



엑시스 로보틱스(Axis)

주요내용설명서(국문백서)
Korean White Paper

2026년 10월 24일

Disclaimer

본 번역본은 2026년 10월 24일 기준의 엑시스 로보틱스(Axis Robotics) 백서의 관련 내용 위주로 번역되었습니다.

빗썸은 발행주체 또는 운영주체가 제공하는 가상자산의 총발행량, 유통량 계획, 사업 계획 등이 포함된 정보를 이용자들의 편의를 위해 참고용으로 제공하고 있습니다.

본 번역본은 그 내용이 정확하지 않을 수 있으며 원문의 내용이 일부 누락될 수 있으므로, 정확한 정보 습득을 위해서는 원문을 참고하시거나 원문 작성 측에 문의하시기를 바랍니다. 또한 본 번역본은 오픈 커뮤니티의 검토에 따라 내용이 변경될 수 있습니다.

프로젝트 소개

피지컬 AI¹의 가장 큰 병목은 모델의 크기나 연산 능력, 혹은 하드웨어가 아닙니다. 핵심은 데이터입니다. 현재 확보할 수 있는 로봇 학습 데이터의 규모는 범용적인 로봇 조작에 필요한 수준에 비해 현저히 부족한 실정입니다. 더 큰 문제는 이러한 데이터 부족이 단순히 더 나은 모델이나 아키텍처만으로 해결할 수 없는 구조적 문제라는 점입니다. 데이터를 수집하려면 특정 하드웨어에 의존해야 하고, 다양한 상황과 환경을 인위적으로 만들어내는 데에도 한계가 존재합니다. 또한 시연 데이터에만 의존해 학습한 정책은 실제 환경에서 모델이 실패한 이유와 상황을 충분히 학습하기 어렵게 만듭니다.

액시스 로보틱스(Axis Robotics)는 바로 이 데이터 문제를 해결하기 위해 설계되었습니다. 액시스는 데이터가 축적될수록 성능과 데이터의 가치가 함께 증가하는 ‘복리형 데이터 엔진(Compounding Data Engine)’입니다. 복리형 데이터 엔진은 하나의 데이터 기여가 다음 정책을 개선하고, 개선된 정책은 다시 어떤 데이터를 수집해야 하는지를 결정하는 순환 구조를 갖습니다. 이 과정이 반복되는 폐쇄형 루프²를 통해 데이터는 한 번 사용되고 사라지는 비용이 아니라 시간이 지날수록 가치가 축적되는 자산으로 전환됩니다.

비즈니스 모델

세 가지 기반, 세 가지 제품

백그라운드에서 작동하는 재사용 가능한 세 가지 기반 요소가 존재하며, 이를 토대로 액시스 데이터 사업의 모든 부분이 움직이게 됩니다. 액시스의 세 가지 기반은 다양한 시나리오와 세부 스킬을 포괄적으로 지속 공급하는 범용 작업 생성 엔진(Universal Task Generation Engine), 데이터 수집의 물리적·지리적 한계를 제거하는 분산 네트워크인 분산형 글로벌 워크포스(Distributed Global Workforce), 원시 입력 데이터를 필터링하고 증강해 고품질 데이터셋으로

¹ Physical AI

² Closed loop

전환하는 하나의 표준화된 시스템인 통합 처리 파이프라인(Unified Processing Pipeline)입니다. 세 기반 요소가 공통적으로 활용됨으로써 궤적³ 데이터의 소스와 상관 없이 데이터 품질이 일관적으로 유지됩니다. 이 기반들은 세 가지 제품으로 형태로 세상에 나와 성능을 발휘하는 인터페이스로서 기여자 및 고객과 실제로 상호 작용하게 됩니다. 셋이 합쳐져 완전한 순환 구조를 형성합니다.

제품	플라이휠 단계	규모
웹 - 시뮬레이션 데이터 플랫폼	생성 → 수집(시뮬레이션)	시간당 유효 궤적 데이터 10,000건
모바일 - 1인칭 시점 데이터 수집	수집(현실 세계)	월 10,000시간 이상의 유효 시간 목표
안프라 - 데이터 투 모델 파이프라인	처리 → 학습	-

두 플랫폼을 뒷받침하는 작업 생성. 다양성은 우연이 아니라 설계로 만들어집니다. 자연어 지시 하나에서 출발해 엔진은 임바디먼트⁴, 사물, 공간, 의미, 시각의 다섯 차원을 종합적으로 활용하여 낮은 한계 비용으로 기하급수적으로 많은 데이터를 생성할 수 있습니다.

웹 — 시뮬레이션 데이터 플랫폼. 데이터 수집은 오프라인·순차 방식에서 브라우저에서 작동하는 온라인·플릿⁵ 단위·대규모 병렬 HITL(휴먼 인 더 루프)⁶ 엔진으로 옮겨 갔습니다. 하드웨어도, 프로그램 설치도 필요 없습니다. 웹 플랫폼은 루프 구조의 양쪽, 즉 전문가 시연을 통한 사전 학습과 이미 배포된 정책에 인간 작업자의 교정을 적용하는 사후 학습을 가능하게 합니다.

모바일 — 1인칭 데이터 수집. 현실 세계 데이터 추적 방식은 비싸고 무거운 하드웨어 장치에서 진입 장벽이 없는 모바일 앱으로 전환됩니다. 모바일 앱은 실시간 손 모양 추적 기법과 글로벌 작업자 집단을 함께 활용하여 조밀한 언어 주석이 붙은 4D 손 모양 복원 데이터를 만듭니다. 본 제품은 현재 개발 중입니다.

인프라 — 데이터 투 모델 파이프라인. 중앙 처리 허브로서 원시 데이터 축적이 아니라 모델 중심 데이터 엔지니어링이 적용됩니다. 정제, 도메인 랜덤화⁷ 증강, 주석을 통해 다양한 입력값을 모델이 바로 학습할 수 있는 형식으로 바꾸는 도구 모음입니다. 고객은 자동 평가 도구 및 오픈 소스 데이터셋을 통해 동일한 레이어에 접근할 수 있습니다.

³ Trajectory
⁴ Embodiment
⁵ Fleet
⁶ Human in the loop
⁷ Domain-randomized

설계 원칙

네 가지 원칙이 시스템 전반에 적용됩니다.

- **데이터 생성은 모델을 고려하여 진행되어야 합니다.** 수집할 데이터는 고정된 학습 방식 및 과정이 아니라 파악된 모델의 약점으로 결정합니다.
- **시뮬레이션과 실제 데이터는 하나의 표현을 공유해야 합니다.** 합성 소스와 실제 소스에 걸쳐 하나의 임바디드 스키마⁸를 사용함으로써 둘 사이의 파편화를 허용하지 않습니다.
- **사후 학습은 사전 학습만큼 중요합니다.** 시연이 커버리지를, 교정이 신뢰성을 만듭니다. 액세스 플랫폼은 둘 다 확보할 수 있도록 설계되었습니다.
- **배포 피드백을 데이터 분포에 직접 반영해야 합니다.** 배포된 정책에서 포착된 실패 신호가 곧바로 작업 구성과 분포 가중치 재조정 작업에 반영됩니다.

아키텍처: 사중 레이어 기반의 폐쇄형 루프

현재 피지컬 AI 모델은 임바디드 파운데이션 모델⁹, 월드 모델¹⁰을 막론하고 모델의 크기 자체보다 데이터가 수집되고 학습되며 다시 활용되는 데이터 루프의 구조적 한계에 의해 제약을 받고 있습니다. 액세스는 이러한 제약을 해결하기 위해 설계된 수직 통합형 인프라로서 기초 데이터 인프라부터 실제 환경에서의 정책 배포까지, 서로 연결된 네 개의 레이어로 구성되어 있습니다. 각 레이어의 의존성은 아래에서 위로 연결되며, 실제 환경에 배포된 정책에서 발생하는 피드백은 다시 데이터 수집 및 학습 과정에 반영되어 전체 루프를 완성합니다.

레이어1 — 글로벌 데이터 인프라

기본 레이어는 확장 가능하고 표준화된 데이터 생성 역량을 담당하며 기여자 접근, 품질 관리, 표현 정렬을 관장합니다.

- **뛰어난 접근성의 글로벌 데이터 인터페이스.** 웹, 데스크톱, 모바일로 편리하게 접근할 수 있는 HITL 상호 작용 레이어입니다. 이를 통해 전 세계에 분산된 기여자가 임바디드 모델의 상호 작용을 촬영하고, 작업

⁸ Embodied schema

⁹ Embodied Foundation Model

¹⁰ World Model

지시를 실행하며, 배포된 모델들에 교정 시연을 제공합니다. 웹 인터페이스는 이미 운영 중이며, 모바일과 일상 1인칭 촬영은 1인칭 파이프라인과 함께 도입됩니다.

- **자동 및 수동(인간 개입) 데이터 검증.** 모든 궤적 데이터는 다중 절차로 이루어진 검증 파이프라인을 거칩니다. 자동 채점, 실패 및 이상치 필터링, 교정 감독에 대한 인간 검증이 이루어지며, 교정 가치가 높은 샘플을 식별하는 모델 정책 격차 분석이 추가됩니다. 따라서 데이터세트 확장은 양이 아니라 품질 중심으로 진행됩니다.
- **모델에 바로 적용 가능한 임바디드 데이터 스키마.** 시뮬레이션이든 실제든 모든 데이터는 장면 표현, 행동 궤적, 4D 손 모양 시퀀스, 하위 작업 단위 시간 정렬을 표준화한 통합 스키마로 정규화됩니다. 이로써 합성 소스와 실제 소스의 파편화 문제가 사라지고 시뮬레이터 간 상호 운용성이 보장됩니다.

레이어2 — 폐쇄형 루프 기반의 하이브리드 데이터 엔진

인프라 레이어를 기반으로 하는 데이터 엔진은 상호 보완적인 세 가지 모달리티¹¹에 걸쳐 구조적 생성 및 적응형 분포 조정 작업을 수행합니다.

- **확장 가능한 시뮬레이션 데이터 수집.** 시뮬레이션은 통제 가능한 다양성, 작업 매개변수화, 분포 조정, 빠른 정책 업데이트를 가능하게 하며, 확장 규칙을 탐색하고 희귀하거나 구조화된 영역을 다루는 데 활용됩니다.
- **1인칭 현실 세계 촬영.** 4D 손 모양 궤적, 하위 작업 단위 주석, 사물 상호 작용 메커니즘을 담은 1인칭 정밀 데이터는 시뮬레이션 기반의 사전 지식을 현실과 연결하고 심 투 리얼¹² 표현 격차를 해소합니다. 해당 모달리티는 개발 중입니다.
- **모델을 고려한 데이터 생성.** 데이터 생성은 정적인 작업이 아닙니다. 배포 피드백과 정책 격차 데이터를 이용해 엔진은 오류 추적, 약점 표적 작업 구성, 적응형 분포 가중치 조정 등의 작업을 수행합니다. 데이터 생성은 모델 행동을 고려하여 조건부로 실행되는 최적화 과정이 되며, 이는 다음에 어떤 사후 학습 작업을 시작할지 결정하는 메커니즘이기도 합니다.

레이어3 — 3D 인지 모델

파운데이션 모델 레이어는 구조화된 임바디드 데이터세트를 소비하여 긴밀히 결합된 두 단계를 통해 정책을 발전시킵니다. 오프폴리시¹³ 전문가 시연에 대한 대규모 사전 학습은 작업 표현, 조작 관련 사전 지식, 장기 계획

¹¹ Modality

¹² Sim-to-real

¹³ Off-policy

구조를 확립하며 다양한 환경 전반에 걸친 폭넓은 행동 커버리지를 형성합니다. 인간 개입형 대거¹⁴ 알고리즘을 사용하는 사후 학습은 배포된 온폴리시¹⁵를 모델이 생성한 궤적에서 직접 수집한 체계적인 인간 감독 데이터를 바탕으로 교정함으로써 체계적인 오류 복구, 장기 안정성, 중첩 오류 감소를 가능하게 합니다. 모델은 개별적인 재학습 주기가 아니라 피드백을 통해 지속적으로 진화합니다.

레이어4 — 배포 및 정책 출시

최상위 레이어는 현실 세계와 시뮬레이션 플릿에서 정책을 실행해 사용 중인 온폴리시, 실패 궤적, 분포 이동 신호를 생성합니다. 생성된 데이터는 곧바로 데이터 엔진으로 제공되어 루프를 완성시킵니다. 이는 플랫폼에서 기여자가 경험하는 사후 학습 작업의 형태로 제시됩니다. 커뮤니티가 행하는 모든 작업은 배포이자 평가이자 표적 데이터 수집인 셈입니다.

시스템 차원의 특성

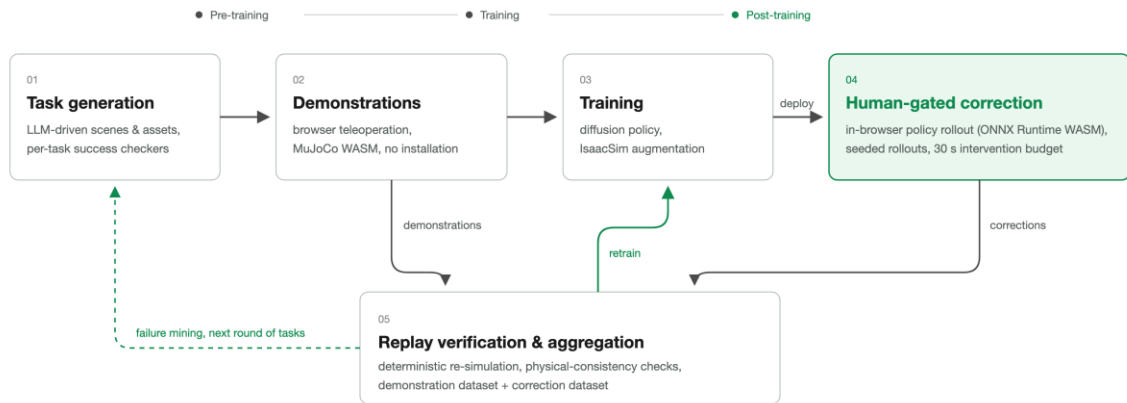
위와 같은 레이어들이 함께 작용하여 자체 강화 플라이휠 구조가 형성됩니다.

인프라 → 적응형 데이터 엔진 → 학습 → 배포 → 실패 신호 → 표적 생성 → ...

이를 통해 임바디드 지능 학습은 정적인 데이터세트 축적에서 연속적인 폐쇄형 루프 최적화로 전환됩니다.

¹⁴ DAgger (dataset aggregation)

¹⁵ On-policy



[레이어1~3을 활용한 실제 파이프라인. 생성된 작업(01)이 브라우저 시연 데이터를 모아(02) 기본 정책을 학습시키고(03), 그 정책은 다시 기여자의 브라우저로 배포되어 인간 개입 교정을 받게 됨(04). 모든 제출물은 리플레이 검증을 통과하며(05), 검증된 교정 및 오류 추적을 바탕으로 다음 작업이 실행됨.]

토크노믹스

액시스는 자체 오라클¹⁶을 활용해 ‘무엇을 신뢰할 것인가’와 ‘무엇을 인정할 것인가’라는 두 가지 질문을 해결합니다. 하지만 세 번째 문제 ‘누가, 어떤 조건에서 데이터 생산에 자금을 투입할 것인가’가 남습니다. 이러한 공백을 메우기 위해, 피지컬 AI 데이터 생성의 폐쇄형 인센티브 시스템으로서 네이티브 토큰¹⁷ 액시스 로보틱스(Axis)를 제안합니다. 후원자와 사용자는 프로그램에 자금을 공급하고, 기여자는 검증된 데이터를 생산합니다. 이후 보상은 액시스의 작업 품질 증명(Proof of Quality Work, PoQW) 메커니즘을 기반으로 배분되며, 각 과정에서 발생하는 증명 데이터(데이터의 생성 및 이력 정보)는 온체인에 기록됩니다. 정산의 기준이 되는 것은 새로운 가치 지표가 아니라, 엔진이 이미 측정하고 있는 데이터의 품질과 기여도입니다. 따라서 경제 레이어는 가치에 대한 또 다른 기준을 세우는 것이 아니라, 기존에 측정된 가치를 기반으로 자금 조달 및 보상 지급이 이루어지는 정산 구조로서 기능하게 됩니다.

¹⁶ Oracle

¹⁷ Native token

유틸리티: 수익 창출, 자금 조달, 작업 품질 증명

수익 창출 — 기여 보상. 제안된 주요 유틸리티는 검증된 기여 활동에 대한 보상 획득이며, 액시스의 작업 품질 증명 메커니즘이 이를 뒷받침합니다. 기여자는 적격 작업 실행을 완료하고 데이터 궤적을 제출하며, 리플레이 검증과 적용되는 품질 기준을 통과합니다. 적합한 기여 활동에는 양도 불가능한 제품 포인트인 유효 기여 가중치(Eligible Contribution Weight)가 지급되고, 이 값이 유한한 프로그램 예산에 대한 기여자의 할당 비율을 결정하게 됩니다. 보상은 단순한 작업 완료나 원시 데이터 양이 아니라 검증된 기여 품질을 반영합니다. 기여자 보상은 기여자 보상 토큰 할당분과 후원자가 지원한 프로그램 예산에서 조달됩니다. 고정된 AXIS 전환 비율, 보장된 할당, 자동 청구권은 존재하지 않습니다.

작업 품질 증명. 작업 품질 증명 메커니즘은 액시스의 이중 오라클 시스템에서 보상 측면을 담당합니다. 보상은 기여 품질이 검증 및 평가된 후에 지급됩니다. 리플레이 검증과 품질 기준 외에도, 개별 프로그램은 자금을 제공하는 기여 활동에 가중치를 부여할 수 있도록 자체 채점 규칙을 적용할 수 있습니다. 분량이 아니라 진정한 양질의 작업에 대해서 보상을 지급한다는 목적은 변하지 않습니다. 기여 품질이 좋을수록 점수가 높아지고, 점수가 높을수록 유효 기여 가중치가 커져 승인된 프로그램 조건하에서 할당받을 수 있는 보상 비율이 높아질 수 있습니다. 데이터 ID, 작업 ID, 사용자 ID, 트랜잭션 ID 및 해당 요소들의 온체인 연관성은 증명 데이터, 검증 가능성, 기록 대조를 뒷받침해주는 것이지만, 그 자체만으로 보상 수취 자격이 되지는 않습니다.

자금 조달 — 프로그램 자금 조달. 두 번째 유틸리티는 수요 측면의 예산 및 정산 메커니즘입니다. 승인된 후원자, 사용자, 기업, 프로토콜은 설정된 작업, 품질 규칙, 분배 방식, 미사용 토큰 처리 방침을 갖춘 유한한 프로그램 예산에 AXIS를 제공할 수 있습니다. 후원자 참여 및 프로그램 활성화는 허가제로 운영됩니다. 일부 프로그램에서는 예산이 법정화폐 기반 비즈니스 수익 공유와 연계될 수 있기 때문에, 액시스 플랫폼에서는 로봇 학습 데이터에 대한 기업 수요가 기여자 측 인센티브와 연결됩니다.

기본값으로서의 온체인 증명 데이터. 증명 데이터는 액시스 경제 시스템에 덧붙여진 부수적인 레이어가 아니라 어엿한 제품 메커니즘으로서 기능합니다. 기여가 서명되면 해당 동작을 기록하는 것은 별도의 선택적 절차로 이루어지는 것이 아닙니다. 작업 ID, 데이터 궤적 ID, 사용자 ID 및 해당 요소들의 관계가 일반적인 기여 절차 내에서 트랜잭션을 통해 베이스¹⁸에 기록되게 됩니다. 이러한 방식으로 피지컬 인텔리전스의 생성 과정이 온체인에 기록되며, 결과적으로 작업

¹⁸ Base

생성, 데이터 기여, 검증, 채점, 보상 내역 대조 등을 투명하고 추적 가능하며 독립적으로 감사할 수 있게 됩니다. 따라서 사용자가 무엇을 기여하였고, 무엇이 인정되었는지 확인하는 데 액세스의 자체 기록만을 신뢰할 필요가 사라집니다.

발행량, 분배, 베스팅¹⁹

발행량은 고정되어 있습니다. 출시 시점의 총발행량은 1,000,000,000 AXIS이며, 최대 발행량은 총발행량과 동일합니다. 프로토콜 차원의 추가 발행, 인플레이션²⁰ 계획, 또는 초기 발행량을 넘어서는 발행 경로는 존재하지 않습니다. 앞으로 존재할 모든 토큰은 출시 시점에 이미 배정되어 있으므로, 아래의 일정은 토큰이 추가로 생성되는지가 아니라 배정된 물량이 언제 전송 가능해지는지를 나타냅니다. 토큰 생성 이벤트²¹ 시점의 유통량은 165,000,000 AXIS로 총발행량의 16.50%이며, 그 이전에 유통되는 물량은 존재하지 않습니다.

초기 배정 및 언락²² 조건. 아래 그래프에서 T는 토큰 생성 이벤트를 뜻하며, T+n은 토큰 생성 이벤트 이후 n개월 후 시점을 뜻합니다. 비율은 최대 발행량과 동일한 고정 총발행량 1,000,000,000 AXIS 기준입니다.

배정 항목	AXIS	비율	토큰 생성 이벤트 시점 언락
생태계	510,833,333	51.08%	80,000,000
기여자 보상	100,000,000	10.00%	20,000,000
카이트 보상 풀	2,500,000	0.25%	전량
유동성 마켓 메이킹 ²³	60,000,000	6.00%	전량
핵심 팀	152,000,000	15.20%	없음
프라이빗 A	98,000,000	9.80%	없음
프라이빗 B	66,666,667	6.67%	없음
소나 ²⁴ 투자자	10,000,000	1.00%	2,500,000
합계	1,000,000,000	100.00%	165,000,000

¹⁹ Vesting

²⁰ Inflation

²¹ Token generation event (TGE)

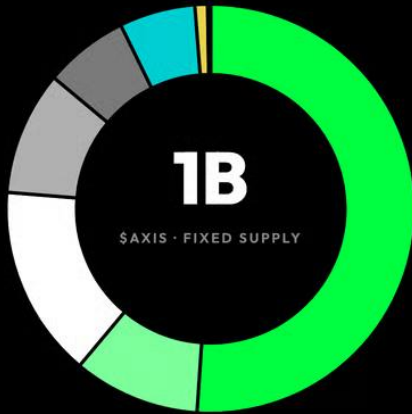
²² Unlock

²³ Market making

²⁴ Sonar

\$AXIS TOKEN ALLOCATION

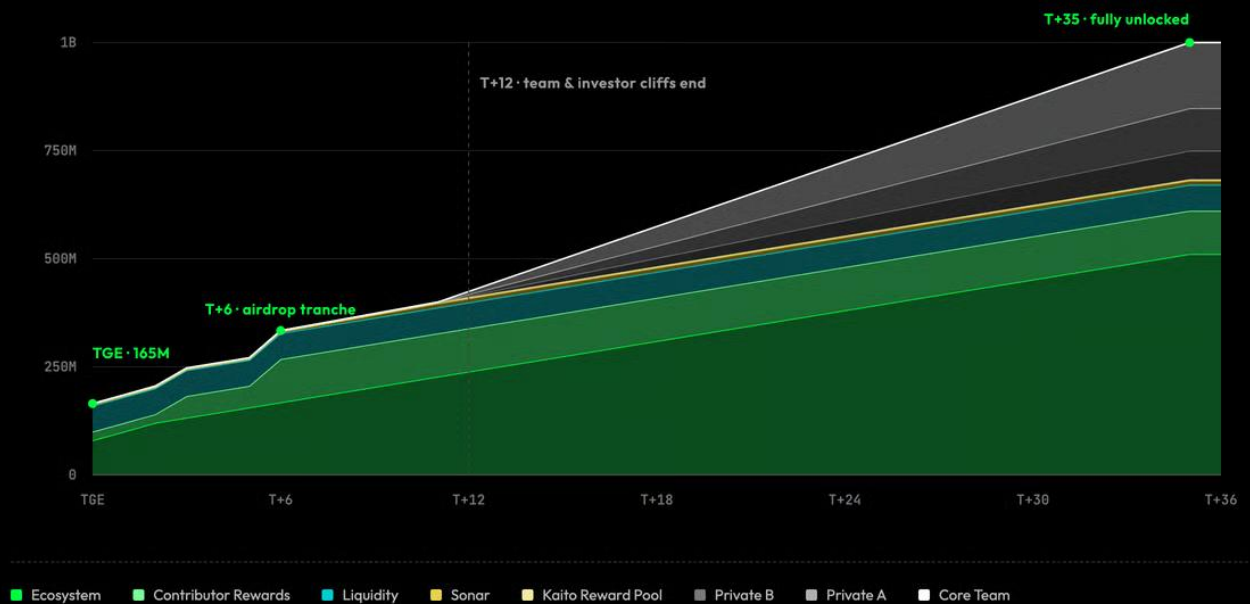
Fixed total supply of 1,000,000,000 \$AXIS



NETWORK		61.08%
Ecosystem	510,833,333	51.08%
Contributor Rewards	100,000,000	10.00%
TEAM & INVESTORS		31.67%
Core Team	152,000,000	15.20%
Private A	98,000,000	9.80%
Private B	66,666,667	6.67%
LIQUIDITY		6.00%
Liquidity	60,000,000	6.00%
COMMUNITY SALE & CAMPAIGNS		1.25%
Sonar	10,000,000	1.00%
Kaito Reward Pool	2,500,000	0.25%

\$AXIS RELEASE SCHEDULE

Circulating supply by allocation, TGE to T+36



[AXIS 토큰 분배 및 베스팅 계획]

로드맵

단기 로드맵은 데이터 엔진, 글로벌 생태계, 상업화의 세 축으로 구성됩니다. 아래 수치는 목표치에 해당합니다.

시점	데이터 엔진	생태계 및 상업화
2026년 말	대규모 인간 개입형 대거 알고리즘 데이터세트 최초 구축, 대규모 실패 복구 데이터	고속 산출: 1인칭 데이터 일 500시간 이상, 시뮬레이션 데이터 일 50시간 이상 목표, 최상위 랭 파트너십 5곳 이상, 연말 연간 환산 수입 100만 달러 이상, 신규 유료 파일럿 2~3건 목표
2027년 1분기	데이터 스트림 전체 지속적 확장	티어1 피지컬 AI 파운데이션 모델 공급망 진입 목표
2027년 중반	-	전년 대비 매출 3배 목표