간이 표시되고, 사용자의 궤적이 자동으로 패키징되어 업로드됩니다. 품질 점수는 이 팝업에 포함되지 않으며, 실행 기록이 재생을 통해 검증된 후에만 부여되어 포트폴리오의 기록(History) 탭에 해당 실행과 함께 표시됩니다(사용자 데이터의 처리 과정(What Happens to Your Data) 참조).

즉시 다시 시작하여 또 다른 시연을 기록할 수 있습니다. 별도의 대기 시간은 없으며, 각 작업은 사용자당 최대 5회까지 완료할 수 있습니다. 분포(distribution) 패널에서 자신의 완료 시간이 다른 기여자와 비교해 어느 수준인지 확인하거나, 상위 순위(Top Ranking)에서 가장 빠른 실행 기록을 확인할 수 있습니다.

작업 실패

실패 조건은 두 가지뿐입니다.

1. 시간 제한 초과(Time limit exceeded) - 시간 제한이 있는 작업의 경우.
2. 슬롯 소진(Slots filled) - 작업을 수행하는 동안 남은 데이터 슬롯이 모두 다른 참여자에 의해 채워진 경우.

실패한 시도는 업로드되지 않으며 사용자에게 불이익도 없습니다. 슬롯이 모두 소진되지 않았다면 즉시 다시 시도할 수 있습니다.

더 나은 데이터를 위한 팁

신중하게 조작하십시오. 급하게 반복적으로 수정하는 움직임보다 부드럽고 의도적인 움직임이 더 높은 품질의 궤적을 생성합니다. 정제 파이프라인이 흔들림을 제거하지만, 처음부터 깨끗한 입력을 제공할수록 더 좋은 학습 데이터가 만들어집니다.

로봇 팔이 이동을 대신하도록 하십시오. 대상 물체를 더블클릭해 빈 공간 이동을 자동으로 처리한 뒤, 정책에 실제 조작 방법을 학습시키는 구간인 파지 단계에서 직접 제어하십시오.

횟수를 늘리기 위해서가 아니라 개선하기 위해 재실행하십시오. 첫 번째 시도에서는 작업을 익힐 수 있고 이후 시도는 대체로 더 빠르고 안정적으로 수행할 수 있습니다. 그러나 해당 작업의 가치는 최고 점수가 아니라 완료 기록의 평균으로 계산되므로, 기존 기록보다 더 잘 수행할 수 있다고 예상될 때만 다시 시도하십시오.

단계 사이에 체크포인트를 저장하십시오. 여러 단계로 구성된 작업에서는 각 단계를 완료한 후 N을 눌러 저장하면 후반부의 한 번의 실수로 전체 실행 기록을 잃는 것을 방지할 수 있습니다.

> *다음: 사후학습 작업 →*

사후학습 작업

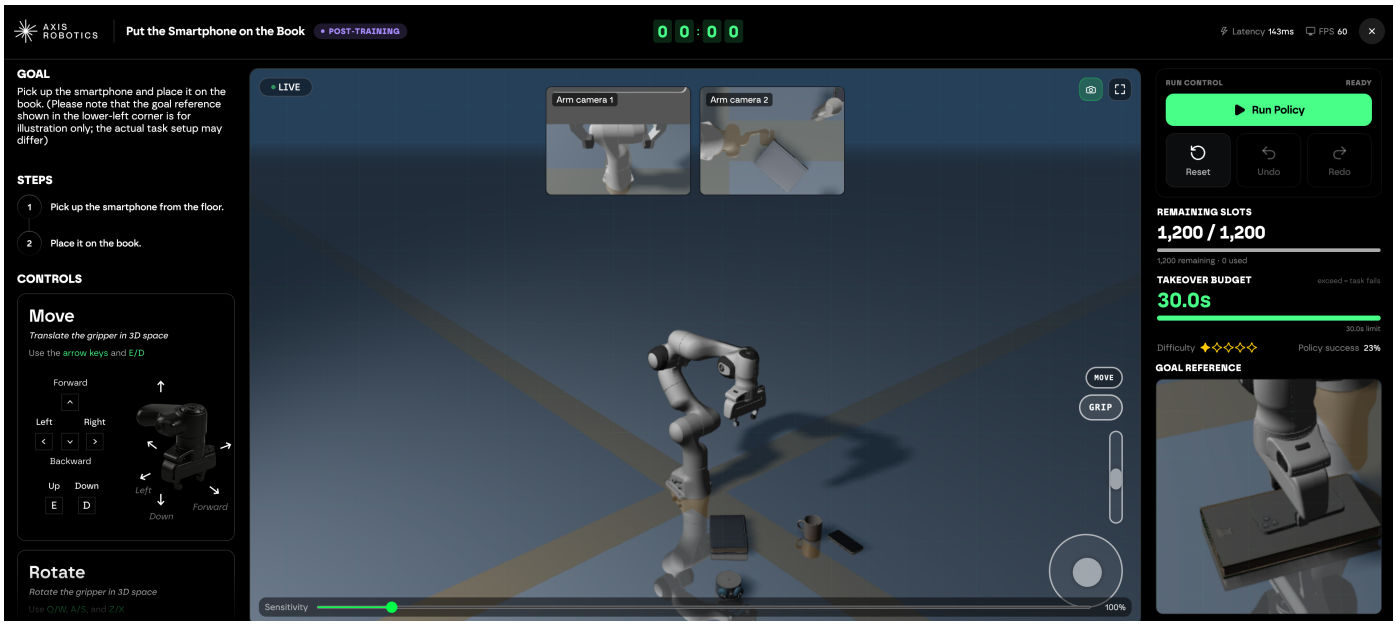
로봇이 작업을 수행하는 모습을 관찰한 뒤 제어권을 넘겨받아 오류를 수정하는 사후학습 세션의 작동 방식을 설명합니다.

사전학습 작업에서는 사용자가 처음부터 로봇에게 작업 수행 방법을 보여줍니다. 사후학습 작업(post-training task)에서는 로봇이 이미 작업 방법을 알고 있지만 완벽하지는 않습니다. 기여자의 시연 데이터를 기반으로 학습된 정책이 스스로 작업을 수행하고, 사용자의 역할은 정책이 오류를 보이는 순간 이를 포착하여 실수를 수정한 뒤 다시 제어권을 정책에 돌려주는 것입니다.

사용자의 교정 데이터는 플랫폼에서 가장 가치가 높은 데이터입니다. 정책이 아직 처리하지 못하는 상황을 정확하게 포착하며, 정책의 다음 반복 학습에 활용되기 때문입니다. 이후 개선된 정책은 다시 자신이 처리하지 못하는 새로운 상황에 도달하고, 이러한 상황이 다음 사후학습 작업을 정의합니다. 이 순환 구조의 이론적 배경은 모델 학습(Model Training)을 참조하십시오.

세션

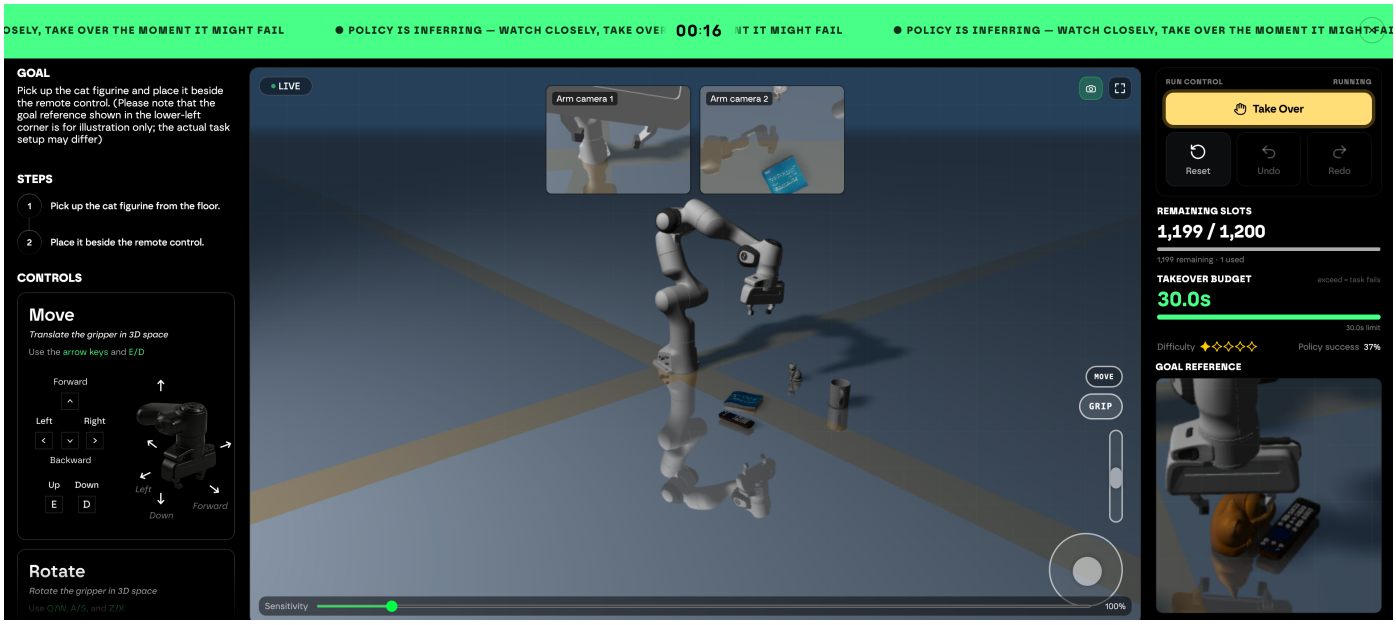
사후학습 작업은 목표, 단계, 조작 방식, 시뮬레이터가 모두 사전학습 작업과 동일하지만, 오른쪽에 실행 제어(Run Control) 패널이 추가됩니다.



시작 준비 상태: 실행 제어 패널이 수동 시작 기능을 대체합니다.

정책 실행

정책 실행(Run Policy)을 누릅니다. 사용자가 관찰하는 동안 로봇이 자율적으로 작업 수행을 시작합니다. 상태 배너에는 정책이 추론 중이라는 안내와 함께, 작업을 면밀히 관찰하고 실패할 가능성이 보이는 순간 제어권을 넘겨받으라는 메시지가 표시됩니다.



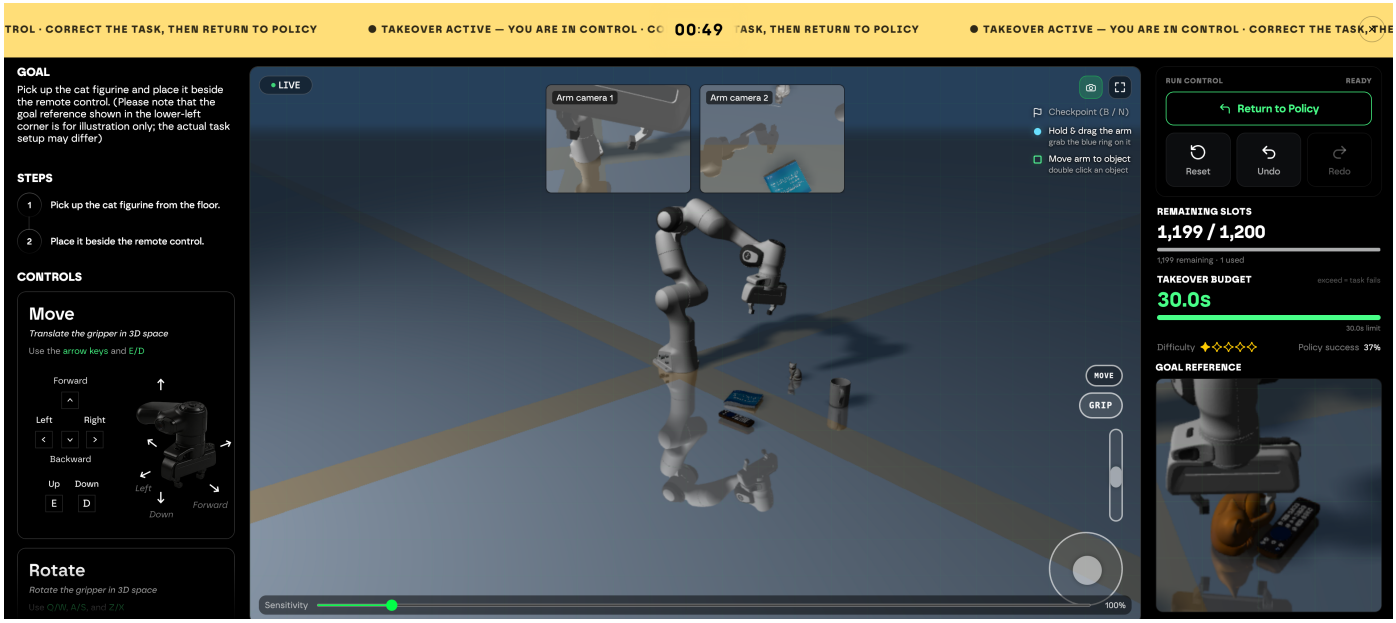
정책이 로봇을 제어하며, 버튼은 제어권 인계(Take Over)로 변경됩니다.

제어권 인계

잘못된 접근, 불안정한 파지, 잘못된 물체 선택 등 정책이 실패할 것으로 보이는 순간 제어권 인계(Take Over)를 눌러 수동 제어권을 확보합니다. 개입 *시점*을 판단하는 것이 핵심입니다. 너무 일찍 개입하면 정책이 스스로 처리할 수 있었던 상태에 제어권 인계 예산을 낭비하게 되고, 너무 늦게 개입하면 실제 실패가 발생합니다.

교정

이제 사용자가 직접 제어하며, 키보드, 로봇 팔의 파란색 링을 누른 채 드래그, 물체 더블클릭을 통한 그리퍼 자동 이동 등 사전학습에서 사용하는 전체 조작 방식을 활용할 수 있습니다. 정책이 잘못 수행한 부분을 수정하여 위치를 재조정하거나 다시 파지하고 해당 단계를 완료합니다. 조작 중 실수가 발생하면 실행 취소(Undo) 또는 다시 실행(Redo)을 사용하거나, 초기화(Reset)를 눌러 실행을 처음부터 다시 시작할 수 있습니다.



제어권 인계 활성화 상태: 작업을 교정한 뒤 다시 정책에 제어권을 돌려줍니다.

정책으로 복귀

로봇이 다시 정상적인 상태로 돌아오면 정책으로 복귀(Return to Policy)를 누릅니다. 정책이 다시 실행을 시작하고 작업을 이어갑니다. 이후 다시 오류가 발생하면 사용자가 다시 제어권을 넘겨받을 수 있으며, 작업이 완료되거나 실패하면 세션이 종료됩니다.

제어권 인계 예산

각 세션에는 30초의 제어권 인계 예산(takeover budget)이 있으며, 이는 한 번의 실행에서 여러 번 제어권을 넘겨받는 경우를 모두 합산하여 사용자가 수동 제어에 사용할 수 있는 총 시간입니다. 사용자가 직접 제어하는 동안에는 계속해서 카운터가 감소합니다.

예산을 초과하면 작업이 실패합니다. 작업 완료 전에 30초를 모두 소진하면 시스템이 해당 실행을 자동으로 실패 처리합니다. 빠르게 대응하여 필요한 순간에 명확하게 개입하고 최소한의 교정만 수행한 뒤 다시 제어권을 정책에 돌려주어야 합니다.

이 예산은 형식적인 제약이 아니라 데이터의 가치를 만들어내는 핵심 요소입니다. 교정 데이터셋은 정책이 작업 대부분을 수행하고 인간이 정책에 부족한 부분만 보완하기 때문에 가치가 있습니다. 장시간 제어권을 넘겨받으면 교정이 다시 시연으로 바뀌게 되며, 시연 데이터는 사전학습 작업에서 수집해야 합니다.

세션 점수 산정 방식

작업은 반드시 완료되어야 합니다. 이는 절대적인 규칙이며, 위의 30초 제어권 인계 예산이 이를 강제합니다. 예산을 초과한 실행을 포함해 완료되지 않은 실행에는 점수와 포인트가 모두 부여되지 않습니다.

완료된 실행에서는 두 가지 요소가 점수를 결정합니다.

1. 궤적 길이(Trajectory length). 정책이 작업을 수행한 시간을 포함해 전체 실행 시간이 길어질수록 기본 점수가 낮아집니다. 160개 샘플, 즉 0.2초마다 하나의 제어 명령이 기록되는 기준으로 32초에 도달하면 기본 점수는 0이 됩니다.
2. 정책 제어 비율(Policy control ratio). 전체 실행에서 정책이 직접 제어한 비중이 높을수록 점수도 높아집니다. 사용자의 제어권 인계 시간이 짧을수록 유리합니다.

```
Base Score  = clamp(1.6 − N / 100, 0, 1) × 100

Final Score = Base Score × (Policy Control Ratio) ^ 0.75
```

N은 궤적에 포함된 제어 명령의 개수입니다.

정책이 인간의 개입 없이 작업을 완료하는 실행이 가능한 최상의 결과이며, 이는 해당 시나리오에서 정책이 정상적으로 작동한다는 사실을 검증합니다. 정확한 실패 지점에서 한 번의 짧고 정밀한 교정만 수행하는 실행이 그다음으로 좋은 결과입니다. 작업 패널의 정책 성공률(Policy success)을 확인하면 현재 정책이 자체적으로 얼마나 자주 작업을 완료하는지 파악할 수 있습니다.

서명 가능 여부와 점수 산정은 별개의 개념입니다. 물리 검증과 작업 검사를 통과하면 궤적을 서명할 수 있고, 점수는 그 위에서 실행 효율성을 측정합니다. 실제로 작업을 완료한 실행이라도 160개 샘플을 초과했거나 최종 점수가 1 미만이어서 온체인에서 0으로 반올림된 경우 점수가 0이 될 수 있습니다.

구조적으로 재현 가능

정책은 물리 시뮬레이션이 실행되는 동일한 브라우저에서 직접 실행되므로 관측과 행동 사이에 서버를 왕복하는 과정이 없습니다. 모든 롤아웃(rollout)에는 시드가 부여되어 초기 장면 상태와 정책의 실행을 재현할 수 있으므로, 사용자의 교정 기록 역시 기록된 그대로 정확하게 재생하고 검증할 수 있습니다. 이러한 특성은 교정 데이터가 학습 데이터로서 매우 효과적인 이유이기도 하며, 각각의 교정이 정확하고 복원 가능한 실패 상태에 연결되기 때문입니다.

슬롯과 완료 횟수 제한은 다른 모든 작업과 동일하게 적용됩니다. 각 세션은 하나의 슬롯을 사용하고 동일한 작업을 최대 5회까지 완료할 수 있으며, 해당 작업의 가치는 최고 점수가 아니라 이 완료 기록들의 평균으로 계산됩니다.

더 나은 교정을 위한 팁

정책이 스스로 수행하도록 두십시오. 작은 흔들림이 나타났다고 바로 제어권을 가져오지 마십시오. 정책이 어려운 순간을 스스로 처리할 수 있는지 확인하는 것이 바로 시스템이 검증하려는 대상입니다.

실패가 발생하는 지점에서 개입하고 그 이전에는 개입하지 마십시오. 가장 가치가 높은 교정은 정책이 실제로 잘못된 행동을 시작하는 정확한 상태에서 이루어집니다.

최소한으로 교정하고 즉시 제어권을 돌려주십시오. 오류를 수정하고 로봇을 정책이 다시 처리할 수 있는 상태로 되돌린 뒤 제어권을 반환하십시오. 제어권 인계 예산과 점수 체계 모두 효율적인 교정을 우대합니다.

당황하지 말고 실행 취소를 사용하십시오. 교정 도중 발생한 실수도 제어권 인계 예산을 소모합니다. 전체 실행을 초기화하는 대신 실행 취소를 사용하고 계속 진행하십시오.

> *다음: 서명 및 검증 →*

포인트

사용자의 제출 데이터가 포인트로 전환되는 방식, 포인트를 결정하는 다섯 가지 요소, 제출 데이터의 점수 산정 방법 및 포인트 확정 시점을 설명합니다.

포인트는 사용자가 Axis에 기여한 내용을 기록하는 수단입니다. 제출 데이터는 사용자가 온체인에 서명한 후부터 집계되며, 포인트는 에포크(Epoch)라고 하는 2주 단위 기간을 기준으로 확정됩니다.

포인트 시스템(Point System)은 현재 운영 중입니다. 포인트는 Axis Hub에서 완료한 작업과 사용자가 초대한 기여자의 활동을 통해 획득할 수 있습니다. 포인트는 양도할 수 없으며 토큰이 아니고 현금으로 교환할 수도 없습니다.

포인트를 결정하는 요소

다섯 가지 요소가 사용자의 포인트 총합에 영향을 미칩니다.

요소	측정 대상
수량(Volume)	완료한 유효 작업의 수
난이도(Difficulty)	수행한 작업의 난이도로, **별 1~5개**로 평가
점수(Score)	서명된 각 제출 데이터의 품질 – 아래에서 상세 설명
다양성(Diversity)	수행한 작업이 **시나리오(scenarios)** 및 **기능(skills)** 전반에 얼마나 폭넓게 분포하는지
추천(Referrals)	사용자가 초대한 기여자가 실제로 생성한 데이터

앞의 네 가지 요소는 단순한 체크리스트가 아닙니다. 어느 한 요소만으로 전체 점수가 결정되지 않으며, 특정 요소를 소홀히 하면 전체 포인트가 낮아집니다. 즉, 하나의 시나리오에서 사소한 작업 100개를 수행하는 것보다 어렵고 다양하며 높은 품질로 수행한 소수의 작업이 더 높은 가치를 갖습니다.

추천과 관련하여: 직접 초대한 사용자만 인정되며, 이들이 실제로 생성한 데이터만 기준이 됩니다. 작업을 한 번도 완료하지 않은 계정은 아무런 기여로 인정되지 않으며, 단순히 초대한 인원수만으로는 포인트가 부여되지 않습니다.

Alliance 작업 – 생태계 파트너와 공동으로 구축된 작업 – 에는 Axis 포인트와 파트너 보상이 함께 부여됩니다. 캠페인별 조건이 적용됩니다. 작업 방식(How Tasks Work)을 참조하십시오.

제출 데이터의 점수 산정 방식

다섯 가지 요소 가운데 네 가지는 에포크 전체를 기준으로 집계됩니다. 점수(Score)는 제출 데이터별로 산정되며, 제출 데이터가 검증된 후 한 번 부여되고 이후 에포크 총점에 반영되는 다섯 가지 요소 중 하나로 사용됩니다.

완료된 각 작업은 하나의 제출 데이터를 생성하며 각각 독립적으로 평가됩니다.

```
작업 완료 → 궤적 업로드 → 재생을 통한 검증 → 점수 부여
```

점수 산정은 처음부터 끝까지 알고리즘으로 이루어지며 다른 기여자가 사용자의 제출 데이터를 평가하지 않습니다. 각 궤적은 세 가지 평가 단계를 거칩니다.

기본 유효성 및 재생 검사

스키마 유효성과 궤적 무결성을 검사하여 데이터가 손상되거나 일부가 누락되지 않았는지 확인하고, 장면 설정을 다시 로드할 수 있어야 합니다(자산 ID가 유효하고 설정을 정상적으로 파싱할 수 있어야 함). 이후 모든 제출 데이터는 시뮬레이션에서 재생되어 물리적 일관성을 검사하며, 유효하지 않은 데이터는 학습 단계로 전달되지 않습니다.

규칙 기반 성공 여부 검사

최종 물체 자세가 목표 영역 안에 위치했는지 확인합니다. 로봇이 치명적인 충돌을 피했는지 확인합니다. 작업별 제약 조건이 준수되었는지 확인합니다.

VLM 기반 평가

시각언어모델(vision-language model)이 주요 프레임을 자연어 목표와 비교하여 움직임이 무작위가 아니라 목적에 맞게 이루어졌는지 평가합니다.

세 평가 단계의 결과는 하나의 품질 점수인 `Q(traj)`로 통합되며, 이 점수는 해당 데이터가 학습 풀에 포함될 수 있는지를 결정하고 학습 풀 내 궤적의 가중치를 설정하며, 점수 요소를 통해 해당 제출 데이터가 사용자의 포인트에 얼마나 기여하는지를 결정합니다.

더 높은 점수를 받는 요소

사전학습 제출 데이터는 시연의 성공 여부, 효율성, 움직임의 부드러움을 기준으로 평가됩니다.

사후학습 제출 데이터에는 하나의 절대 규칙이 적용되고 두 가지 요소를 기준으로 점수가 산정됩니다. 절대 규칙은 작업을 반드시 완료해야 한다는 것이며, 30초 제어권 인계 예산이 이를 강제하여 해당 시간을 모두 소진하면 실행은 즉시 실패 처리되고 점수와 기여도 모두 인정되지 않습니다. 완료된 실행에서는 궤적 길이가 길어질수록 점수가 낮아지고, 전체 실행 중 정책이 직접 제어한 비중이 높아질수록 점수가 높아집니다. 정책이 가장 취약한 지점에서 최소한으로 정밀하게 개입하는 데이터가 교정 데이터셋에 필요한 데이터입니다. 사후학습 작업(Post-training Tasks)을 참조하십시오.

점수가 부여되지 않는 항목

- 실패한 시도(업로드되지 않으며 불이익 없음)
- 스팸성 또는 무작위 행동(자동 평가에서 탐지)
- 중복 또는 거의 동일한 궤적(데이터 수집 단계에서 탐지)
- 작업별 제한 횟수를 초과한 제출 데이터 - 하나의 작업만 반복하지 마십시오(Don't Farm a Single Task) 참조

포인트를 가장 빠르게 높이는 방법

포인트는 사용한 시간이 아니라 생성한 데이터를 기준으로 합니다. 다음 세 가지 요소는 파이프라인에서 가장 부족한 데이터와 직접 연결되기 때문에 포인트를 가장 빠르게 높입니다.

더 어려운 작업을 수행하십시오. 어려운 시연 데이터는 정책이 아직 실패하는 영역에서 생성되므로 여러 개의 쉬운 작업보다 더 높은 가치를 갖습니다.

더 많은 작업을 수행하십시오. 수량은 다른 요소가 작용하는 기반이며, 에포크 내에서 서명된 모든 제출 데이터가 여기에 추가됩니다.

다양하게 수행하십시오. 다양성은 사용자가 수행한 작업의 시나리오와 해당 작업에 포함된 기능이라는 두 축으로 측정됩니다. 하나의 기능으로 여러 시나리오를 수행하거나 하나의 시나리오에서 여러 기능을 수행하는 경우 다양성 점수는 낮은 수준에 머무릅니다. 정책은 반복이 아니라 다양한 분포를 통해 일반화됩니다.

하나의 작업만 반복하지 마십시오

현재 Hub에서는 계정당 각 작업의 완료 횟수를 5회로 제한하며, 해당 작업에서 인정되는 점수는 최고 점수가 아니라 모든 완료 기록의 평균입니다. 따라서 이미 높은 점수를 받은 작업을 반복하면 해당 작업이 사용자에게 제공하는 가치가 오히려 낮아질 수 있습니다. 품질이 낮은 반복 기록 몇 개만 추가되어도 평균 점수가 하락하기 때문입니다. 단순히 횟수를 늘리기 위해서가 아니라 더 높은 품질로 수행하기 위해 작업을 반복해야 합니다.

이 제한은 플랫폼이 이미 운영된 이후에 도입되었으므로 제한이 없었던 시기의 기여 내역에는 하나의 규칙이 적용됩니다. 각 작업별로 평가를 통과한 특정 주소의 최초 10개 제출 데이터만 인정됩니다. 실패한 제출 데이터는 이 허용 횟수에 포함되지 않습니다. 열 번째 유효 제출 이후의 모든 데이터는 점수 산정, 포인트 및 모든 보상 통계에서 제외되며, 제한 횟수를 크게 초과해 작업을 반복한 주소에는 페널티 계수(penalty factor)가 적용됩니다.

작업 슬롯은 한정되어 있습니다. 하나의 주소가 반복 작업으로 슬롯을 채우면 서로 다른 파지 방법이나 다른 실패 사례를 제공했을 다른 기여자의 참여 기회가 줄어들고, 결과적으로 해당 작업 데이터는 현실성과 다양성이 부족한 편향된 상태로 수집되어 학습에 적합한 데이터가 되지 못합니다. 동일한 작업군에서 더 많은 데이터를 생성하고 싶다면 그다음 작업을 수행하십시오.

포인트 지급 방식

포인트는 포인트 시스템 출시 시점인 2026년 7월 29일 16:00 UTC에 실시된 소급 적용 스냅샷(retroactive snapshot)을 기준으로 두 단계로 나누어 지급됩니다. 해당 시점 이전에 서명된 모든 데이터는 한 번에 소급 지급되었으며, 이후 서명된 데이터는 에포크별로 정산됩니다.

단계	대상	빈도
1 · 소급 지급(Retroactive)	스냅샷 **이전**에 기록된 모든 서명 거래	1회, 이미 지급 완료
2 · 에포크 발행(Epoch Emission)	스냅샷 **이후**에 서명된 모든 데이터	2주마다, 계속 진행

단계 1 - 소급 지급

사용자의 과거 기록도 인정됩니다. 스냅샷 이전에 서명한 모든 거래는 한 번 집계되어 단일 소급 지급 방식으로 포인트가 부여되었으며, 다시 수행해야 할 작업은 없습니다. 완료했지만 서명하지 않은 작업은 기록되지 않았기 때문에 해당 소급 지급에 포함되지 않았습니다. 이 단계는 종료되었습니다.

단계 2 - 에포크 발행

스냅샷 이후부터 포인트는 2주 단위 기간인 에포크(Epoch)별로 지급됩니다. 에포크는 중단 없이 연속해서 진행되므로 별도의 시작일까지 기다릴 필요가 없으며 에포크 사이에도 공백이 없습니다.

마감 - 금요일 00:00 UTC

각 에포크는 금요일 00:00 UTC에 마감됩니다. 이 시점은 지급 시점이 아니라 계산 범위를 결정하며, 해당 기간 안에 서명된 모든 데이터가 집계 대상이 됩니다.

지급 - 다음 월요일 12:00 UTC

계산 및 정산은 주말 동안 진행됩니다. 포인트는 다음 월요일 12:00 UTC에 사용자 계정으로 지급됩니다.

포인트는 누적됩니다. 각 에포크의 포인트가 기존 총합에 추가됩니다. 초기화되거나 만료되는 포인트는 없습니다.

서명된 제출 데이터만 인정

두 단계 모두 동일한 조건을 적용합니다. 제출 데이터는 온체인에 서명되어야만 인정되며, 거래가 Base에 기록되어야 합니다. 작업 완료가 마지막 단계가 아니라, 서명이 마지막 단계입니다.

어떤 에포크에서 작업을 완료했더라도 서명하지 않은 상태로 두면 해당 에포크에서는 아무런 포인트도 획득하지 못합니다. 이후 서명하면 실제로 서명한 에포크에 포함되므로 늦게 서명한다고 포인트를 잃지는 않지만 지급 시점만 늦어집니다. 포트폴리오에서 한 번의 클릭으로 서명할 수 있으며, Base의 가스비는 1센트의 극히 일부에 불과하고 가스리스(gasless) 캠페인이 진행 중인 경우에는 해당 비용도 전액 지원됩니다. 서명 및 검증(Sign & Verify)을 참조하십시오.

예정된 커뮤니티 분배

Axis는 향후 커뮤니티 기여자 에어드롭(Community Contributor Airdrop)에서 포인트를 하나의 입력 요소로 활용할 계획입니다. 포인트를 보유하고 있다는 사실만으로 자격, 배정량 또는 분배가 보장되지 않으며, 포인트 시스템은 토큰 잔액, 전환 비율 또는 청구 권리를 설정하지 않습니다.

자격 요건, 배정 방식, 일정, 지역별 이용 가능 여부 및 청구 조건은 실제 청구 이벤트가 진행되기 전에 별도로 공개될 예정입니다. 이와 별개로 사용자가 서명한 제출 데이터는 기여 내용을 보여주는 온체인 기록으로 계속 남으며, 서명 및 검증(Sign & Verify)과 데이터 출처 이력(Data Provenance)을 참조하십시오.

더 자세히 알아보기

- 사용자의 포트폴리오, 통계 및 배지: 서명 및 검증(Sign & Verify)
- 기여 내역을 온체인에 기록하는 이유: 데이터 출처 이력 및 기여 기록(Data Provenance & Contribution Records)

아키텍처

폐쇄형 루프 물리 AI 데이터 플라이휠(Closed-Loop Physical AI Data Flywheel) - 글로벌 데이터 인프라부터 현실 세계 배포까지 이어지는 네 개의 계층 구조입니다.

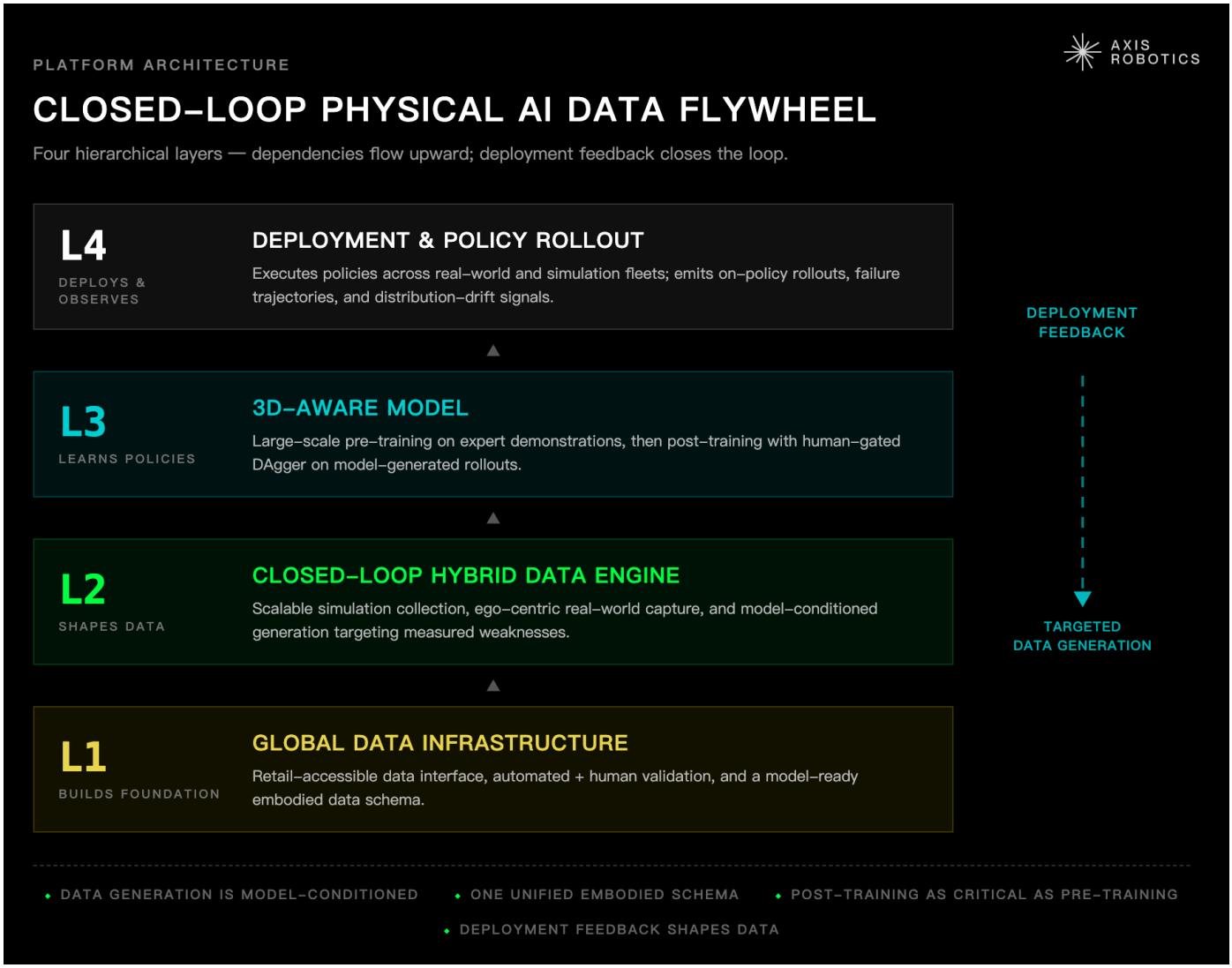
폐쇄형 루프 물리 AI 데이터 플라이휠

현대의 물리 AI 모델은 체화 파운데이션 모델(embodied foundation model)과 월드 모델(world model)을 막론하고 모델 용량이 아니라 데이터 루프의 구조에 의해 제약됩니다.

Axis는 이러한 제약을 중심으로 설계된 수직 통합형 인프라로서 다음을 지원합니다.

- 구조화된 대규모 체화 데이터 생성
- 모델 조건부 피드백 최적화(model-conditioned feedback optimization)
- 배포를 기반으로 한 지속적인 개선

시스템은 기반 인프라부터 현실 세계 배포까지 포괄하는 네 개의 계층 구조로 구성됩니다.



4계층 플라이휠: 의존 관계는 상위 계층으로 이어지며, 배포 피드백이 루프를 완결합니다.

계층 1 - 글로벌 데이터 인프라

기반 계층은 확장 가능하고 표준화되며 방어 가능한 데이터 생성 역량을 제공합니다. 이 계층은 기여자 접근, 품질 관리 및 표현 정렬(representation alignment)을 관리합니다.

1.1 일반 사용자 접근형 글로벌 데이터 인터페이스

웹, 데스크톱 및 모바일 플랫폼을 통해 접근할 수 있는 낮은 진입 장벽의 휴먼 인 더 루프(human-in-the-loop) 상호작용 계층입니다. 이 인터페이스를 통해 전 세계에 분산된 기여자는 다음을 수행할 수 있습니다.

- 일상적인 체화 상호작용 수집
- 시나리오별 작업 지침 수행
- 모델 롤아웃에 대한 교정 시연 제공

시스템은 규모, 지리적 다양성 및 작업 매개변수화를 고려해 설계되어 지속적으로 확장되는 체화 상호작용 네트워크를 형성합니다.

> *제품 내 구현: 시작하기(Getting Started) · 사전학습 작업(Pre-training Tasks) · 사후학습 작업(Post-training Tasks). 웹 인터페이스는 시뮬레이션 작업을 지원하며, 일상적인 1인칭 시점 데이터 수집 기능은 현재 개발 중인 모바일 앱을 통해 제공될 예정입니다.*

1.2 자동 + 인간 데이터 검증

모든 궤적은 다음과 같은 다단계 검증 파이프라인을 거칩니다.

- 자동화된 궤적 점수 산정
- 실패 감지 및 이상 데이터 필터링
- 교정 감독을 위한 인간 검증

추가적으로 모델-정책 격차 분석(model-policy gap analysis)을 통해 교정 가치가 높은 샘플을 식별합니다. 따라서 데이터셋은 단순히 양을 늘리는 방식이 아니라 품질을 기준으로 확장됩니다.

> *상세 내용: 데이터 파이프라인(Data Pipeline) · 제출 데이터의 점수 산정 방식(How a submission is scored)*

1.3 모델 학습용 체화 데이터 스키마

시뮬레이션과 현실 세계의 모든 데이터는 하나의 통합 체화 스키마로 정규화됩니다. 해당 스키마는 다음을 표준화합니다.

- 장면 표현
- 행동 궤적
- 4D 손 자세 시퀀스
- 하위 작업 단위의 시간적 정렬

이 정렬 계층은 모델 학습 파이프라인과의 직접적인 호환성과 시뮬레이터 간 상호운용성을 보장하여 합성 데이터와 현실 세계 데이터 간의 파편화를 제거합니다.

> *상세 내용: 시뮬레이션 엔진 – MetaSim*

계층 2 - 폐쇄형 루프 하이브리드 데이터 엔진

인프라 계층 위에 구축된 데이터 엔진은 구조화된 데이터 생성과 적응형 분포 조정(adaptive distribution shaping)을 수행합니다. 이 엔진은 상호보완적인 세 가지 모달리티를 통합합니다.

2.1 확장 가능한 시뮬레이션 데이터 수집

시뮬레이션 환경은 다음을 가능하게 합니다.

- 제어 가능한 다양성
- 작업 매개변수화
- 분포 조정
- 신속한 정책 반복

시뮬레이션은 스케일링 법칙(scaling law)을 탐색하고 희귀하거나 구조화된 작업 영역을 포괄하는 데 사용됩니다.

> *상세 내용: 시뮬레이션 엔진(RoboVerse) · 데이터 파이프라인(Data Pipeline)*

2.2 1인칭 시점 현실 세계 데이터 수집

시뮬레이션에서 형성된 사전 지식(prior)을 현실 세계에 기반시키기 위해 엔진은 다음을 포함한 고충실도 1인칭 시점 데이터를 통합합니다.

- 4D 손 자세 궤적
- 하위 작업 단위의 시간적 주석
- 물체 상호작용 동역학

이를 통해 조작 사전 지식(manipulation prior)을 구축하고 시뮬레이션-현실 간 표현 격차를 줄입니다.

> *출시 계획: 1인칭 시점 데이터 수집 기능은 현재 개발 중인 모바일 앱을 통해 제공될 예정이며, 월 10,000시간 이상의 유효 데이터 확보를 목표로 합니다. 자세한 내용은 로드맵(Roadmap)을 참조하십시오.*

2.3 모델 조건부 데이터 생성

데이터 생성은 고정적이지 않고 모델의 취약점에 맞춰 조정됩니다. 엔진은 배포 피드백과 정책 격차 신호를 활용하여 다음을 수행합니다.

- 실패 사례 탐색(failure mining)
- 취약점을 대상으로 한 작업 생성
- 적응형 분포 재가중치(adaptive distribution reweighting)

데이터 생성은 모델의 행동을 조건으로 하는 최적화 과정으로 전환되며, 이러한 메커니즘이 Hub에서 다음에 어떤 사후학습 작업이 개방될지를 결정합니다.

계층 3 - 3D 인지 모델

파운데이션 모델 계층은 구조화된 체화 데이터셋을 활용하여 지속적으로 발전하는 정책을 생성합니다. 학습은 긴밀하게 연결된 두 단계로 구성됩니다.

3.1 대규모 사전학습

오프폴리시(off-policy) 전문가 시연은 다음을 초기화합니다.

- 작업 표현
- 조작 사전 지식
- 장기 계획 구조

사전학습을 통해 다양한 환경 전반에서 폭넓은 행동 범위를 확보합니다.

3.2 인간 개입형 DAgger를 활용한 사후학습

온폴리시 롤아웃(on-policy rollout)은 구조화된 인간 감독을 통해 교정됩니다. 교정 데이터셋은 모델이 생성한 궤적에서 직접 수집되며, 다음을 가능하게 합니다.

- 체계적인 실패 복구
- 장기 작업 안정성 향상
- 누적 오류 감소

모델은 단발적인 재학습 주기가 아니라 피드백을 통해 지속적으로 발전합니다.

> *상세 내용: 모델 학습 및 시뮬레이션-현실 전이(Model Training & Sim-to-Real) - 인간 개입형 DAgger의 이론과 확장 가능한 온라인 사후학습을 포함합니다.*

계층 4 - 배포 및 정책 롤아웃

최상위 계층에서는 현실 세계와 시뮬레이션 로봇 플릿 전반에서 정책을 실행합니다. 배포를 통해 다음과 같은 데이터가 생성됩니다.

- 온폴리시 롤아웃
- 실패 궤적
- 분포 변화 신호(distribution drift signal)

이러한 신호는 다시 데이터 엔진으로 직접 전달되어 최적화 루프를 완결합니다. 플랫폼에서는 기여자가 이를 사후학습 작업의 형태로 경험하며, 커뮤니티의 각 롤아웃은 동시에 배포, 평가 및 표적 데이터 수집 역할을 수행합니다.

시스템 수준 특성

이 아키텍처는 자기강화형 체화 지능 플라이휠을 형성합니다.

```
Global Infrastructure

→ Adaptive Data Engine

→ Model Training

→ Deployment

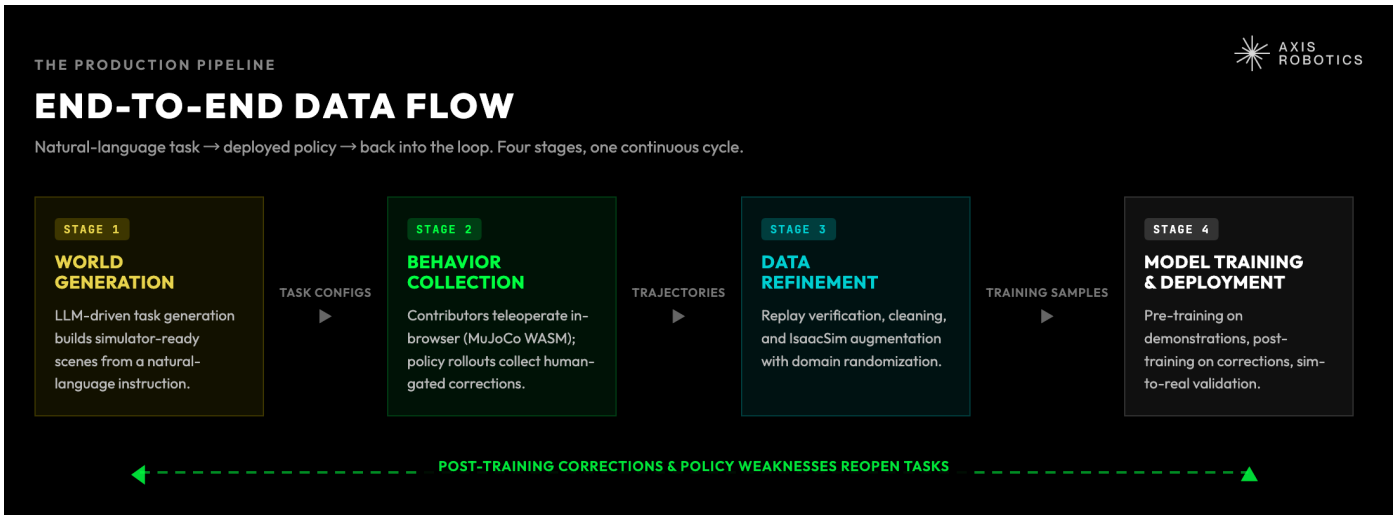
→ Failure Signals

→ Targeted Data Generation
```

체화 지능 학습은 정적인 데이터셋 축적 방식에서 지속적인 폐쇄형 루프 최적화 방식으로 전환됩니다.

프로덕션 파이프라인

계층 1~3을 실제로 구현하는 구체적인 파이프라인은 작업 생성부터 데이터 수집, 정제 및 학습까지 이어집니다.



프로덕션 파이프라인(단계 1~4)은 계층 1~3을 구현하며, 사후학습 교정 데이터가 루프를 완결합니다.

단계	수행 내용	상세 내용
환경 생성(World Generation)	LLM 기반 작업 생성, 자산 확보, MetaSim 장면 설명을 기반으로 한 자동 레이아웃 생성	시뮬레이션 엔진(Simulation Engine) · 데이터 파이프라인(Data Pipeline)
행동 수집(Behavior Collection)	시연 데이터를 위한 브라우저 원격조작 (MuJoCo WASM), 교정 데이터를 위한 인간 개입형 정책 롤아웃	사전학습 작업(Pre-training Tasks) · 사후학습 작업(Post-training Tasks)
데이터 정제(Data Refinement)	재생 검증, 정제, 도메인 랜덤화를 적용한 IsaacSim 증강, 교정 데이터 통합	데이터 파이프라인(Data Pipeline)
모델 학습 및 배포 (Model Training & Deployment)	시연 데이터 기반 사전학습, 교정 데이터 기반 사후학습, 시뮬레이션-현실 전이 검증	모델 학습(Model Training)

모든 결과물에는 출처 이력이 포함됩니다. 궤적은 수집 시점에 온체인 서명이 가능하며, 데이터셋과 모델은 데이터 ID를 통해 기여자까지 추적할 수 있습니다. 데이터 출처 이력 및 기여 기록(Data Provenance & Contribution Records)을 참조하십시오.

설계 원칙

원칙	의미
데이터 생성은 모델 조건부로 이루어져야 함	고정된 커리큘럼이 아니라 모델에서 측정된 취약점이 다음에 수집할 데이터를 결정합니다.
시뮬레이션 데이터와 현실 세계 데이터는 통합된 표현을 공유해야 함	합성 데이터와 현실 세계 데이터 전반에서 하나의 체화 스키마를 사용하여 두 데이터 원천 간 파편화를 제거합니다.
사후학습은 사전학습만큼 중요함	시연 데이터는 범위를 확보하고, 교정 데이터는 신뢰성을 확보하며, 플랫폼은 두 종류의 데이터를 모두 생성하도록 설계되었습니다.
배포 피드백은 데이터 분포에 직접 영향을 주어야 함	정책 롤아웃에서 발생하는 실패 신호가 작업 생성과 분포 재가중치에 직접 반영됩니다.

> *다음: 시뮬레이션 →*

시뮬레이션

MuJoCo와 IsaacSim을 하나의 데이터-모델 파이프라인으로 통합하는 크로스 시뮬레이터(cross-simulator) 프레임워크입니다.

시뮬레이션 엔진은 전체 Axis 스택의 기반입니다. 핵심 팀이 개발한 통합 크로스 시뮬레이터 프레임워크인 RoboVerse를 기반으로 구축되었으며, 여러 물리 엔진을 하나의 파이프라인으로 통합하여 일반적으로 서로 분리되어 있는 시뮬레이션 환경을 연결합니다.

크로스 시뮬레이터 문제

로보틱스 시뮬레이션 환경은 파편화되어 있습니다. MuJoCo와 같은 경량 시뮬레이터는 접근성이 높고 빠르지만 사실적인 렌더링 기능이 부족하고, IsaacSim과 같은 GPU 기반 플랫폼은 높은 충실도를 제공하지만 특수한 하드웨어와 전문 지식이 필요합니다. 대부분의 팀은 하나를 선택하고 그 한계를 감수합니다.

Axis는 두 가지를 모두 사용하며, 공통 추상화 계층과 통합 궤적 형식을 통해 연결합니다.

RoboVerse: 통합 프레임워크

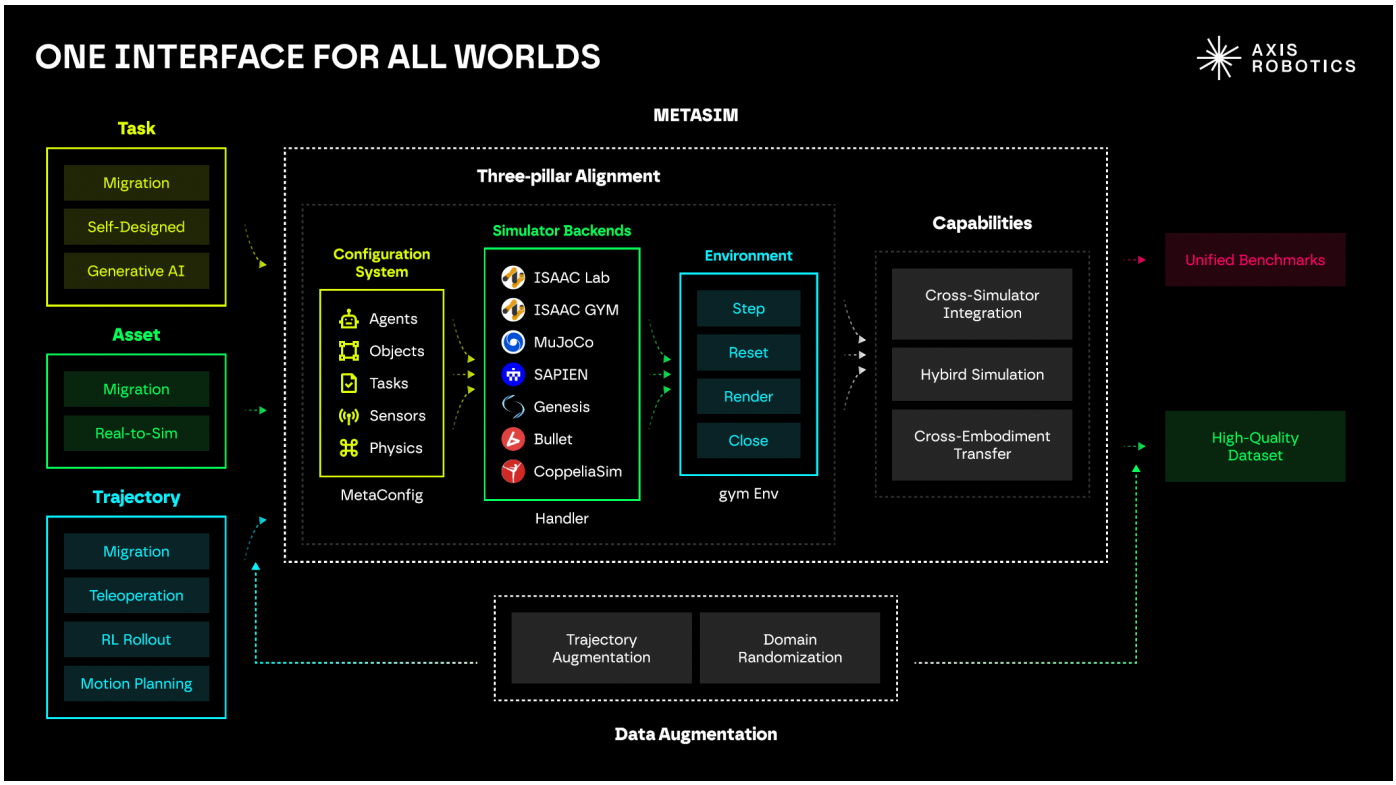
RoboVerse(arXiv:2504.18904)는 여러 시뮬레이션 백엔드를 하나의 통합 인터페이스로 제공합니다. 핵심적인 관점은 서로 다른 시뮬레이터가 서로 다른 단계에서 강점을 갖는다는 것입니다. 각 시뮬레이터의 차이를 공통 API 뒤에서 추상화함으로써 파이프라인의 각 단계는 해당 작업에 가장 적합한 시뮬레이터로 연결됩니다.

시뮬레이터	단계	활용 이유
MuJoCo (WASM)	데이터 수집(브라우저)	경량이며 설치가 필요 없고 모든 기기에서 실행 가능
IsaacSim	증강 및 재생(GPU 서버)	사실적인 렌더링, 정확한 물리 연산, 도메인 랜덤화
MuJoCo (네이티브)	신속한 프로토타이핑 및 평가	빠른 반복 개발, 폭넓은 커뮤니티 도구 지원

MuJoCo WASM에서 수집한 궤적은 별도의 수정 없이 IsaacSim에서 재생할 수 있습니다. 통합 궤적 형식과 자산 사양이 변환 과정을 자동으로 처리합니다.

MetaSim 기반 구축

RoboVerse의 크로스 시뮬레이터 기능은 작업 정의를 특정 시뮬레이터 구현과 분리하는 통합 장면 표현 및 기술 언어인 MetaSim을 기반으로 구축됩니다.

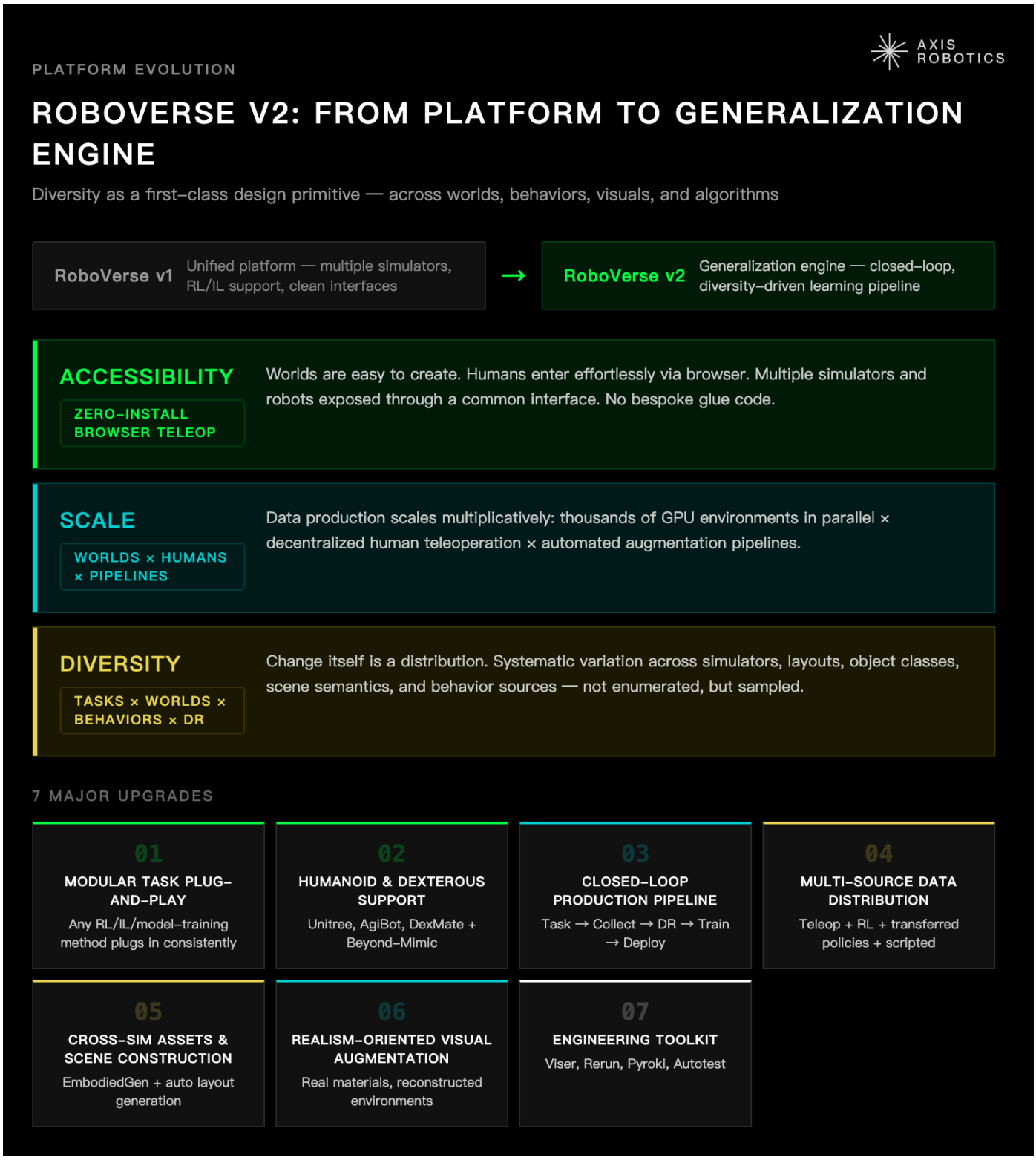


MetaSim은 다음을 제공합니다.

- 표준화된 장면 그래프(Standardized scene graphs): 물체, 관절 구조, 재질 및 물리 속성을 시뮬레이터에 종속되지 않는 형식으로 기술합니다.
- 자동 변환(Automatic translation): 장면 설명을 각 백엔드의 네이티브 형식(MuJoCo용 MJCF, IsaacSim용 USD, 기타 플랫폼용 URDF)으로 컴파일합니다.
- 자산 정규화(Asset normalization): 시뮬레이터 간 좌표계, 충돌 메시(collision mesh) 및 시각적 속성을 일관되게 유지합니다.
- 프로그래밍 기반 장면 생성(Programmatic scene generation): 절차적 작업 생성을 위한 조합 가능한 API를 제공하여 작업 생성 엔진이 다양한 시나리오를 대규모로 생성할 수 있도록 합니다.

이 추상화 계층을 통해 Axis는 시뮬레이션 백엔드를 상호 교환 가능한 시스템으로 취급할 수 있으며, 궤적, 자산 및 작업 정의는 전체 파이프라인에서 그대로 이식할 수 있습니다.

RoboVerse v2: 플랫폼에서 일반화 엔진으로



RoboVerse v1이 여러 시뮬레이터, 여러 작업, 강화학습(RL)/모방학습(IL) 플러그인을 아우르는 시뮬레이션 및 학습 인터페이스의 통합에 초점을 맞췄다면, RoboVerse v2는 이러한 청사진을 폐쇄형 루프 기반의 다양성 중심 학습 파이프라인으로 전환하는 데 초점을 둡니다. 즉, "작동하는 시스템"에서 "다양한 경험을 생산하는 엔진"으로 전환하는 것입니다.

다양성이 병목인 이유

인간은 환경 변화에 매우 견고하게 일반화할 수 있습니다. 물체, 시점, 방, 심지어 작업 지시 표현이 바뀌더라도 인간은 한두 번 살펴본 뒤 합리적으로 작업을 수행할 수 있습니다. 반면 로봇 학습 시스템은 하나의 정제된 작업 분포에서는 뛰어난 성능을 보이지만 레이아웃, 배경, 조명 또는 물체 집합이 변경되는 순간 성능이 급격히 저하됩니다.

이는 알고리즘 자체가 본질적으로 취약해서가 아닙니다. 데이터 분포가 지나치게 좁고, 데이터 생성 메커니즘이 지나치게 불안정하며, 시뮬레이션과 현실 사이의 연결이 지나치게 약해 실질적인 일반화를 지원하지 못하기 때문입니다. 현실 세계의 일반화는 연속적인 변화 공간에 존재하지만 대부분의 로봇 데이터셋은 고립된 몇 개의 지점에 해당합니다.

RoboVerse v2가 해결하고자 하는 핵심 질문은 다음과 같습니다. 하나의 시뮬레이터나 하나의 연구실 환경에 과적합하는 대신 로봇이 진정으로 인간과 유사한 일반화 능력을 습득할 수 있도록 충분히 넓고 다양하면서도 제어 가능한 로봇 데이터 분포를 어떻게 구축할 수 있는가?

해답: 대규모의 제어 가능한 다양성

시뮬레이션은 현실 세계에서는 불가능한 능력을 제공합니다. 레이아웃, 배경, 물체 조합, 장면의 의미를 아무런 제약 없이 대규모로 변경할 수 있습니다. 탈중앙화된 원격조작을 통해 인간은 이러한 환경에 직접 참여하여 본래의 적응력을 발휘할 수 있으며, 사람에게는 물체 배치를 바꾸거나 방을 변경하는 것이 작업 난이도를 거의 높이지 않지만 이러한 변화만으로도 대부분의 학습된 정책은 쉽게 무너집니다. 바로 이 차이가 인간의 일반화 능력입니다.

이러한 행동을 다양한 시뮬레이션 환경에서 기록하고 정책 및 월드 모델 학습에 활용하는 목적은 궤적을 암기시키는 것이 아니라 로봇이 인간 전략의 전이 가능한 구조(transferable structure)를 학습하도록 하는 것입니다. 데이터는 고정된 연구실 환경에서 몇 개의 시연 궤적을 수집하는 방식이 아니라 높은 행동 범위 × 다양한 환경의 데카르트 곱(Cartesian product)으로 구성됩니다.

RoboVerse v2는 이러한 비전을 세 가지 축으로 정의합니다.

접근성(Accessibility)

환경은 쉽게 생성할 수 있어야 하며 인간은 손쉽게 해당 환경에 참여할 수 있어야 합니다. 작업, 자산, 장면 및 레이아웃을 추상화하여 처음부터 수작업으로 제작하는 대신 새로운 변형을 시뮬레이션에서 신속하게 생성할 수 있습니다. 여러 시뮬레이터와 로봇은 하나의 공통 인터페이스를 통해 제공됩니다. 인간의 경험은 특정 물리 연구실에 종속된 희소한 결과물이 아니라 언제든 활용할 수 있는 자원이 됩니다.

규모(Scale)

데이터 생산은 선형이 아니라 곱셈 방식으로 확장되어야 합니다. 수천 개의 환경이 GPU에서 병렬로 실행되며 물리 연산, 센싱 및 무작위화를 모두 대규모로 수행합니다. 인간 측면에서는 탈중앙화된 원격조작을 통해 여러 사용자가 동시에 다양한 환경을 탐색할 수 있습니다. 원격조작으로 생성된 각 궤적은 IsaacSim에서 여러 시점, 재질 및 조명 조건을 적용해 다시 렌더링됩니다. 당사는 (다양한 시뮬레이션 환경 × 탈중앙화된 인간 제어 × 자동화된 학습 파이프라인)의 실질적인 처리 역량을 확대함으로써 규모를 확장합니다.

다양성(Diversity)

다양성은 부수적인 결과가 아니라 최우선 설계 요소(first-class design primitive)가 됩니다. RoboVerse v2는 시뮬레이터, 레이아웃, 물체 클래스 및 개별 물체, 상위 수준의 장면 의미를 체계적으로 변화시킵니다. 원격조작, 강화학습, 이전된 정책, 스크립트형 컨트롤러 등 여러 행동 원천을 통합하고, 실제 재구성 자산, 복잡한 배경, 사실적인 주방 및 거실, 큰 폭의 시점과 외형 변화를 포함한 풍부한 시각적 증강을 적용합니다. 소수의 변형 환경을 나열하는 대신 변화 자체를 하나의 분포로 정의하고 해당 분포를 샘플링하고 제어하는 것을 중심으로 전체 시스템을 설계합니다.

모듈형 작업 플러그앤플레이

모든 RL / IL / 모델 학습 방식이 일관된 방식으로 학습 및 평가될 수 있도록 정리된 작업 API를 제공합니다. 시뮬레이터는 학습 로직에 개입하는 대신 제어 가능하고 재현 가능한 환경을 생성하는 본연의 역할로 축소됩니다.

휴머노이드 및 정교한 조작 시스템 지원

v1에서는 휴머노이드 지원이 거의 없었지만, v2는 Unitree(휴머노이드 및 사족보행 플랫폼), AgiBot(휴머노이드 로보틱스), DexMate(정교한 로봇 손 시스템)의 산업용 로봇 형태를 통합합니다. Beyond-Mimic과 같은 최신 휴머노이드 알고리즘도 완전히 지원됩니다. 휴머노이드, 로봇 팔, 정교한 로봇 손을 포함한 모든 로봇은 통합된 관측/행동 스키마와 데이터셋 형식을 공유합니다.

폐쇄형 루프 프로덕션 파이프라인

작업 구축 → 데이터 수집 → 도메인 랜덤화(DR) 및 렌더링 → 학습 → 현실 세계 배포로 이어집니다. 작업은 스크립트, RL 기반 생성, 정책 전이 또는 휴대전화/키보드/웹을 활용한 원격조작 방식으로 생성할 수 있습니다. 각 궤적은 IsaacSim에서 다중 시점 및 고충실도 외형 무작위화를 적용해 다시 렌더링되며, 동일한 파이프라인을 통해 실제 로봇에 직접 배포할 수 있습니다.

다중 원천 데이터 분포

"제한된 수의 시연이 포함된 소수의 작업"에서 원격조작 행동, RL 정책, 롱테일 탐색, 다양한 작업군 및 여러 행동 의미 체계로 정의되는 폭넓은 분포로 확장합니다. 데이터 분포는 고정된 예제 집합이 아니라 (작업 × 환경 × 행동 × 시각적 DR)의 데카르트 곱으로 구성됩니다.

크로스 시뮬레이터 자산 시스템 및 자동 장면 생성

EmbodiedGen에서 생성된 고품질 재구성 자산과 사진 기반 재구성 자산을 함께 사용합니다. 통합 USD/URDF/MJCF 자산 파이프라인을 통해 여러 시뮬레이터에서 일관되게 자산을 활용할 수 있습니다. 자동 레이아웃 생성 기능은 주방, 거실, 테이블, 사무실 및 기타 의미적 공간을 한 번에 생성하여 장면 설계 → 자산 선택 → 레이아웃 → 데이터 수집 과정을 하나의 자동화된 흐름으로 연결합니다.

사실성 중심의 시각적 증강

단순한 도메인 랜덤화를 넘어 현실 세계의 재질과 텍스처, 재구성된 가정 환경을 활용합니다. 관측 데이터에는 일상 환경의 복잡성, 불규칙성 및 시각적 노이즈가 반영되어 시뮬레이션과 실제 배포 환경 사이의 시각적 격차를 줄입니다.

엔지니어링 툴킷

- Viser / Rerun: 경량 3D 시각화 및 대화형 궤적 재생
- Pyroki(미분 가능한 IK 라이브러리) 및 신속한 자세 계획과 원격조작 지원을 위한 IK 도구
- 모든 작업, 자산 및 시뮬레이터 백엔드를 검증하는 자동 테스트 / 자동 평가(Autotest / auto-eval) 파이프라인으로, 드러나지 않는 오류를 제거하고 장기적인 유지보수성을 향상

평가: 리더보드 점수가 아니라 일반화를 검증

v2의 평가는 벤치마크 점수를 수집하는 방식에서 모델이 실제로 일반화 구조를 내재화했는지 검증하는 방식으로 전환됩니다. 다중 시뮬레이터, 다중 레이아웃, 다중 물체, 큰 폭의 시각적 변화를 포함한 구조화된 다양성을 활용하고 실제 로봇에서 행동을 검증함으로써 v2는 "이 하나의 환경에서 누가 가장 높은 점수를 얻는가?"가 아니라 환경이 변해도 어떤 방식이 합리적인 행동을 계속 수행하며, 어떤 방식이 학습 과정에서 습득한 인간의 일반화 능력을 실제로 유지하는가?라는 보다 핵심적인 질문을 제기합니다.

웹 기반 원격조작(MuJoCo WASM)

데이터 수집 프론트엔드는 MuJoCo를 WebAssembly로 컴파일하여 전체 물리 시뮬레이션을 브라우저에서 직접 실행합니다.

- 물리(Physics): MuJoCo WASM이 사용자의 로컬 CPU에서 모든 동역학, 충돌 및 제어 통합을 처리합니다.
- 렌더링(Rendering): Three.js / WebGL이 반투명 플로팅 UI 오버레이와 함께 전체 화면 실시간 3D 시각화를 제공합니다. 작업공간은 시간과 FPS를 표시하는 상단 글로벌 상태 바, 구조화된 제어 패널 등의 기능 영역으로 구성됩니다.
- 제어(Control): 내장된 역기구학 솔버가 작업공간 입력(엔드 이펙터 위치, 회전, 그리퍼 상태)을 관절 단위 명령으로 변환합니다. V2에서는 제어 계층을 재구축하여 IK가 매 프레임을 직접 구동하는 대신 *목표값*을 계산하도록 변경했으며, 실행은 관절 공간에서 부드러운 온라인 보간을 통해 이루어져 기존의 장기적인 문제였던 끊김, 지연, 물체 간 침투, 불안정한 파지, 관절이 한계 위치에서 고정되는 현상을 제거하고 양팔 로봇의 조작 안정성을 눈에 띄게 개선했습니다.
- 직접 조작(Direct manipulation): 기여자는 현재 시점 평면을 따라 그리퍼를 직접 드래그하거나 대상 물체를 더블클릭하여 로봇 팔을 사전 파지 자세로 자동 이동시킬 수 있으며, 이를 통해 빈 공간을 이동하는 정보 가치가 낮은 구간 대신 파지 선택 및 그리퍼를 닫는 전후의 정밀 조정 등 정보 가치가 높은 궤적 구간에 인간의 입력을 집중할 수 있습니다.
- 상태 체크포인트(State checkpointing): 실행 도중 시뮬레이터 상태를 저장하고 복원할 수 있어(N으로 저장, B로 복원), 장시간 여러 단계로 이루어진 작업을 구간별로 기록하고 안정적으로 재현할 수 있습니다.
- 브라우저 내 정책 추론(In-browser policy inference): 사후학습 작업에서는 해당 작업의 학습된 정책인 확산 기반 행동 디노이저(diffusion-based action denoiser)가 ONNX Runtime(WASM)을 통해 브라우저에

서 직접 실행됩니다. 물리 시뮬레이션과 마찬가지로 정책 롤아웃에도 기여자 측의 GPU 서버가 필요하지 않습니다.

- 시드 기반 롤아웃(Seeded rollouts): 각 실행은 기록된 시드에서 초기화되므로 초기 상태와 사후학습 작업에서의 정책 실행을 재현할 수 있으며, 모든 제출 데이터는 기록된 그대로 정확하게 재생하고 검증할 수 있습니다.
- 성능(Performance): MuJoCo 물리 루프와 Three.js 렌더링은 React UI와 별도의 스레드에서 실행됩니다. 궤적 데이터는 물리 루프 동안 메모리에 버퍼링되고, 전용 브로드캐스터가 UI에 간헐적인 상태 업데이트만 전송하므로 빈번한 재렌더링에 따른 오버헤드를 방지하고 원격조작 중 낮은 지연 시간을 유지합니다.
- 궤적 패키징(Trajectory packaging): 내장된 검사기가 런타임에서 작업 완료 여부를 확인합니다. 이후 궤적 관리자가 버퍼링된 상태 샘플과 작업 메타데이터를 직렬화된 JSON 파일로 자동 구성하여 업로드 전에 데이터가 표준화되도록 합니다.

로봇 형태 간 통합 키보드 제어

단순한 평행 그리퍼부터 복잡한 정교한 로봇 손까지 다양한 엔드 이펙터를 지원하기 위해 Axis는 보간 매핑(interpolation mapping) 기반의 통합 원격조작 인터페이스를 사용합니다.

다양한 조작 작업을 위해 파지 템플릿(grasp template) 라이브러리가 사전에 정의되어 있습니다. 각 템플릿은 특정 파지 유형(power, precision, tripod, pinch 등)에 해당하는 목표 관절 각도 벡터를 정의합니다. 사용자는 두 개의 키보드 키를 사용해 하나의 스칼라 매개변수를 조절하고, 완전히 열린 기본 상태와 목표 템플릿 자세 사이를 보간합니다.

```
q(t) = q_rest + α(t) · (q_tmpl − q_rest)
```

이 방식은 고차원 관절 공간(정교한 로봇 손의 경우 보통 $n > 16$)을 하나의 제어 축으로 축소합니다. 새로운 로봇 형태는 기본 자세와 작업별 템플릿 라이브러리만 정의하면 통합할 수 있으므로 제어 코어를 수정할 필요가 없습니다.

사실적 증강(IsaacSim 백엔드)

브라우저에서 수집한 궤적은 업로드된 뒤 IsaacSim을 실행하는 Linux GPU 서버에서 재생됩니다. 재생 과정에서 증강 엔진은 다음을 적용합니다.

- 사실적 렌더링(Photorealistic rendering): 물리 기반 조명, 재질 모델 및 카메라 시뮬레이션
- 도메인 랜덤화(Domain randomization): 정책의 일반화 능력을 극대화하기 위해 시각 및 물리적 요소를 체계적으로 변화시킵니다.
    - 조명(Lighting): 방향, 강도, 색온도 및 그림자 특성(점광원, 방향광, 면광원)을 무작위화
    - 텍스처 및 재질(Textures and materials): 물체 및 배경의 표면 속성(알베도, 거칠기, 금속성), 절차적 텍스처 및 재질 교체를 무작위화
    - 배경 및 방해 요소(Backgrounds and distractors): 테이블 표면, 주변 물체 및 환경 맥락을 다양화
    - 카메라 매개변수(Camera parameters): 단일 관측 시점에 대한 과적합을 줄이기 위해 내부 파라미터(시야각, 초점 거리)와 외부 파라미터(시점 위치, 방향)를 무작위화
- 물리 매개변수 변화(Physics parameter variation): 현실 세계의 물리적 불확실성에 대한 정책의 견고성을 높이기 위해 물체 및 관절의 질량, 마찰, 감쇠 및 순응성을 무작위화
- 다중 시점 카메라 생성(Multi-view camera generation): 하나의 궤적에서 여러 가상 시점을 렌더링하여 다양한 RGB, 깊이 및 세그멘테이션 스트림을 생성

각 원본 궤적은 시각적으로는 다양하지만 원본 시연과 행동 측면에서는 일관된 수천 개의 증강 샘플로 확장됩니다.

도메인 랜덤화 시스템

로봇 강화학습(RL) 및 모방학습(IL)에서는 정책이 시뮬레이션 내 특정 시각 또는 물리 매개변수에 과적합하는 경우가 많습니다. DR 시스템의 목적은 하나입니다. 모델이 환경별 세부사항을 암기하는 대신 작업과 관련된 특징을 학습하도록 강제하는 것입니다.

장면 구성, 재질 특성, 조명 조건 및 카메라 매개변수에 다양성을 주입함으로써 시스템은 모델이 일반화 가능한 기초 물리·기하학적 특징을 학습하도록 하며, 이를 통해 순수 시뮬레이션 환경에서 실제 물리 세계로 견고하게 전이할 수 있도록 합니다.

핵심 설계: 관심사의 분리

전통적인 시뮬레이터에서는 물체 생성과 속성 변경이 서로 얽혀 있는 경우가 많아 코드 복잡도가 기하급수적으로 증가합니다. RoboVerse DR 시스템의 핵심 설계 원칙은 관심사의 분리(Separation of Concerns)로, 시뮬레이션 변형을 서로 다른 두 가지 작업으로 엄격하게 구분합니다.

생애주기 관리(Lifecycle Management)

`SceneRandomizer`가 담당하며 USD(Universal Scene Description) Stage를 직접 조작합니다. 다른 테이블 모델로 교체하거나 시각적 방해 요소를 추가·제거하는 등 동적 객체(dynamic objects)의 생성, 삭제 및 전환에만 집중합니다.

속성 편집(Property Editing)

전문화된 랜덤라이저(`MaterialRandomizer`, `LightRandomizer` 등)가 담당합니다. 물체의 생애주기에는 영향을 주지 않고 재질 거칠기 변경, 조명 강도 조정, 물체 질량 변경 등 기존 객체(existing objects)의 속성을 수정합니다.

이러한 분리를 통해 인터페이스를 단순하게 유지하면서 여러 랜덤라이저를 구성 요소처럼 자유롭게 결합할 수 있습니다.

```
# Lifecycle Management: handles "life and death" (spawning different tables,
backgrounds)

scene_rand = SceneRandomizer(scene_cfg, seed=42)

# Property Editing: handles "feature modification" (changing materials, lighting)

mat_rand = MaterialRandomizer(mat_cfg, seed=43)

light_rand = LightRandomizer(light_cfg, seed=44)
```

객체 추상화

물리 엔진의 한계로 인해 시스템은 객체를 두 가지 유형으로 구분합니다.

유형	관리 주체	물리 연산	예시
정적 객체(Static Objects)	시뮬레이션 핸들러(초기화 시점)	전체 충돌 및 동역학	로봇, 핵심 작업 물체
동적 객체(Dynamic Objects)	`SceneRandomizer`(실행 중)	시각 요소만 지원 – 물리 연산 없음	배경, 테이블 위 방해 물체

이 구분을 연결하기 위해 RoboVerse는 `ObjectRegistry` 싱글턴을 도입합니다. 모든 랜덤라이저는 하나의 통합 인터페이스를 통해 대상 객체를 조회하므로 복잡한 USD Prim 경로를 수동으로 관리할 필요가 없습니다.

3계층 장면 구조

장면 구성은 선언적이고 의미적으로 구분된 계층 구조를 따릅니다.

계층	역할	예시
계층 0 – 환경(Environment)	거시적 배경	바닥, 벽, 전체 실내 공간 레이아웃
계층 1 – 작업공간(Workspace)	조작 표면	다양한 스타일, 재질 및 크기의 테이블
계층 2 – 객체(Objects)	시각적 다양성	무작위로 배치된 테이블 위 잡동사니와 방해 물체

```
scene_cfg = SceneRandomCfg(

    # Layer 0: Macro background (e.g., Kujiale interior room layouts)

    environment_layer=EnvironmentLayerCfg(

        elements=[USDAssetPoolCfg(name="kujiale_scene", usd_paths=scene_paths,
selection_strategy="random")]

    ),

    # Layer 1: Manipulation surface (e.g., EmbodiedGen table assets)

    workspace_layer=WorkspaceLayerCfg(

        elements=[USDAssetPoolCfg(name="table", usd_paths=table_paths,
selection_strategy="random")]

    ),

    # Layer 2: Visual distractors (e.g., randomized desktop clutter)

    # objects_layer=ObjectsLayerCfg(...)
```

```
)
```

다단계 점진적 무작위화

재현성과 통제된 실험을 위해 시스템은 점진적 무작위화 전략(progressive randomization strategy)을 사용합니다. 연구자는 각 요소가 정책 일반화에 미치는 영향을 체계적으로 분리하고 정량적으로 측정할 수 있습니다.

수준	변경 요소	목적
Level 0	변경 없음(기준선)	대조 조건
Level 1	장면 기하 구조 + 재질	시각적 다양성 기준선
Level 2	+ 조명	조명 변화에 대한 견고성
Level 3	+ 카메라 변화	시점 불변성

각 환경에서 `reset()`이 실행될 때 랜덤라이저는 엄격한 순서로 동작하며, 속성을 수정하기 전에 `SceneRandomizer`가 먼저 장면의 기하 구조를 정의해야 합니다.

```python
def reset(self, env_ids=None):

    self.scene_rand()   # Level 1: reconstruct scene geometry

    self.mat_rand()     # Level 1+: assign random materials

    self.light_rand()   # Level 2+: randomize lighting

    self.cam_rand()     # Level 3+: perturb camera pose and FOV

    return super().reset(env_ids)
```

시스템의 장점

- 엄격한 재현성(Strict reproducibility): 모든 랜덤라이저는 독립적인 난수 생성기를 유지합니다. 고정된 시드는 분산 학습 환경에서도 실행 간 동일한 장면 변형을 보장합니다.
- 원활한 하이브리드 시뮬레이션(Seamless hybrid simulation): 랜덤라이저는 API 요구사항에 따라 IsaacLab(물리) 또는 IsaacSim(렌더링)에 자동으로 연결되며 개발자는 이러한 연결을 별도로 처리할 필요가 없습니다.
- 자동화된 자산 관리(Automated asset management): 클라우드 자산 파이프라인(EmbodiedGen, Kujiale 데이터셋)과 기본 통합되고, 실행 중 URDF-to-USD 자동 변환과 메모리 효율적인 USD 멱등 연산(idempotent operation)을 지원하여 수십만 회의 초기화에서도 낮은 메모리 사용량을 유지합니다.

크로스 시뮬레이터 검증

동일한 궤적을 서로 다른 시뮬레이션 환경에서 재생하면 단일 시뮬레이터로 구현할 수 있는 것보다 더 강한 형태의 도메인 랜덤화를 달성할 수 있습니다. 시뮬레이터 간 차이는 모델이 실제로 학습한 것이 아니라 암기한 가정을 드러내므로 모델이 작업의 근본적인 논리를 일반화하도록 유도합니다.

크로스 시뮬레이터 재생은 완벽하게 무손실인 것은 아닙니다. 접촉 모델, 액추에이터 모델, 솔버 설정 및 좌표계 규칙의 차이로 인해 특히 접촉이 많은 조작 작업에서 편차가 발생할 수 있습니다. Axis는 로봇과 자산의 좌표계를 정렬하고, 작업 생성 시 규칙을 표준화하며, 전이 이후에도 작업별 성공 검사기를 재사용하여 이러한 문제를 완화합니다. 재생은 정확한 복제가 아니라 확장 가능한 증강 메커니즘으로 이해해야 합니다.

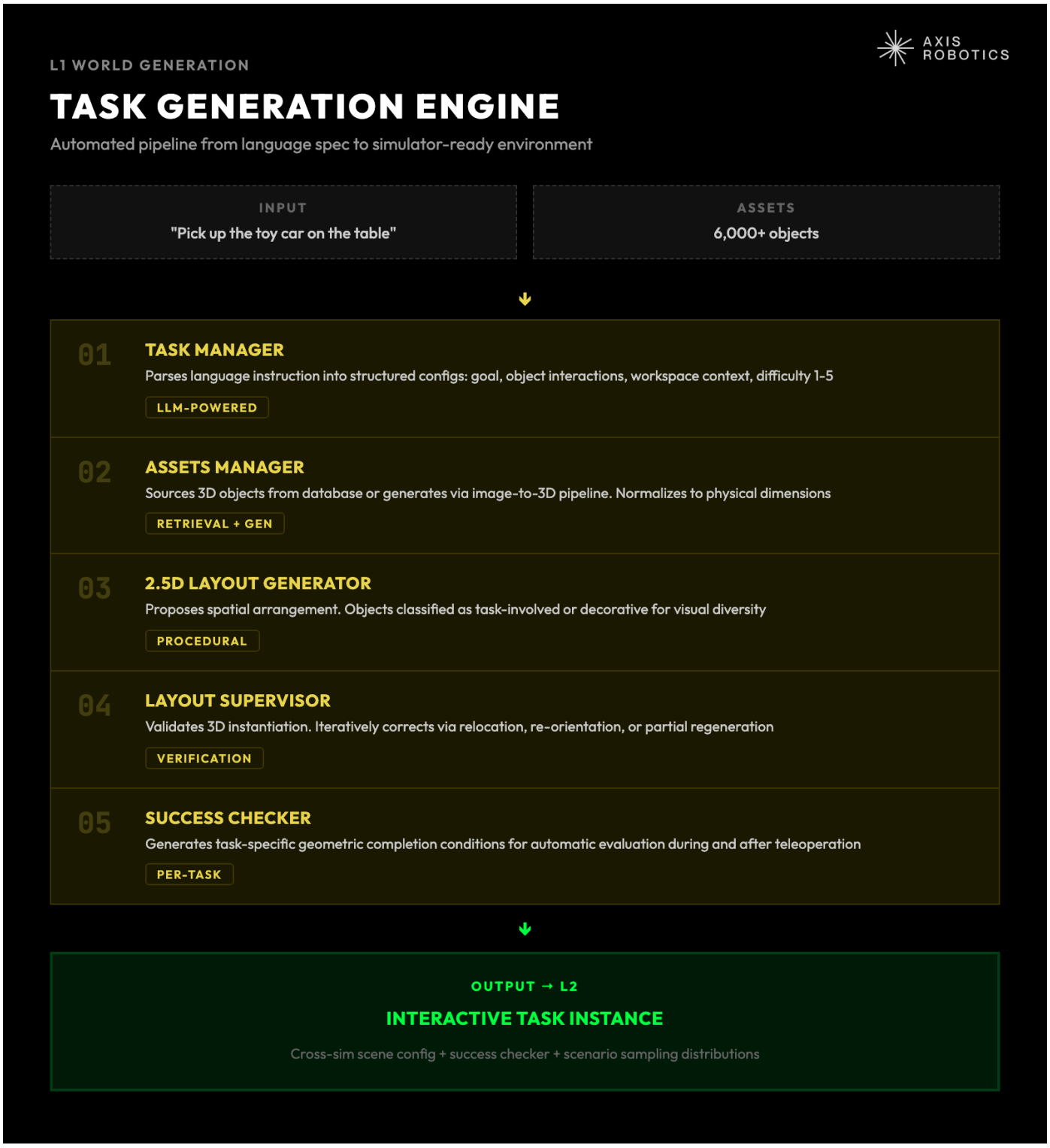
> *다음: 데이터 파이프라인 →*

데이터 파이프라인

데이터 수집 이전에는 작업을 자동 생성하고, 데이터 수집 이후에는 궤적을 정제하고 증강합니다.

이 페이지에서는 인간이 데이터를 수집하는 과정의 앞뒤에 위치한 자동화 엔진, 즉 데이터 수집 이전의 작업 생성과 이후의 검증, 정제 및 증강을 설명하며, 사후학습에 활용되는 교정 데이터 통합 경로도 함께 다룹니다.

파이프라인 1: 작업 생성



사용자가 컨트롤러를 조작하기 전에 시스템은 작업 생성 엔진(Task Generation Engine)을 통해 작업 사양과 시뮬레이션 실행 가능 환경을 자동으로 구성합니다.

작업 구축 방식

상위 수준의 지시(예: "테이블 위의 장난감 자동차를 집으세요")가 주어지면 파이프라인은 다음과 같은 여러 단계를 거칩니다.

작업 관리자

자연어 지시를 조작 목표, 필요한 물체 상호작용, 작업공간 맥락(지지 표면, 주변 물체 밀도), 1~5단계 난이도로 구성된 구조화된 설정으로 변환합니다.

자산 관리자

2,000개 이상의 자산으로 구성된 데이터베이스에서 3D 물체를 가져옵니다. 자산은 기존 저장소에서 가져오거나 이미지-3D 변환 파이프라인을 통해 생성할 수 있습니다. 생성된 메시는 데이터베이스에 저장되기 전에 현실적인 물리적 크기로 재조정하는 정규화 단계를 거칩니다.

2.5D 레이아웃 생성기

작업공간에 어떤 물체를 배치할지와 대략적인 위치를 포함한 공간 구성을 제안합니다. 물체는 작업 관련(task-involved) 물체와 장식용(decorative) 물체로 분류되며, 전자는 작업 완료에 필요하고 후자는 시각적 다양성과 장면의 사실성을 높이기 위해 추가됩니다.

레이아웃 감독기

실제 생성된 3D 장면이 의도한 레이아웃과 일치하는지 검증합니다. 불일치가 발견되면 장면이 검증을 통과할 때까지 위치 변경, 방향 재설정 또는 부분 재생성을 통해 반복적으로 수정합니다.

성공 검사기

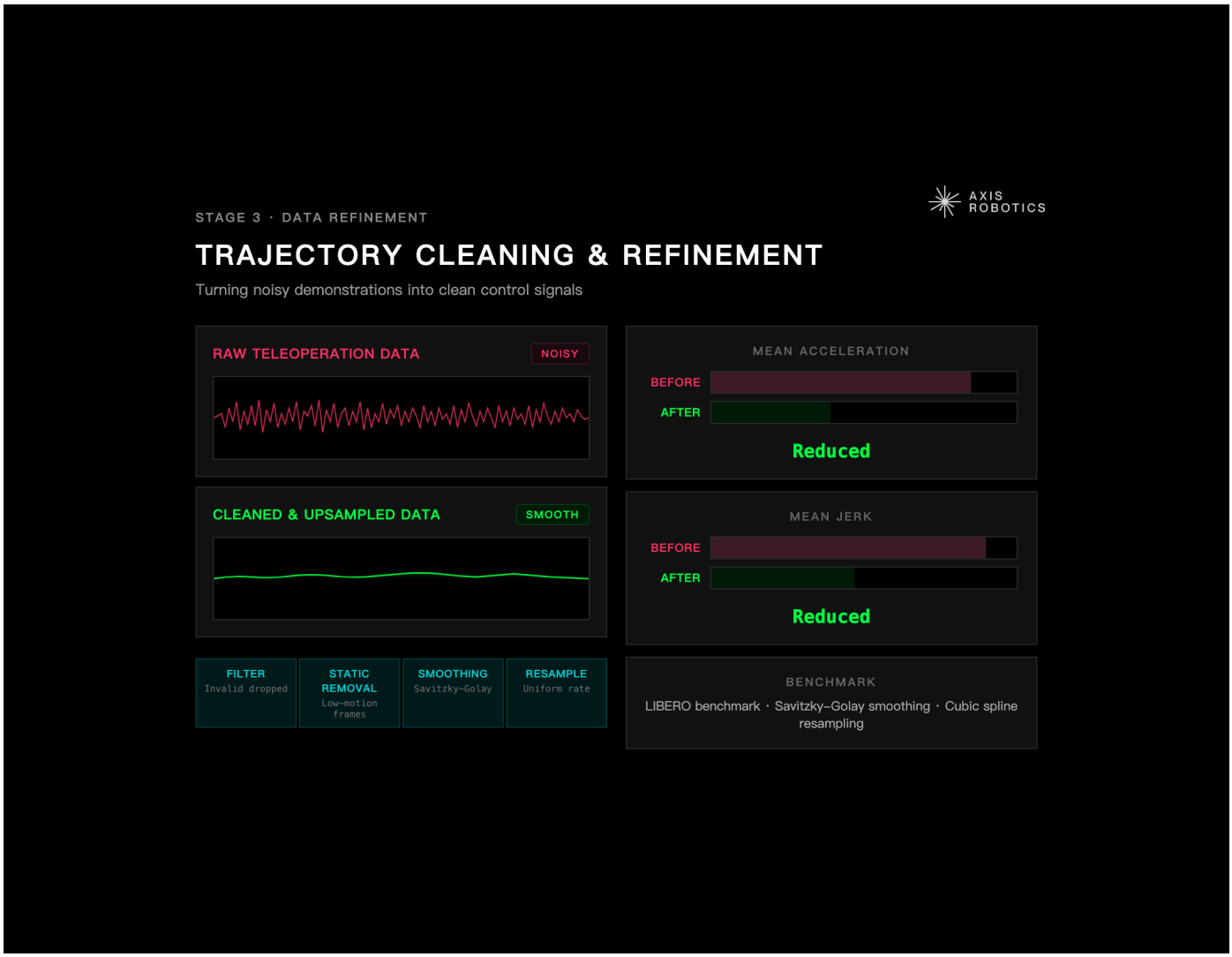
각 작업마다 작업별 성공 검사기가 생성되며, 원격조작 중과 이후의 자동 평가에 활용할 기하학적 완료 조건(예: "물체의 최종 자세가 목표 구역 안에 위치")과 제약 조건 검증 로직을 포함합니다.

시나리오 샘플링

유효한 작업 레이아웃이 구성되면 플랫폼은 다양한 작업 인스턴스를 생성할 수 있도록 초기 조건의 분포를 정의합니다. 이 분포에는 물체 자세, 주변 물체 구성 및 카메라 시점의 변형이 포함되며, 핵심 작업 의미를 유지하면서 대규모 시나리오 샘플링을 가능하게 합니다.

2026년 7월 기준 시스템은 집어 옮기기, 밀기, 분류, 붓기, 열기/닫기, 쌓기, 관절형 물체 상호작용 및 장시간 여러 단계 작업을 포함한 1,600개 이상의 작업을 공개했습니다.

파이프라인 2: 검증 및 정제



재생을 통한 검증

모든 제출 데이터는 승인 전에 시뮬레이션에서 재생되고 물리적 일관성을 검사합니다. 모든 롤아웃에는 시드가 부여되고 장면 설정이 궤적과 함께 기록되므로 실행을 기록된 그대로 재현할 수 있으며, 재현할 수 없는 데이터는 모두 거부됩니다. 유효하지 않은 제출 데이터는 학습 단계로 전달되지 않으며 정상적으로 생성된 기여 데이터가 저품질 데이터로 희석되지 않습니다.

정제

원격조작 데이터에는 키보드 입력으로 인한 흔들림, 정지, 의도하지 않은 진동 또는 정보 가치가 낮은 움직임 등의 노이즈가 포함될 수 있습니다. Axis는 사용할 수 없는 에피소드를 필터링(filter)하고 경계선에 있는 데이터를 개선(refine)하는 두 가지 목표를 가진 정제 파이프라인을 제공합니다.

필터링

손상되거나 불완전한 데이터, 극단적인 상태 불연속, 물리적으로 불가능한 상태 전이 또는 작업별 성공 조건을 충족하지 못하는 궤적은 거부됩니다. 시스템은 인접 프레임 사이의 상태 차이를 계산하고 변화량이 물리적으로 가능한 임계값을 초과하지 않는지 확인합니다. 이러한 방식으로 제외되는 제출 데이터는 전체에서 소수에 불과합니다.

정적 프레임 제거

모든 관절의 절대 변화량이 작은 임계값보다 낮은 프레임은 정적인 상태로 분류되어 제거됩니다. 이를 통해 사용자가 조작 중 망설이면서 발생한 인위적인 정지를 제거합니다.

평활화

Savitzky-Golay 필터를 사용해 로봇 행동 궤적을 평활화하여 급격한 수정이나 망설임으로 인한 흔들림 등 고주파 원격조작 노이즈를 줄이면서 전체적인 움직임 형태는 유지합니다. 그리퍼 관절은 열기/닫기 전환을 명확하게 유지하기 위해 평활화 대상에서 제외됩니다.

리샘플링

원격조작 입력은 능동적인 조작(드래그, 자동 접근) 중에 속도가 높아지는 적응형 제어 주기로 수집됩니다. 3차 스플라인 보간(cubic spline interpolation)을 통해 모든 궤적을 후속 정책 학습에서 요구하는 일정한 제어 주파수로 리샘플링합니다. 물체 상태와 같은 비로봇 데이터에는 평활화 필터를 적용하지 않고 별도로 보간하여 로봇의 제어 단계와 시간적으로 정렬된 상태를 유지합니다.

결과

벤치마크 작업(LIBERO suite) 전반에서 정제 파이프라인은 전체 움직임 형태를 유지하면서 평균 가속도와 저크(jerk)를 크게 낮춰 훨씬 부드러운 궤적을 생성합니다. 정제된 궤적은 정책 학습 및 크로스 시뮬레이터 재생에 보다 적합합니다.

파이프라인 3: 사실적 증강

정제된 궤적은 IsaacSim이 실행되는 GPU 서버에서 재생됩니다. 증강 엔진은 각 궤적을 풍부한 멀티모달 학습 데이터셋으로 변환합니다.

무작위화 대상

영역	변형 요소
조명(Lighting)	방향, 강도, 색온도, 그림자 속성
재질 및 텍스처(Materials & Textures)	테이블, 물체, 배경의 표면 재질 및 색상 무작위화
물리(Physics)	질량, 마찰, 순응성(견고성 향상을 위한 소규모 노이즈)
카메라(Camera)	다중 시점 RGB, 깊이 및 세그멘테이션을 생성하는 여러 가상 시점
배경(Background)	장면 주변 환경 및 방해 물체

증강 결과물

각 증강 궤적은 다음을 생성합니다.

- 다중 시점 RGB 및 선택적으로 깊이/세그멘테이션 이미지 스트림
- 무작위화되었지만 의미적으로 일관된 롤아웃

- 이용 가능한 경우 프레임별 주석(자세, 접촉)

이러한 결과물은 모델 및 모방학습 파이프라인에서 직접 사용할 수 있는 형식으로 구성됩니다.

파이프라인 4: 교정 데이터 통합

사후학습 작업에서는 학습된 정책이 작업을 수행하는 동안 기록된 인간 개입형 교정(human-gated corrections)이라는 두 번째 데이터 스트림이 생성됩니다. 각 교정 기록에는 시드가 부여된 초기 상태, 정책이 제어한 구간, 제어권 인계 지점, 인간이 제공한 교정 행동이 포함되며, 정책이 안정적으로 처리할 수 있는 영역을 벗어난 정확한 상태에 연결됩니다.

검증된 교정 데이터는 DAgger 방식에 따라 해당 작업의 교정 데이터셋(correction dataset)에 통합됩니다. 즉, 정책 자체가 유도한 상태 분포에서 감독 데이터를 수집한 뒤 다시 학습에 반영합니다. 모델-정책 격차 분석을 통해 교정 가치가 가장 높은 샘플을 식별하여 데이터셋을 단순히 양으로 확장하는 대신 품질에 맞춰 확장합니다.

교정 데이터가 누적되면 정책을 재학습하고 다시 배포하며, 배포 피드백을 활용해 다음 데이터 생성 주기를 결정합니다. 실패 사례 탐색, 취약점 대상 작업 생성, 적응형 분포 재가중치를 통해 다음에 어떤 사후학습 작업이 개방될지를 결정합니다. 자세한 방법은 모델 학습(Model Training), 시스템 관점은 아키텍처(Architecture)를 참조하십시오.

> *다음: 학습 →*

모델 학습

증강된 시뮬레이션 데이터로 로봇 정책을 학습하고, 인간 교정 데이터로 사후학습하며, 시뮬레이션-현실 전이를 검증합니다.

파이프라인의 마지막 단계는 수집된 데이터를 현실 세계에서 작동하는 로봇 정책으로 변환하는 것입니다. 학습은 플랫폼이 생성하는 두 데이터셋에 대응하여 시연 데이터 기반 사전학습(pre-training)과 인간 교정 데이터 기반 사후학습(post-training)이라는 두 단계로 진행됩니다.

학습 대상

정제 및 증강된 데이터셋으로 두 종류의 모델을 학습합니다.

작업 특화 정책(Task-specific policies). 집어 옮기기, 서랍 열기, 붓기, 버튼 누르기와 같은 개별 작업군을 대상으로 행동 복제(Behavior Cloning, BC) 및 확산 정책(Diffusion Policy, DP) 모델을 학습합니다. 이 모델은 특정 조작 기능에 최적화된 모델로서 강체 물체 조작, 관절형 물체 상호작용, 정밀도와 시간적 조정이 필요한 접촉 중심 작업을 포괄합니다.

범용 모델(General-purpose models). 자연어 목표와 시각적 맥락을 조건으로 사용하는 모델입니다. "빨간색 큐브를 집어 접시 위에 놓으세요"와 같은 지시와 카메라 영상이 주어지면 모델은 로봇의 다음 행동을 예측합니다. 이러한 모델은 명시적으로 학습하지 않은 작업에서도 제로샷 일반화를 달성하는 것을 목표로 합니다.

사후학습: 인간 교정 데이터로부터 학습

시연 데이터만으로 충분하지 않은 이유

행동 복제로 학습된 정책은 모방을 지도학습 문제로 취급하지만, 정책 자체의 실수로 인해 학습 데이터 분포에 존재하지 않는 상태에 진입하게 됩니다. 이것이 공변량 이동(covariate shift) 문제(Ross & Bagnell, 2010)입니다. 정책은 전문가가 방문한 상태만 학습했기 때문에 스스로 행동하면서 생성하는 새로운 상태에서는 어떠한 감독 정보도 받지 못합니다. 작은 오류는 누적되며 이론적 한계에서도 이를 확인할 수 있는데, 행동 복제의 오류는 작업의 시간적 범위에 대해 제곱(quadratic) 비율로 증가합니다. 구조적으로 정책이 가장 취약한 상황일수록 정제된 시연 데이터에서는 가장 적게 표현됩니다.

이러한 불일치를 줄이려면 더 많은 오프폴리시 시연 데이터가 아니라 정책 자체의 유도 상태 분포(induced state distribution)에서 추출한 온폴리시 교정 데이터가 필요합니다.

인간 개입형 DAgger

DAgger(Dataset Aggregation; Ross, Gordon & Bagnell, 2011)는 이 문제를 직접 해결합니다. 현재 정책을 롤아웃하고, 정책이 실제로 방문한 상태에서 전문가의 교정 데이터를 수집하고, 이를 학습 데이터셋에 통합하여 재학습한 뒤 이 과정을 반복합니다. 학습 분포는 정책이 유도한 상태 분포에 가까워지며, 누적 오류의 이론적 한계는 시간적 범위에 대해 제곱에서 선형(linear)으로 감소합니다. 방문 상태에는 정책 자체의 실수가 포함되므로 DAgger는 오류 없는 궤적을 단순 모방하는 것뿐만 아니라 복구(recovery) 방법을 학습시킵니다.

Axis는 인간이 제어권을 언제 가져오고 언제 다시 반환할지를 결정하는 인간 개입형 변형인 HG-DAgger(Kelly et al., 2019)를 사용합니다. 인간 개입형 교정은 효과가 매우 높지만 비용이 많이 드는 방식으로 알려져 있으며, 전통적으로 한 명의 인간이 한 대의 로봇을 지속적으로 감독해야 했습니다. Axis는 이러한 제약을 제거합니다. 시뮬레이션에서 루프를 실행하고 감독 작업을 커뮤니티에 분산함으로써 인간 개입형 교정을 대규모로 확장할 수 있습니다.

확장 가능한 온라인 사후학습

최근 로봇 학습 연구에서는 이 패러다임을 확장 가능한 온라인 사후학습(scalable online post-training, SOP)(AgiBot, 2026)이라고 부릅니다. 이는 오프라인 학습 이후 정책을 고정하는 대신 정책을 배포한 뒤 운영 과정에서 생성되는 경험을 바탕으로 지속적으로 개선하는 방식입니다. SOP는 실제 로봇 플릿이 궤적과 인간 개입 데이터를 중앙 학습 시스템으로 전송하는 방식으로 이를 구현합니다. 이 연구 흐름에서 일관되게 나타나는 결과는 기본 정책이 존재하는 이후에는 온폴리시 교정 데이터의 한계효용이 추가적인 오프라인 시연 데이터보다 높다는 것입니다. 시연 데이터의 효과는 점차 감소하지만 비교적 적은 양의 교정 데이터만으로도 상당한 성능 개선이 나타납니다.

Axis는 다른 자원을 활용하여 동일한 패러다임을 구현합니다.

	SOP(로봇 플릿)	Axis
온폴리시 경험의 원천(Source of on-policy experience)	실제 로봇 플릿	글로벌 기여자 커뮤니티
운영 환경(Operating environment)	현실 세계	시뮬레이션(브라우저 + IsaacSim)
교정 신호(Corrective signal)	현장 인간 운영자	분산형 인간 개입

다수의 기여자가 병렬로 참여하면 정책의 유도 상태-행동 분포에 대한 범위가 넓어지며, 중앙화된 통합 및 재학습을 통해 모든 기여자의 교정 데이터가 현재 정책에 맞춰 일관되게 반영됩니다.

사후학습 작업으로 구현

플랫폼에서 이 루프는 사후학습 작업 형태로 실행되며, 기여자는 브라우저에서 시드가 부여되고 재현 가능한 정책 롤아웃을 감독하고 교정합니다. 롤아웃 초기화는 정책이 이미 안정적으로 수행하는 행동을 다시 시연하는 데 기여자의 노력이 사용되는 대신 정책 교정에 집중되도록 설계됩니다. 교정 데이터가 누적되면 정책을 재학습하고, 개선된 정책이 아직 처리하지 못하는 새로운 상태에 도달하면 해당 상태가 다음 표적 사후학습 작업을 정의합니다.

학습 프로토콜

사전학습 파이프라인은 각 처리 단계의 기여도를 분리하여 측정하기 위해 세 가지 데이터 조건을 비교합니다.

1. 원시 원격조작 데이터(Raw teleoperation data) - 브라우저에서 직접 수집되며 별도의 처리 없음
2. 정제 데이터(Cleaned data) - 필터링, 평활화 및 업샘플링 이후의 데이터
3. 정제 + 증강 데이터(Cleaned + augmented data) - 도메인 랜덤화를 적용해 IsaacSim에서 재생한 이후의 데이터

모든 조건은 동일한 작업 정의와 미세조정 예산(일반적으로 작업당 40~60개의 시연)을 사용하여 공정한 비교를 보장하고 데이터 정제와 사실적 증강의 효과를 독립적으로 측정할 수 있도록 합니다. 이후 사후학습에서는 가장 성능이 높은 데이터 조건을 기반으로 교정 데이터셋을 활용해 반복 학습합니다.

평가

시뮬레이션 환경

학습된 정책은 작업 파이프라인이 생성한 무작위 초기 조건에서 평가됩니다.

- 다양한 초기 물체 자세와 구성에 대한 성공률(Success rate)
- 도메인 랜덤화(학습에서 보지 못한 텍스처, 조명, 물리 조건)에 대한 견고성(Robustness)
- 학습에서 보지 못한 물체 집합과 장면 레이아웃에 대한 일반화(Generalization)
- 개입률(Intervention rate) - 사후학습된 정책에 대해 커뮤니티 롤아웃에서 인간의 제어권 인계가 얼마나 자주, 얼마나 오랫동안 필요한지를 측정하며 모든 사후학습 세션은 동시에 하나의 평가 실행 역할도 수행합니다.

실제 로봇

시뮬레이션-현실 전이는 기본 엔드 이펙터가 장착된 Franka Research 3(FR3) 로봇 팔에서 평가하며, 이는 아직 해결이 완료된 결과가 아니라 지속적인 연구 과제입니다. 배포 루프에는 하드웨어 적응, 센서 보정 및 시뮬레이션 시나리오와 대응되는 현실 세계 작업 환경 구성이 포함됩니다. 평가는 집어 옮기기, 서랍 열기/닫기, 붓기, 버튼 누르기 등 대표적인 테이블 위 조작 작업을 포함합니다.

보고되는 지표는 다음과 같습니다.

- 실행 성공률
- 궤적 품질

- 다양한 물리 조건에서의 일반화

주요 결과



예시 - 측정된 성공률이 아니라 데이터 조건 간 상대적 성능을 나타냅니다.

Physical Intelligence의 π0.5를 Axis 데이터셋으로 지속 사전학습한 결과 LIBERO-Plus 교란 벤치마크에서 전체 성공률이 83.9에서 88.8로 상승했으며, 동일한 데이터 규모로 구성한 RoboCasa365 대조군은 57.5를 기록하여 기본 모델보다도 *크게 낮은* 성능을 보였습니다. 이는 성능 개선이 단순히 데이터 양의 증가가 아니라 Axis 파이프라인 자체에서 발생했음을 보여줍니다. 전체 결과 표와 축별 세부 결과는 연구 및 결과(Research & Results)를 참조하십시오.

보다 폭넓게 보면 핵심 팀의 연구는 시뮬레이션 및 합성 데이터만으로 학습한 모델도 현실 세계의 파지 작업에서 높은 제로샷 성공률을 달성할 수 있음을 보여주었으며, 이는 시뮬레이션 데이터를 적절히 수집하고 정제하며 증강하면 정책을 현실 세계에 전이할 수 있다는 가설을 뒷받침합니다. 다만 이러한 격차를 전반적으로 해소하는 것은 여전히 해결해야 할 과제입니다.

낮은 진입 장벽의 브라우저 프론트엔드와 고성능 GPU 백엔드를 결합함으로써 Axis Robotics는 데이터 수집을 개방하고 데이터셋을 기하급수적으로 확장할 수 있으며, 이는 단일 시뮬레이터 기반 원격조작 방식이나 GPU 전용 데이터 수집 방식에 비해 중요한 경쟁 우위입니다.

이러한 결과의 학술적 기반은 다음과 같습니다.

- GraspVLA(arXiv:2505.03233) - 현실 세계의 파지 작업에서 높은 시뮬레이션-현실 전이 성능을 달성하여 순수 시뮬레이션 및 합성 데이터의 효과를 입증합니다.
- SkillBlender(arXiv:2506.09366) - 휴머노이드를 포함한 다양한 로봇 형태에서 세분화된 로봇 기능을 복잡한 여러 단계 행동으로 원활하게 결합할 수 있도록 합니다.

알려진 한계

크로스 시뮬레이터 재생의 충실도(Cross-simulator replay fidelity). MuJoCo와 IsaacSim 간의 접촉 모델, 액추에이터 동역학 및 솔버 설정 차이로 인해 특히 접촉이 많은 조작 작업에서 편차가 발생할 수 있습니다. 좌표계를 정밀하게 정렬하고 규칙을 표준화하여 이를 완화하지만, 재생은 정확한 복제가 아니라 확장 가능한 증강 메커니즘으로 이해해야 합니다. 향후 연구에는 보다 정교한 추적 컨트롤러와 시뮬레이터 보정이 포함됩니다.

라벨링 및 작업 성공 신호(Labeling and task success signals). 원격조작 데이터에는 보상이나 시간적으로 세분화된 주석과 같은 밀도 높은 감독 정보가 부족합니다. 플랫폼은 작업별 성공 검사기와 재생 기반 검증을 함께 사용하며, 사후학습은 이를 보완하는 추가 신호를 제공합니다. 인간의 제어권 인계 지점이 정책이 안정적인 영역을 벗어나는 정확한 위치를 표시하기 때문입니다. 보다 밀도 높은 자동 라벨링은 여전히 해결해야 할 연구 방향입니다.

로봇 형태 간 전이(Cross-embodiment transfer). 통합 인터페이스는 인프라 수준의 호환성을 제공하지만 운동학, 조작성 및 제어 특성이 크게 다른 로봇은 여전히 로봇 형태별 적응이 필요합니다. 이러한 한계를 해결하려면 로봇 형태를 고려한 리타게팅(retargeting), 표준화된 행동 공간 또는 학습 기반 모션 변환이 필요할 수 있습니다.

> *다음: 연구 →*

연구 및 결과

당사의 핵심 결과 - 크라우드소싱 기반 시뮬레이션 데이터가 더 강력한 정책을 학습시킨다는 점 - 와 플랫폼이 기반으로 삼는 공개 연구를 설명합니다.

Axis Robotics는 공개된 연구를 기반으로 구축되었으며, 자체 실험을 통해 검증되었습니다. 핵심 팀은 RSS, CoRL, CVPR, ICCV, ICLR을 포함한 최상위 로보틱스 및 AI 학회에서 기초 연구를 주도하거나 기여해 왔으며, 플랫폼은 상호작용형 모방학습(interactive imitation learning)의 대표적인 연구 문헌을 기반으로 합니다. 이 페이지에서는 먼저 당사의 핵심 결과를 설명한 뒤 그 기반이 되는 연구 문헌을 소개합니다.

노이즈가 포함된 크라우드소싱 데이터가 강력한 로봇을 학습시킴

Axis의 핵심 질문은 다음과 같습니다. 대규모의 노이즈가 포함된 크라우드소싱 시뮬레이션 데이터가 체화 사전학습(embodied pretraining)을 위한 충분한 기반이 될 수 있는가? 당사의 답은 조건부로 그렇다는 것입니다. 개별 궤적 수준에서는 불완전하더라도 전체 데이터 집합은 정제된 상태가 될 수 있으며(dirty at the trajectory level, clean in the aggregate), 이를 위해서는 다양성과 데이터 범위가 일정한 임계 수준을 넘어야 합니다.

당사는 Physical Intelligence의 π0.5를 Axis 데이터셋으로 지속 사전학습한 뒤, 모든 조건에서 동일한 방식으로 LIBERO에 미세조정하고, 카메라, 조명, 센서 노이즈, 배경, 레이아웃, 언어 및 로봇 변화에 대해 정책의 견고성을 평가하는 교란 벤치마크인 LIBERO-Plus에서 성능을 평가합니다. 전체 Axis 데이터셋으로 사전학습하면 전체 성공률이 83.9에서 88.8로 상승하여 상대적으로 5.8% 개선되며, 동일한 데이터 규모로 구성한 RoboCasa365 대조군보다 31.3포인트 높은 성능을 기록합니다.

사전학습	시연 수	전체	카메라	조명	노이즈	배경	레이아웃	언어	로봇
π0.5 (기본)	0	83.9	72.5	98.2	82.5	94.4	82.9	89.6	74.4
+ AXIS-25%	0.25 N	84.7	77.5	91.2	86.2	100.0	85.5	81.8	76.9
+ AXIS-50%	0.50 N	85.7	68.8	98.2	91.2	96.3	88.2	84.4	79.5
+ AXIS-100% (당사)	**N**	**88.8**	**83.8**	**96.5**	**96.2**	**98.1**	**85.5**	**88.3**	**78.2**
+ RoboCasa 동일 규모 (대조군)	N	57.5	35.2	79.5	63.2	81.7	68.0	49.2	39.4

LIBERO-Plus 성공률(%). N = 전체 Axis 시연 데이터셋이며, 대조군은 RoboCasa365에서 동일한 수의 궤적을 추출해 사용합니다.

두 가지 결과가 두드러집니다. 첫째, 전체 성능은 데이터 규모에 따라 향상되어 Axis 데이터셋의 25%, 50%, 100%를 사용할 때 각각 84.7 → 85.7 → 88.8로 증가합니다. 둘째, 대조군 결과는 매우 명확합니다. 동일한 수의 궤적을 사용한 RoboCasa 대조군은 57.5를 기록해 기본 모델보다도 크게 낮은 성능을 보였습니다. 데이터의 양은 동일하지만 결과는 훨씬 나쁩니다. 성능 향상은 크라우드소싱 작업, 다양한 시연, 대규모 무작위화로 구성된 Axis 파이프라인에서 발생하며, 단순히 데이터 양이 많기 때문이 아닙니다.

성능 향상이 나타나는 영역

교란 유형별로 보면 가장 큰 개선은 증강이 중점적으로 적용되는 센서 노이즈와 카메라 영역에서 나타납니다.

영역	기본 π0.5 대비	RoboCasa 동일 규모 대비
센서 노이즈	+13.7	+33.0
카메라	+11.3	+48.6
로봇	+3.8	+38.8
배경	+3.7	+16.4
레이아웃	+2.6	+17.5
언어	−1.3	+39.1
조명	−1.7	+17.0
전체	**+4.9**	**+31.3**

절대 포인트 기준 성능 향상으로, AXIS-100%를 기본 π0.5 및 동일 데이터 규모의 RoboCasa365 대조군과 비교한 수치입니다.

조명과 언어는 기본 모델 대비 노이즈 범위 내에 있으며, 이는 증강이 해당 영역을 직접 대상으로 하지 않기 때문입니다. 반면 모든 영역에서 동일 데이터 규모 대조군보다 큰 폭으로 높은 성능을 보입니다. 이것이 핵심입니다. Axis 데이터는 실제 분포 변화가 성능에 영향을 미치는 영역에서 견고성을 높이며, 그 효과는 데이터의 양이 아니라 데이터에 어떤 내용이 포함되어 있는지에서 발생합니다.

이 결과가 의미하는 변화

1인칭 시점 데이터는 이미 지각 모델과 월드 모델에서 이러한 접근의 효과를 보여주었습니다. 이번 결과는 이를 제어(control) 영역으로 확장합니다. 각 궤적이 완벽하지 않더라도 전체 데이터 분포가 충분히 다양하고 광범위하면 문제가 되지 않으며, 정책이 학습하는 대상은 개별 시연이 아니라 전체 데이터 분포이기 때문입니다.

따라서 품질 관리의 단위도 변화합니다. 개별 궤적을 평가하는 대신 데이터 분포를 평가해야 하며, 이후 폐쇄형 루프 정제를 통해 마지막 단계의 성능을 개선합니다. 정책 자체의 실패가 가장 취약한 작업을 다시 개방하고, 인간 개입형 교정이 해당 데이터 분포에서 부족한 데이터를 정확하게 보완합니다.

결과의 기반이 된 데이터셋

이 실험에 사용된 Axis 데이터셋은 207개의 조작 작업, 50,000개 이상의 인간 시연, 60,000개 이상의 장면 변형, 7개의 장면 유형(주방, 장난감, 개인 위생, 사무실, 가정, 도구, 테이블 환경)으로 구성됩니다. 각 작업에는 자연어 지시, 매개변수화된 장면, 관련 자산 및 구조화된 성공 검사기가 포함되며, 각 궤적에는 두 개의 카메라 시점에서 동기화된 RGB-D, 로봇 및 물체 상태, 행동, 메타데이터 및 성공 라벨이 포함됩니다. 모든 궤적은 포맷 검증, 물리적 일관성 및 성공 여부 검사, 평활화, 리샘플링을 거친 뒤 IsaacSim에서 렌더링되며, 이는 프로덕션에서 사용되는 동일한 데이터 파이프라인(Data Pipeline)입니다. 정제 과정은 원시 원격조작 데이터 대비 평균 가속도를 63.9%, 평균 저크를 80.8% 감소시킵니다. 전체 방법론, 절제 실험(ablation) 및 평가 프로토콜은 아래 논문에 설명되어 있습니다.

Axis 논문

AXIS: 확장 가능한 로봇 조작을 위한 성장형 커뮤니티 기반 데이터 엔진(AXIS: A Growable Community-Driven Data Engine for Scalable Robot Manipulation)은 위에서 설명한 시스템과 결과를 학계 관점에서 정리한 논문으로, 브라우저 기반 원격조작, 자동 작업 생성 및 검증, 정제 및 증강 파이프라인, 버전별 작업 스냅샷, 정책 비교에 사용된 홀드아웃(held-out) 평가 프로토콜을 다룹니다.

논문 읽기 → arXiv:2607.21588

핵심 논문

RoboVerse: 확장 가능하고 일반화 가능한 로봇 학습을 위한 통합 플랫폼

Axis의 시뮬레이션 엔진을 구동하는 통합 크로스 시뮬레이터 프레임워크입니다. RoboVerse는 MuJoCo, IsaacSim 등을 포함한 여러 시뮬레이션 환경을 일관된 API, 데이터 형식 및 자산 사양을 갖춘 하나의 파이프라인으로 통합하여 궤적이 경량 데이터 수집 프론트엔드와 고충실도 증강 백엔드 사이에서 원활하게 이동할 수 있도록 합니다.

arXiv:2504.18904

GraspVLA: 비전-언어-행동 모델을 활용한 일반화 가능한 파지

순수 시뮬레이션 데이터로 학습한 모델도 실제 로봇에서 높은 제로샷 성공률을 달성할 수 있음을 보여주며, 적절하게 증강된 고품질 시뮬레이션 데이터만으로도 현실 세계 일반화가 가능하다는 Axis의 핵심 가설을 검증합니다.

arXiv:2505.03233

SkillBlender: 기능 결합을 통한 범용 휴머노이드 전신 이동•조작

집기, 이동, 놓기와 같은 세분화된 로봇 기능을 복잡한 여러 단계 행동으로 결합하며, 휴머노이드를 포함한 다양한 로봇 형태에서 기본 움직임 프리미티브와 상위 수준의 작업 추론을 연결합니다.

arXiv:2506.09366

VGDP: 견고한 일반화를 위한 시각-기하 확산 정책

모달리티별 드롭아웃(modality-wise dropout)을 활용해 RGB 및 포인트 클라우드 정보를 균형 있게 사용하도록 유도하며, 18개의 시뮬레이션 작업과 4개의 실제 작업에서 기준 모델 대비 평균 39.1%의 성능 향상을 달성했으며 특히 시각 및 공간 교란 환경에서 강점을 보입니다.

arXiv:2511.22445

상호작용형 모방학습 및 사후학습

플랫폼의 폐쇄형 루프 데이터 엔진을 뒷받침하는 기초 연구로, 시연 데이터만으로는 한계에 도달하는 이유와 인간 개입형 교정이 이를 어떻게 해소하는지를 설명합니다. 이러한 방법이 Axis에서 어떻게 구현되는지는 모델 학습(Model Training)을 참조하십시오.

논문	발표처	관련성	링크
Efficient Reductions for Imitation Learning (Ross & Bagnell)	AISTATS 2010	공변량 이동: 행동 복제의 누적 오류가 작업 시간 범위에 대해 제곱 비율로 증가	PMLR
A Reduction of Imitation Learning and Structured Prediction to No-Regret Online Learning (DAgger; Ross, Gordon & Bagnell)	AISTATS 2011	데이터셋 통합: 학습자의 유도 상태 분포에 대한 전문가 라벨을 통해 오류 증가를 선형 수준으로 감소	1011.0686
HG-DAgger: Interactive Imitation Learning with Human Experts (Kelly et al.)	ICRA 2019	인간이 언제 제어권을 가져오고 다시 반환할지 결정하는 방식으로, 사후학습 작업의 기반이 되는 게이팅 구조	1810.02890
SOP: A Scalable Online Post-Training System for Vision-Language-Action Models (AgiBot)	arXiv 사전 공개 논문, 2026	확장 가능한 온라인 사후학습: 배포된 정책이 온폴리시 경험과 인간 개입을 바탕으로 지속적으로 개선	2601.03044
Automated Creation of Digital Cousins for Robust Policy Learning (Dai et al.)	CoRL 2024	디지털 커즌(digital cousins): 유사한 어포던스(affordance)를 가진 다양한 장면 인스턴스를 생성하며 Axis의 작업 변형 방식과 유사	2410.07408

관련 연구

핵심 팀 구성원 및 협력 연구자들의 논문으로, 정교한 조작, 물체 이해 및 일반화 가능한 로봇 제어에 대한 추가적인 연구 기반을 제공합니다.

논문	발표처	관련성	링크
GAPartNet	CVPR 2023 Highlight	일반화 가능한 부품 수준 어포던스를 활용한 범주 간 물체 조작	2211.05272
UniDexGrasp++	ICCV 2023 Oral, Best Paper Finalist	범용 정교한 파지를 위한 기하학 인지형 커리큘럼	2304.00464
RAM	CoRL 2024 Oral	제로샷 조작을 위한 검색 기반 어포던스 전이	2407.04689
SAGE	RSS 2024 Oral, Best Paper at SemRob	관절형 물체에 대한 의미적 + 실행 가능한 부품 추론	2312.01307
Rodrigues Network	ICLR 2026 Oral	정책 학습을 위한 기하학적 SE(3) 행동 표현	2506.02618
FastTD3	-	휴머노이드 이동 및 제어를 위한 간소화된 강화학습	2505.22642
DexGraspNet 2.0	CoRL 2024	복잡한 합성 장면에서의 생성형 정교한 파지	2410.23004

다음: 솔루션 →

솔루션

하드웨어 제조사, 모델 연구소, 기업 및 블록체인 네트워크가 Axis 데이터 엔진을 어떻게 활용하는지 설명합니다.

기여자 플랫폼 외에도 Axis는 물리 AI 스택 전반의 기업을 대상으로 데이터, 학습 및 배포 서비스를 제공합니다. 파트너는 원시 궤적 데이터부터 자체 하드웨어에 대한 엔드투엔드 모델 배포까지 필요에 맞는 계층에 연동할 수 있습니다.

파트너 유형	Axis 제공 사항	파트너 제공 사항
하드웨어 제조사 (Hardware maker)	시뮬레이션 내 파트너 로봇 구현, 맞춤형 데이터, 엔드투엔드 학습 + 배포를 통해 시뮬레이션-현실 전이를 가속	로봇 사양 (URDF/MJCF), 검증용 하드웨어
모델 연구소(Model lab)	프리미엄 궤적 패키지, 구조화된 작업 번들, 공동 학습	연구 협력, 벤치마킹
산업 운영사 (Industrial operator)	생산 환경을 위한 분류 작업 등을 포함한 학습 기반 자동화	사용 사례 정의, 배포 환경 접근
체인 / 인프라(Chain / infrastructure)	온체인 데이터 출처 이력을 갖춘 실제 사용자용 로보틱스 애플리케이션	생태계 지원, 유통

로보틱스 하드웨어

확장 가능한 데이터 수집을 넘어, 고충실도 시뮬레이션과 1인칭 시점 데이터를 활용해 비용이 높은 실제 로봇 데이터를 대체하고 파트너 하드웨어의 역량을 빠르게 향상시키는 엔드투엔드 모델 학습 및 배포 서비스를 제공합니다.

통합은 파트너의 로봇 사양(URDF/MJCF)에서 시작됩니다. 당사는 해당 로봇 형태를 시뮬레이터에 구현하고 작업을 생성하며, 해당 로봇에 맞춘 원격조작 데이터를 수집한 뒤 실제 하드웨어에서 학습된 정책을 검증합니다.

협력사: AgiBot, Booster Robotics, Zeroth, Deep Robotics, EngineAI, Unitree.

파운데이션 모델

모델 학습 효율을 극대화하고 물리 AI 성능을 빠르게 반복 개선할 수 있도록 프리미엄 데이터 궤적 패키지, 구조화된 작업 번들 및 공동 학습을 제공합니다. 연구 파트너에게는 정제된 데이터셋, 증강 서비스(Augmentation-as-a-Service) 및 벤치마킹 협력을 포함한 서비스를 제공합니다.

협력사: Manycore Tech 및 기타 파운데이션 모델 연구소.

산업 자동화

시뮬레이션 기반 파이프라인을 활용하여 분류 솔루션을 포함한 엔드투엔드 학습 기반 자동화를 제공하고, 고도화된 로봇 지능과 실제 생산 환경을 연결합니다. 통합은 파트너의 사용 사례와 배포 환경에서 시작하며, 당사가 작업을 생성하고 데이터를 수집·처리한 뒤 파트너의 작업 흐름에 맞춰 정책을 검증합니다.

협력사: Geely Auto, Lotus Cars.

체인 및 생태계 통합

Axis는 암호화폐 생태계에서 실제 제품화되어 사용자가 직접 상호작용할 수 있는 소수의 로보틱스 애플리케이션 중 하나로, 현재 사용자가 직접 이용할 수 있으며 온체인 데이터 출처 이력을 제공합니다.

파트너	협업
Base	생태계 지원을 포함한 주요 체인 배포
BitRobot	BitRobot Network(Solana 생태계)의 Alliance 서브넷 - 검증된 기여에 대해 Axis 포인트와 BitRobot 파트너 보상을 함께 제공하며 Hub의 Alliance 섹션에서 운영
Pi Network	커뮤니티 및 생태계 통합

아키텍처는 특정 체인에 종속되지 않습니다. Base가 주요 배포 체인이며, BitRobot 서브넷에서 이루어진 Alliance 기여는 Solana에서 검증되고 향후 멀티체인 확장도 계획되어 있습니다. 온체인 출처 이력(Data ID, 기여자–작업 연결, 품질 점수)은 모든 체인에서 동일하며, 자세한 내용은 데이터 출처 이력 및 기여 기록(Data Provenance & Contribution Records)을 참조하십시오.

일반적인 체인 통합은 세 단계로 진행됩니다. L1/L2에서 온체인 출처 이력을 갖춘 Axis 작업을 배포(deploy)하고, 상호작용 가능한 비금융 로보틱스 앱을 통해 참여를 촉진(drive engagement)하며, 공동 브랜드 캠페인, 파트너 보상, 맞춤형 작업 카테고리를 통해 확장(expand)합니다.

파트너십 문의는 contact@axis-labs.ai로 연락하십시오.

> *다음: 왜 암호화폐인가 →*

왜 암호화폐인가

암호화폐가 물리적 상호작용 데이터를 확장하는 데 강력한 기반이 되는 이유를 설명합니다. 암호화폐는 출발점이 아니라 협업, 투명성 및 정렬된 인센티브를 위한 인프라입니다.

당사는 암호화폐를 강력한 도구로 보고 있습니다. 암호화폐 자체가 출발점은 아니지만 의미 있게 활용할 수 있는 고유한 특성을 가진 중요한 기반 요소입니다.

물리적 상호작용 데이터의 글로벌 인덱스를 구축하는 것은 어느 하나의 기업이 단독으로 수행하기에는 지나치게 큰 과제입니다. 이를 위해서는 전 세계적으로 분산된 인간의 노력, 정렬된 인센티브 및 투명한 협업 체계가 필요합니다. 암호화폐는 이 세 가지를 위한 구조적 기반을 제공합니다.

---

1. 인센티브 정렬

당사의 목표는 전 세계에 분산된 기여자를 조직하여 고품질 로보틱스 데이터를 생성하는 것입니다. 이를 효율적으로 달성하려면 인센티브가 측정 가능한 기여 품질과 연동되어야 합니다.

기업의 데이터베이스 안에만 존재하는 포인트 잔액만으로는 충분하지 않습니다. 그 포인트의 기반이 되는 기여가 측정 가능해야 하고, 해당 기록을 기업뿐만 아니라 기여자도 검증할 수 있어야 합니다.

따라서 기여 데이터는 데이터 점수 산정 시스템(data scoring system)을 통해 궤적 단위로 평가되고, 포인트는 단순한 데이터 양이 아니라 측정된 품질에 따라 결정되며, 기초가 되는 실행 기록은 기여자가 독립적으로 확인할 수 있는 출처 이력과 함께 온체인에 기록됩니다. 포인트(Points)를 참조하십시오.

정밀한 인센티브 - 고품질 작업 증명(Proof of Quality Work). 엄격한 2단계 시스템을 통해 가치가 높은 데이터를 선별합니다. 점수 산정 시스템(Scoring System)은 각 궤적을 평가하고, 포인트 시스템(Point System)은 일정 주기 동안 기여자의 종합적인 기여도를 집계합니다. 더 높은 품질의 기여는 더 높은 점수를 받고, 더 높은 점수는 더 많은 포인트로 이어집니다. 따라서 네트워크가 보상하는 것은 단순한 데이터 양이나 투입 시간이 아니라 모델 발전에 실질적으로 기여한 인간의 기여입니다.

Axis는 측정된 데이터 품질과 포인트를 사용하여 인정 대상 기여를 기록합니다. Axis는 향후 커뮤니티 기여자 에어드롭에서 포인트를 하나의 입력 요소로 활용할 계획이며, 최종 자격 요건, 배정량 및 조건은 별도로 공개될 예정입니다. 포인트는 양도할 수 없으며, 그 자체만으로 어떠한 권리 또는 재산적 권리를 부여하지 않습니다.

---

2. 투명성 및 검증 가능성

암호화폐의 가장 강력한 장점 중 하나는 투명성입니다.

당사는 로보틱스 데이터 생애주기에서 생성되는 주요 결과물과 관계를 온체인에 기록합니다. 구체적으로 다음과 같습니다.

- 온체인에 기록되는 작업 ID(Task IDs)
- 특정 작업에 어떤 사용자가 데이터를 기여했는지와 이에 연계된 품질 지표
- 어떤 데이터셋이 어떤 정책 또는 모델의 학습에 사용되었는지

승인된 모든 궤적은 기여자의 포트폴리오에서 서명할 수 있으며, 고유한 데이터 ID(Data ID)가 부여되어 Base에 기록됩니다. 이는 영구적이고 변경이 불가능한 출처 이력을 형성합니다. 시간이 지나면서 이러한 기록은 작업 생성부터 인간의 기여, 데이터 증강, 모델 학습까지 이어지는 완전히 추적 가능한 지능 생산 파이프라인으로 발전합니다.

기업 고객 입장에서는 명확성과 감사 가능성을 제공합니다. 고객은 자신이 구매하는 작업과 데이터가 정확히 무엇인지, 해당 자산이 어떻게 생성되고 활용되었는지 파악할 수 있습니다.

> *온체인 기록 방식과 사용자의 TXID에 대한 자세한 내용은 데이터 출처 이력 및 기여 기록(Data Provenance & Contribution Records)을 참조하십시오.*

---

3. 재사용 가능한 핵심 결과물

기여자 표시와 투명성을 넘어, 당사는 작업 및 학습된 모델과 같은 핵심 구성 요소를 다양한 도구와 조직에서 재사용할 수 있도록 하는 방안을 모색하고 있습니다.

적절하게 구조화하면 작업 자체가 출처 이력을 추적할 수 있는 재사용 및 조합 가능한 단위가 될 수 있습니다. 학습된 모델과 해당 모델을 생성하는 데 사용된 데이터 기록도 마찬가지입니다.

이는 로봇 지능과 관련하여 보다 명확한 기여자 표시, 라이선싱 및 협업을 지원합니다. 출처 이력 기록 자체가 데이터셋, 모델 또는 플랫폼에 대한 소유권이나 재산적 권리를 생성하지는 않습니다.

요약하면, 당사에게 암호화폐는 단순한 서사적 요소가 아니라 물리 AI를 생산하는 과정에서 출처 이력, 투명성 및 협업을 가능하게 하는 인프라입니다.

> *다음: 데이터 출처 이력 및 기여 기록 →*

데이터 출처 이력 및 기여 기록

온체인 출처 이력 및 검증 가능한 기여 기록을 설명합니다.

Axis Hub에서 기록한 모든 실행은 온체인에 서명할 수 있습니다. 각 실행에는 Base에 기록되는 고유한 데이터 ID가 부여되며, 해당 데이터가 생성된 작업 및 이를 생성한 기여자와 연결됩니다. 이 세 가지 ID는 이후 파이프라인 전반에서 참조되는 지속적이고 공개적으로 검증 가능한 기여 기록을 형성합니다. 포트폴리오에서 한 번의 클릭으로 서명할 수 있으며, 구체적인 방법은 서명 및 검증(Sign & Verify)을 참조하십시오.

온체인에 기록하는 이유

전통적인 데이터 수집 플랫폼에는 근본적인 정보 비대칭이 존재합니다. 기여자는 데이터를 생성하지만 자신이 무엇을, 언제 기여했으며 해당 데이터가 어떻게 사용되었는지 검증할 수 있는 증거를 보유하지 못하고, 플랫폼이 모든 통제권을 갖습니다.

Axis는 이 구조를 반대로 전환합니다. 사용자의 궤적이 평가를 통과하면 포트폴리오에서 이를 서명하여 Base에 기록되는 고유한 데이터 ID(Data ID)를 부여합니다. 이 과정의 수수료는 1센트의 극히 일부에 불과하며, 가스리스 캠페인이 진행 중인 경우에는 해당 비용도 전액 지원됩니다. 이를 통해 다음 항목에 대한 영구적이고 변경이 불가능한 기록이 생성됩니다.

- 데이터를 누가(Who) 기여했는지(사용자의 지갑 주소)
- 무엇을(What) 기여했는지(궤적 메타데이터와 연결된 데이터 ID)
- 언제(When) 제출되고 승인되었는지
- 평가 파이프라인에서 부여한 품질(Quality) 점수

이 출처 이력 기록은 이후의 기여자 표시와 감사 가능성을 지원합니다. 그러나 그 자체만으로 소유권을 이전하거나 지급, 토큰, 거버넌스 또는 기타 재산적 권리를 생성하지는 않습니다.

기록되는 항목

온체인

- 데이터 ID
- 기여자 지갑 주소
- 타임스탬프
- 품질 점수
- 작업 ID 참조

- 트랜잭션 해시(TXID)

오프체인

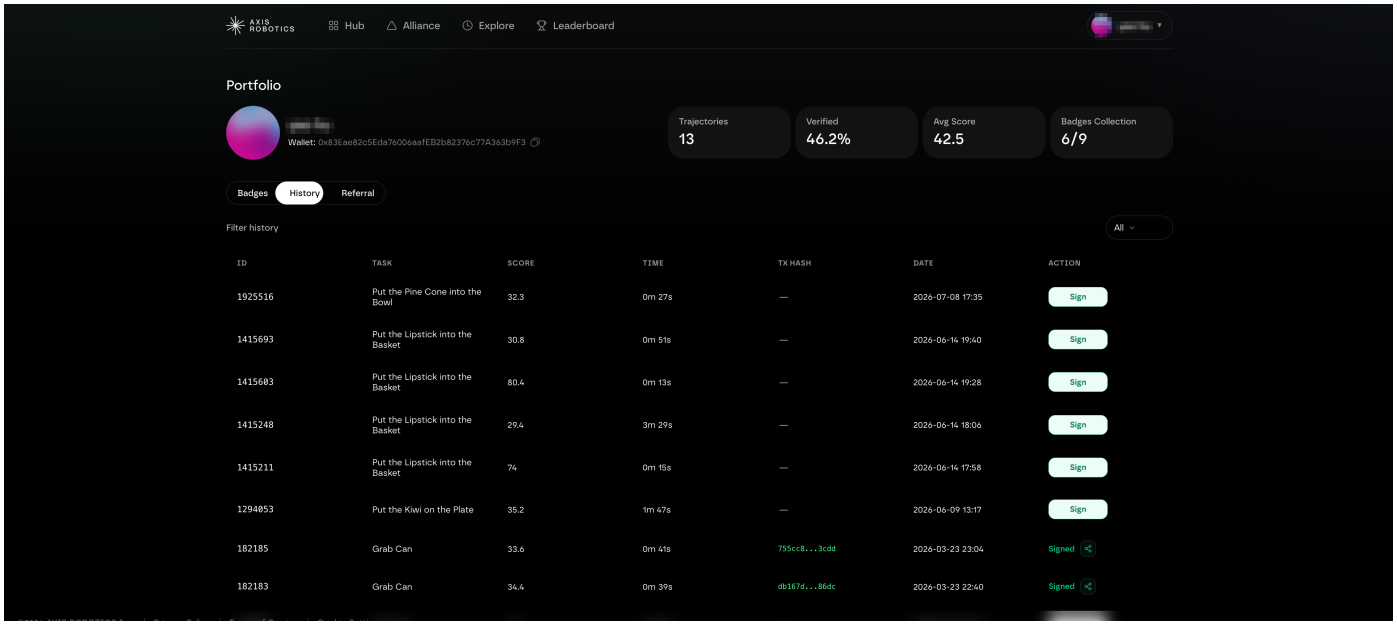
- 전체 궤적 데이터(관절 상태, 행동, 물체 자세)
- 장면 구성 및 자산
- 원시 및 증강 학습 샘플
- 모델 학습 결과물

전체 궤적 데이터는 온체인에 저장하기에는 용량이 지나치게 크기 때문에 Axis 백엔드의 오프체인 환경에 저장됩니다. 온체인 기록은 검증 가능한 인덱스이자 기여 증명 역할을 합니다.

멀티체인(Multi-chain): 핵심 플랫폼 기록은 Base에 저장됩니다. 파트너 Alliance를 통해 이루어진 기여는 해당 파트너의 체인에서 검증되며, BitRobot 서브넷의 경우 Solana가 사용됩니다. 데이터 ID, 기여자 연결, 품질 점수로 구성된 출처 이력 모델은 모든 체인에서 동일하며 아키텍처는 특정 체인에 종속되지 않습니다.

사용자의 TXID

서명된 모든 실행은 Base에서 하나의 트랜잭션을 생성합니다. 포트폴리오의 기록(History) 탭에서 각 서명된 실행 옆에 TXID를 확인할 수 있습니다. 해당 트랜잭션은 Base 블록 익스플로러에서 공개적으로 검증할 수 있습니다.



기여 추적 가능성

온체인 출처 이력은 단순히 사용자가 기여했다는 사실만 증명하는 것이 아니라 사용자의 데이터를 이후의 결과와 연결합니다. 모델이 개선됨에 따라 기여자는 자신의 궤적이 작업 성공률에 어떤 영향을 미쳤는지 추적할 수 있으며, 이는 개인의 기여와 로봇 지능의 발전 사이에 직접적이고 검증 가능한 연결을 제공합니다.

이를 통해 가능한 것

온체인 기록은 출처 이력을 확립합니다. 생태계가 발전함에 따라 이 기록은 다음을 지원할 수 있습니다.

기여자 표시(Contribution attribution). 승인된 데이터는 해당 기여 기록에 서명한 지갑까지 추적할 수 있습니다.

데이터 라이선싱(Data licensing). 데이터셋은 해당 데이터셋을 만드는 데 기여한 승인된 궤적의 기여자와 연결할 수 있습니다.

감사 가능한 협업(Auditable collaboration). 파트너는 Axis의 내부 데이터베이스에만 의존하지 않고 작업, 기여자 및 품질 메타데이터를 검증할 수 있습니다.

라이선스 및 이용 권리는 해당 플랫폼 및 파트너 약관에 따라 규율됩니다. 향후 분배 또는 참여 프로그램이 마련되는 경우 구체적인 조건이 확정된 시점에 별도로 설명될 예정입니다.

파트너십 및 통합 정보는 솔루션(Solutions)을 참조하십시오.

> *다음: 백서 →*

백서

Axis 누적 증폭형 데이터 엔진의 전체 기술 설명으로, 아키텍처, 하위 시스템, 결과, 평가 및 출처 이력 계층을 다룹니다.

Axis Robotics: 물리 AI를 가속하는 누적 증폭형 데이터 엔진(Axis Robotics: The Compounding Data Engine Accelerating Physical AI)은 당사의 기술 백서로, 데이터가 물리 AI의 핵심 제약 요소인 이유부터 이를 해소하기 위해 구축한 엔진의 아키텍처, 하위 시스템 및 결과까지 전체 시스템을 하나의 문서에서 설명합니다.

Axis Robotics - 물리 AI를 가속하는 누적 증폭형 데이터 엔진 · 21페이지 · 2026년 7월

주요 내용

섹션	
1-2	데이터 병목과 이것이 모델 아키텍처의 문제가 아니라 구조적인 문제인 이유
3-4	누적 증폭형 데이터 엔진: 플라이휠, 이를 외부에 제공하는 세 가지 핵심 기반과 세 가지 제품, 그리고 그 아래의 4계층 아키텍처
5-8	기술 하위 시스템 - 작업 생성 및 네이티브 다양성, 브라우저 기반 대규모 데이터 수집, 인간 개입형 교정을 통한 확장 가능한 온라인 사후학습, 모델 중심 처리 파이프라인
9	실증 결과 - Axis 데이터로 지속 사전학습된 π0.5가 LIBERO-Plus에서 기본 모델 83.9 대비 **88.8**을 기록하고, 동일 데이터 규모의 RoboCasa365 대조군보다 31.3포인트 높은 성능 달성
10	2단계 평가 오라클(two-tier evaluation oracle)과 이를 뒷받침하는 온체인 출처 이력 기록
11-13	성과 및 로드맵, 한계와 미해결 과제에 대한 객관적 설명, 결론

백서는 플랫폼을 가장 심층적으로 설명한 자료입니다. 보다 짧고 작업 중심의 설명을 원하는 경우 누적 증폭형 데이터 엔진 (The Compounding Data Engine) 또는 아키텍처(Architecture)부터 참조하십시오.