

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.

오픈렛저 백서(한글번역본)

OpenLedger - AI Blockchain

OpenLedger

2025년 7월 1일

Abstract

오픈렛저(OpenLedger)는 AI 블록체인으로서, 데이터, 모델, 에이전트의 유동성을 확보하여 이를 수익화할 수 있게 합니다. 이 블록체인은 AI 생애주기에 대한 모든 기여를 온체인에 기록함으로써, 투명성, 추적 가능성, 책임성을 보장합니다. 기여증명(Proof of Attribution; PoA)을 통해 데이터 제공자, 모델 개발자 및 기타 참여자들에게 소유권, 공로, 경제적 보상이 정확히 할당됩니다. 오픈렛저는 개방적이고 공정하며 모두가 소유할 수 있는 AI 구축을 위해 협력 가능하고, 추적 가능하며, 감사를 받을 수 있는 환경을 조성합니다. 본 문서는 AI 블록체인의 설계, 기여 메커니즘, 인센티브 구조, 탈중앙화된 AI 경제를 이끄는 커뮤니티 협업의 역할에 대해 설명합니다.

1 서론

인공지능은 빠르게 진화하고 있지만, 그 기반 인프라는 아직 뒤쳐져 있습니다. 초기에는 범용 대규모 모델이 발전을 이끌었지만, AI의 미래는 특화되고, 설명 가능하며, 현실의 요구에 부합하는 모델에 달려 있습니다.

이러한 특화 모델을 가능하게 하려면 특화된 데이터가 필요합니다. 그러나 적절한 기여자 표기, 투명성, 출처 정보가 없는 데이터를 확보하고 유지하기 어렵습니다. 기여를 추적하기 힘들고, 인센티브가 잘못 정렬되어 있으며, 데이터 제공자와 모델 개발자들이 창출한 가치는 종종 인정받지 못합니다. 누가 무엇을 기여했는지 입증할 방법이 없고, 기여자의 영향력에 비례하여 보상하는 체계도 없습니다.

오픈렛저(OpenLedger)는 이러한 문제를 해결하기 위해 AI 블록체인을 도입합니다. 데이터 기여, 모델 개선, 협업 과정을 온체인에 통합함으로써, AI 생애주기 전반에 걸친 투명한 기여 추적과 경제적 정렬을 가능하게 합니다. 블록체인에 내장된 기여증명(Proof of Attribution; PoA)을 통해 오픈렛저는 개방적이고 검증 가능하며 집단적으로 소유되는 방식으로 AI를 구축할 수 있도록 만듭니다.

1.1 왜 AI에 블록체인이 필요한가

AI는 데이터 제공자, 모델 개발자, 연구자, 애플리케이션 구축자 등 다양한 참여자의 기여로 이루어집니다. 그러나 현재의 AI 인프라는 이들의 역할을 인식하거나 보상하지 못합니다. 기여는 추적하기 어렵고, 기여자 표시는 종종 누락되며, 중앙화된 플랫폼이 접근 권한, 공로, 수익화를 통제합니다. AI에 특화된 블록체인은 세 가지 핵심 기능을 통해 이를 근본적으로 변화시킵니다.

1.1.1 협업과 소유권

현재의 AI 모델은 주로 인터넷에서 수집한 대규모 데이터를 기반으로 학습됩니다. 이는 범용 언어 모델을 구축하는 데에는 효과적이지만, 실제 응용에 필요한 깊이와 도메인 특수성을 결여하고 있습니다. 특화된 AI에는 고품질로 선별된 데이터셋 접근이 필수적입니다. 그러나 현재의 AI 기술 스택은 이러한 데이터를 수집, 표기, 협업할 수 있는 표준 방식을 제공하지 않습니다.

오픈렛저는 이 간극을 메우기 위해 개방형 협업을 가능하게 합니다. 누구나 데이터, 모델, 통찰을 기여할 수 있으며, 모든 기여는 원천과 영구적으로 연결됩니다. 이는 소유권을 보존하고, 기여자가 자신의 작업에 대해 적절한 인정을 받을 수 있도록 보장합니다.

1.1.2 수익화와 기여 보상

데이터를 제공하거나, 모델을 평가하거나, 성능을 향상시키는 등 AI 생태계에 기여하는 많은 이들은 그 가치를 인정받지 못하고 있습니다. 오픈렛저의 기여증명은 기여자의 작업 영향력에 기반해 경제적 보상을 제공함으로써 이를 해결합니다. 누구든 중앙화된 플랫폼에 의존하지 않고 AI 개발에 참여하고 보상을 받을 수 있습니다.

1.1.3 투명성과 추적 가능성

대부분의 AI 시스템은 블랙박스처럼 작동합니다. 내부 의사결정 로직, 학습 데이터, 개발 이력은 숨겨져 있거나 불분명합니다. 이러한 설명력 부족은 신뢰성과 책임성을 저해합니다. 오픈렛저는 모든 기여를 검증 가능한 메타데이터와 함께 블록체인에 기록합니다. 데이터 출처, 모델 변경 이력, 후속 상호작용까지 완전하게 추적하고 감사할 수 있습니다. 이를 통해 전 생애주기에 걸쳐 설명 가능한 AI가 구현됩니다.

AI 개발에서 블록체인의 필요성은 분명하지만, 모든 블록체인이 이를 충족하는 것은 아닙니다. 기존의 범용 블록체인은 AI 특유의 기여 추적, 협업, 인센티브 정렬을 위한 인프라를 제공하지 못합니다. 다음 절에서는 이러한 기존 체계의 한계와 오픈렛저의 차별성을 살펴봅니다.

1.2 왜 범용 블록체인으로는 충분하지 않은가

기존 대부분의 블록체인은 금융 거래, 자산 이전, 디지털 수집품을 위해 설계되었습니다. 이러한 시스템은 탈중앙 금융과 소유권에 있어 가치를 입증했지만, 인공지능의 요구에 적용될 경우 한계를 드러냅니다. AI 개발은 단순한 거래나 토큰 이동이 아니라, 데이터와 모델, 평가 과정 전반에서 협업과 출처 추적, 지속적 기여가 필요합니다.

범용 블록체인은 기여자 표기, 모델 버전 관리, 구조화된 데이터 흐름, 세분화된 보상 시스템을 본질적으로 지원하지 못합니다. 이들은 원시 데이터부터 배포된 모델까지 이어지는 AI 시스템의 전 생애주기를 표현할 수 없습니다. 기존 블록체인을 AI에 맞춰 억지로 적용하면 확장성, 추적성, 기여자 인센티브 면에서 타협이 불가피합니다.

오픈렛저는 이러한 간극을 해결하기 위해 설계되었습니다. AI를 유연히 지원하는 일반 블록체인이 아니라, 기여 추적, 모델 이력 관리, 기여 이력, 협업 소유권 등을 위해 처음부터 AI 중심으로 설계된 **AI 블록체인**입니다.

오픈렛저는 블록체인을 AI에 단순히 맞추는 것이 아니라, AI가 생성되고 공유되며 유지되는 방식에 맞춰 블록체인의 정의 자체를 새롭게 제시합니다.

범용 블록체인이 제공하지 못하는 기능을 분명히 이해한 지금, AI 산업의 현재 방향성을 재조명하는 것이 중요합니다. 다음 절에서는 범용 AI 모델의 한계와 특화되고 정밀 조정된 지능의 중요성이 증가하는 현상을 살펴봅니다.

기능 항목	일반 블록체인	오픈렛저 (AI 블록체인)
목적	디파이, NFT 등	AI 및 모델 워크플로우 전용
데이터 기여 추적	기본 추적 기능 없음	모든 기여가 온체인에 기록됨
보상 구조	검증자 및 채굴자 대상 보상	데이터 및 모델 기여자 대상 보상
보안	거래 중심 보안	AI 기여 및 사용을 보호
출처 기록	제한적 출처 정보	모델 및 데이터셋의 전체 이력 기록
거버넌스	프로토콜 업그레이드 투표	모델 품질 및 개선 규칙에 대한 투표

Table 1: 일반 블록체인과 오픈렛저의 비교

1.3 범용 모델에서 특화된 AI로의 전환

AI 연구는 점점 더 대규모 범용 모델의 구축에서 벗어나 고도로 최적화되고 도메인 특화된 지능 개발로 전환하고 있습니다. 기반 모델은 폭넓은 인터넷 데이터를 기반으로 학습되지만, 실제 특화 환경에 적용하기에는 부족한 경우가 많습니다. 그 결과, 업계는 이제 적응성, 효율성, 응용 분야별 지능을 중시하고 있으며, 이를 위해 다음과 같은 요소가 요구됩니다:

- 금융, 의료, 법률, 사이버보안 등 특수 산업 분야에 적합한 모델 정밀 조정(fine-tuning)
- 값비싼 범용 LLM을 실행하는 대신, 더 작고 최적화된 모델을 통해 계산 비용 절감
- 해석 가능성과 설명력을 향상시키기 위한, 도메인별로 해석 가능한 근거를 제공하는 특화 모델 개발

이러한 흐름은 기반 모델을 대체하려는 것이 아니라, 기반 모델을 더욱 지능적으로 만드는 데 함께 활용하자는 것입니다. 대규모 AI 모델과 경쟁하기보다는, 오픈렛저는 정밀 조정된 특화 AI 모델이 기반 모델과 협력해 더 높은 효율성과 정확성, 현실 적용 가능성을 실현할 수 있도록 지원합니다.

이러한 전환을 지원하기 위해 오픈렛저는 모델 기여 추적, 탈중앙화된 정밀 조정, 거버넌스를 위한 프레임워크를 제공합니다. 이를 통해 AI 개발자와 기여자들이 모델 향상에 대한 공정한 인정과 재정적 보상을 받을 수 있도록 합니다.

특화된 AI 모델로의 전환은 단지 기술적 변화만이 아니라, 더 넓은 경제적 변화를 예고합니다. AI 시스템이 점점 더 자율적이고 유능해짐에 따라, 디지털 환경에서 가치 창출과 교환의 방식 자체를 재정의하고 있습니다. 다음 절에서는 이러한 경제적 전환과 그 의미를 다룹니다.

1.4 인터넷에서 AI로의 경제적 전환: AI-네이티브 플랫폼의 필요성

AI는 단순한 기술 혁신이 아니라, 경제 시스템의 전환을 의미합니다. 기존 인터넷 기반 수익 모델인 광고, SEO, 중앙화된 데이터 수익화 방식은 AI 기반 자동화에 의해 급격한 변화를 겪고 있습니다. 이러한 전환은 디지털 경제 구조 전반에 다음과 같은 근본적인 변화를 야기합니다:

- AI 기반 비서가 기존 검색 상호작용을 대체하면서, 검색 엔진과 SEO 기반 비즈니스의 가치 하락
- 콘텐츠 생성이 AI 중심으로 이동하면서, 인간 창작자의 전통적인 수익 기회 감소
- 광고 및 중앙 집중적 데이터 소유권에 기반한 기존 인터넷 경제의 붕괴, AI 기반 경제 거래를 위한 새로운 시스템 필요

오픈렛저는 이러한 변화에 대응하여 AI-네이티브 경제 인프라를 도입합니다. AI 모델과 에이전트가 지속 가능하고 탈중앙화된 경제 체계 내에서 작동하며, 기여자, 개발자, 유동성 공급자들이 직접 인센티브를 받을 수 있도록 토큰화된 AI 모델을 중심으로 설계되었습니다.

지속 가능한 경제 기반에는 명확한 역할 정의와 책임 구조가 필요합니다. 오픈렛저는 AI 블록체인에 기여하고 혜택을 받는 핵심 이해관계자 집단을 정의하며, 다음 절에서 이들의 역할과 상호작용 구조를 설명합니다.

1.5 오픈렛저 블록체인의 핵심 이해관계자

오픈렛저 블록체인은 협업 중심 모델을 기반으로 구축되어 있으며, 다양한 참여자들이 AI 모델의 생성, 검증, 도입에 기여합니다:

- **AI 모델 개발자** – AI 모델을 구축하고 학습시키며, 배포를 위해 최적화합니다.
- **데이터 기여자** – 검증 가능한 기여 기록과 함께 도메인 특화 데이터를 제공하여 투명한 모델 개선을 지원합니다.
- **검증자(Validator)** – 네트워크를 보호하고, AI 모델의 성능을 검증하며, 오용이나 저품질 기여를 방지합니다.
- **애플리케이션 및 AI 에이전트** – AI 모델을 소비하여 실제 환경에서 자동화를 수행하고, 이를 탈중앙 생태계에 통합합니다.
- **프로토콜 거버너** – OPEN 토큰을 스테이킹(stake)하여 투표 권한을 획득하고 AI 모델 개발의 미래를 주도합니다. 이들은 제안서를 평가하고, 진척 여부를 투표하며, 커뮤니티의 지지를 받은 고품질 모델만이 생애주기를 따라 진보할 수 있도록 보장합니다.

2 아키텍처

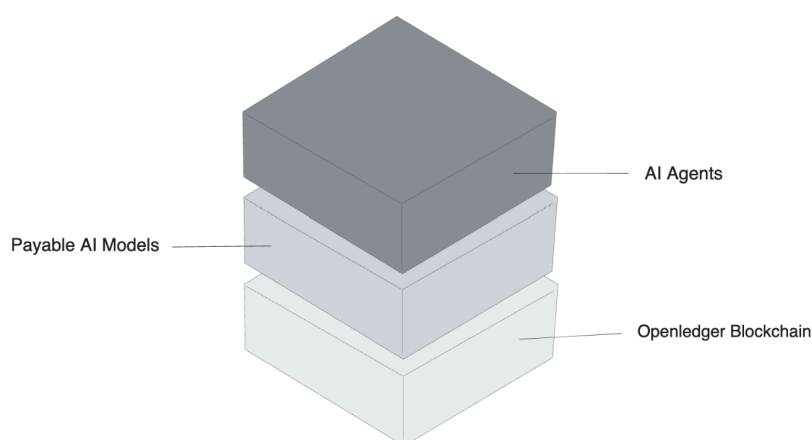


Figure 1: 오픈렛저 - AI 블록체인, 데이터, 모델, 에이전트 수익화를 위한 유동성 확보

오픈렛저의 아키텍처 [Figure 1]는 분산된 특화 모델 개발을 위해 효율적이고, 검증 가능하며, 경제적으로 지속 가능한 프레임워크를 제공합니다. 이 아키텍처는 두 개의 주요 계층으로 구성됩니다: 블록체인 계층과 특화 모델 계층. 각 계층은 특화 모델이 안전하고 해석 가능하며 외부 환경과 상호작용할 수 있도록 고유한 역할을 수행합니다.

2.1 EVM 호환 블록체인

오픈렛저의 기반 계층은 **EVM 호환 블록체인** 위에 구축되어 있습니다. 이를 통해 이더리움의 견고한 보안성과 유동성을 활용하면서도, 낮은 지연 시간의 트랜잭션을 제공합니다. 이 블록체인 계층은 특화 모델, 소유권, 인센티브, 데이터 포인트, 기여 증명(Proof of Attribution)에 대한 불변 기록을 유지하는 데 핵심적인 역할을 합니다. 트랜잭션은 롤업(Rollup)을 사용해 확장성을 확보하면서도 암호학적 무결성을 유지합니다.

트랜잭션 집합 T 에 대해, 상태 전이 함수 σ 는 다음과 같이 정의됩니다:

$$\sigma(s, T) \rightarrow s', \quad (1)$$

여기서 s 와 s' 는 각각 T 처리 전후의 시스템 상태를 의미하며, 이는 모델 등록, 스테이킹, 거버넌스를 위한 스마트 계약 로직의 검증 가능하고 결정론적인 실행을 보장합니다.

2.2 기여 증명 (Proof of Attribution)

데이터 기여의 투명하고 검증 가능한 추적은 오픈렛저의 핵심입니다. **기여 증명(Proof of Attribution)** 기법을 활용함으로써, 모델 제작자와 데이터 기여자가 공정한 보상을 받을 수 있으며, 데이터가 특화 모델에 어떤 영향을 미쳤는지에 대한 감사 가능한 기록을 유지할 수 있습니다. 이 절에서는 데이터 기여의 전체 파이프라인, 수학적 공식, 그리고 오픈렛저 생태계 내에서 신뢰, 책임성, 인센티브를 보장하는 메커니즘을 설명합니다.

2.2.1 데이터 기여 추적의 필요성

AI 모델이 발전함에 따라 데이터 기여 추적의 중요성은 다음과 같은 이유로 더욱 커지고 있습니다:

- 개별 학습 데이터 포인트가 모델 동작에 어떤 영향을 미치는지 추적
- 데이터 기여자의 기여 영향도에 따른 보상
- 저품질 데이터에 대한 패널티를 통해 편향과 잘못된 정보 완화
- AI가 생성한 출력에 대해 검증 가능한 기여 증명 제공

오픈렛저에서는 기여 증명을 통해 각 데이터 소스를 암호학적으로 모델 출력과 연결시킵니다. 이를 통해 기여 내역이 불변하게 기록되는 탈중앙화 원장을 구현합니다.

2.2.2 영향 기반 기여 추적을 위한 수학적 프레임워크

모델 출력 y 에 대해 특정 데이터 포인트 d_i 의 영향을 측정하기 위해, 우리는 **영향 함수(influence function)**를 다음과 같이 정의합니다:

$$I(d_i, y) = \frac{\partial L(y, \theta)}{\partial \theta} \cdot \frac{\partial \theta}{\partial d_i} \quad (2)$$

여기서:

- $L(y, \theta)$ 는 출력 y 생성을 위한 손실 함수입니다.
- θ 는 모델 파라미터를 나타냅니다.
- $\frac{\partial L}{\partial \theta}$ 는 모델 파라미터가 손실에 미치는 영향을 측정합니다.
- $\frac{\partial \theta}{\partial d_i}$ 는 학습 데이터가 모델 파라미터에 미치는 영향을 측정합니다.

2.2.3 효율적인 영향도 계산

헤시안(Hessian) 기반의 전체 기여 계산은 계산량이 매우 큽니다. 대신 오픈렛저는 [1]의 접근을 채택하여 실시간 기여 추적을 효율적으로 근사합니다:

$$I_{\text{DataInf}}(d_i, y) = \sum_{l=1}^L \frac{1}{\lambda_l} \left(\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \frac{L_{l,ij}}{\lambda_l + L_{l,ii}} - L_{l,i} \right) \quad (3)$$

여기서:

- $L_{l,ij} = \nabla_{\theta_l} \ell_i^T \nabla_{\theta_l} \ell_j$ 는 손실 함수의 쌍별 영향도를 나타냅니다.
- λ_l 은 안정화 파라미터입니다.

이 수식은 기여 점수의 배치 계산(batch computation)을 가능하게 하며, 확장성을 보장합니다 [1].

2.2.4 오픈렛저 데이터 기여 파이프라인

1단계: 데이터 기여

- 데이터 기여자는 Datanets를 기반으로 하는 도메인 특화 구조화 데이터셋을 제출합니다.

- 각 데이터 제출은 고유하게 기여자 표기되어, 추적 가능하고 검증 가능한 기여를 가능하게 합니다.

2단계: 추론 중 영향 기여 계산

모델이 추론(inference)을 수행할 때, 각 데이터 포인트 d_i 가 최종 출력 y 에 얼마나 기여했는지를 계산합니다. 우리는 추론 수준의 영향 점수를 다음과 같이 정의합니다:

$$I(d_i, y) = \alpha \cdot F(d_i, y)$$

여기서:

- α 는 상수 가중치입니다.
- $F(d_i, y)$ 는 데이터 포인트 d_i 가 모델 출력 y 에 미치는 직접적인 영향을 측정합니다.

$I(d_i, y) > 0$ 인 경우에만 보상 분배 자격이 주어집니다.

3단계: 추론 수수료 계산 및 기여자 보상

각 추론 요청은 계산 및 플랫폼 비용을 충당하기 위한 수수료를 발생시킵니다:

$$\text{Fee}_{\text{inference}} = \left(\frac{T_{\text{in}}}{1000} \cdot R_{\text{in}} \right) + \left(\frac{T_{\text{out}}}{1000} \cdot R_{\text{out}} \right) + F_{\text{platform}}$$

여기서:

- T_{in} : 입력 토큰 수
- T_{out} : 출력 토큰 수
- R_{in} : 1000 입력 토큰당 효율 (OPN 기준)
- R_{out} : 1000 출력 토큰당 효율 (OPN 기준)
- F_{platform} : 고정 플랫폼 수수료 (OPN 기준)

플랫폼 수수료가 비율 기반인 경우:

$$F_{\text{platform}} = \eta \cdot \left(\frac{T_{\text{in}}}{1000} \cdot R_{\text{in}} + \frac{T_{\text{out}}}{1000} \cdot R_{\text{out}} \right)$$

플랫폼 수수료를 제하고 남은 순수익:

$$F_{\text{net}} = \text{Fee}_{\text{inference}} - F_{\text{platform}}$$

이 금액은 다음과 같이 분배됩니다:

$$F_{\text{net}} = F_{\text{model}} + F_{\text{stakers}} + F_{\text{contributors}}$$

비율로 정의하면:

$$F_{\text{model}} = \beta \cdot F_{\text{net}}, \quad F_{\text{stakers}} = \gamma \cdot F_{\text{net}}, \quad F_{\text{contributors}} = \delta \cdot F_{\text{net}}$$

각 기여자 c_i 는 다음과 같이 자신의 영향 비율에 따라 보상을 받습니다:

$$w_i = \frac{I(d_i, y)}{\sum_{j=1}^n I(d_j, y)} \quad \Rightarrow \quad \text{Reward}_{c_i} = w_i \cdot F_{\text{contributors}}$$

예시 가정:

- $T_{\text{in}} = 800, R_{\text{in}} = 0.2$
- $T_{\text{out}} = 1200, R_{\text{out}} = 0.4$
- $F_{\text{platform}} = 0.5 \text{ OPN}$

$$\text{Fee}_{\text{inference}} = \left(\frac{800}{1000} \cdot 0.2 \right) + \left(\frac{1200}{1000} \cdot 0.4 \right) + 0.5 = 0.16 + 0.48 + 0.5 = 1.14 \text{ OPN}$$

$$F_{\text{net}} = 1.14 - 0.5 = 0.64 \text{ OPN}$$

분배 예:

- $F_{\text{model}} = 0.448$
- $F_{\text{stakers}} = 0.064$
- $F_{\text{contributors}} = 0.128$

기여자 c_i 가 $w_i = 0.25$ 일 경우:

$$\text{Reward}_{c_i} = 0.25 \cdot 0.128 = 0.032 \text{ OPN}$$

이 시스템은 검증 가능한 실시간 기여 추적을 가능하게 하며, 데이터의 모델 추론에 대한 영향도에 따라 기여자에게 정당한 보상을 제공합니다. 이는 저품질 입력을 억제하고, 고품질·검증 가능 데이터셋의 큐레이션을 장려합니다.

2.3 오픈렛저 AI Studio

오픈렛저 AI Studio는 설명 가능하고 도메인 특화된 특화 모델의 호스팅, 학습, 평가를 담당합니다. 일반적인 기반 모델과 달리, 오픈렛저의 특화 모델은 특정 분야에 최적화되어 있으며, 기여 추적 및 학습 과정의 완전한 투명성을 보장합니다.

2.3.1 Datanets

특화 모델은 고품질의 도메인 특화 데이터를 기반으로 최적의 성능을 발휘합니다. **Datanets**는 온체인 데이터 집계 및 기여 추적 메커니즘으로 작동하며, 모든 기여자에게 적절한 보상이 제공되도록 보장합니다. 저장소에 제출된 데이터 포인트 D 는 스테이킹 가중치 w_i 에 따라 신뢰도 점수가 부여됩니다:

$$C(D) = \sum_{i=1}^n w_i \cdot f(x_i, y_i), \quad (4)$$

여기서 x_i, y_i 는 입력-정답 쌍이며, $f(x_i, y_i)$ 는 데이터의 품질과 신뢰도를 결정하는 함수입니다.

2.3.2 지도 학습 기반 정밀 조정 (Supervised Fine-Tuning)

충분한 데이터셋이 수집되면, 특화 모델은 지도 학습 기반의 정밀 조정을 거칩니다. 모델 파라미터 θ 는 경험적 위험 최소화(ERM)를 통해 최적화됩니다:

$$\theta^* = \arg \min_{\theta} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L(y_i, f_{\theta}(x_i)), \quad (5)$$

여기서 L 은 손실 함수이고, f_{θ} 는 특화 모델 함수입니다.

오픈렛저는 수집된 특화 데이터를 기반으로 효율적인 정밀 조정을 수행함으로써, 더욱 목적 지향적이고 강력한 AI 에이전트로 전환 가능한 지능을 생성합니다.

2.3.3 인간 피드백 기반 강화학습 (RLHF)

모델의 추론력과 적응력을 강화하기 위해 오픈렛저는 인간 피드백 기반 강화학습(RLHF)을 통합합니다. 모델 업데이트를 위한 보상 함수 $R(\theta)$ 는 다음과 같이 정의됩니다:

$$R(\theta) = \sum_{i=1}^n w_i \cdot (V(y_i, f_{\theta}(x_i)) - \alpha \cdot L(y_i, f_{\theta}(x_i))), \quad (7)$$

여기서 $V(y_i, f_{\theta}(x_i))$ 는 정확성 및 해석 가능성을 기준으로 검증자가 부여한 점수이며, α 는 과적합을 방지하기 위한 정규화 계수입니다.

고품질 피드백을 제공하는 사용자는 스테이크 인센티브를 통해 보상을 받으며, 시스템을 조작하려는 시도는 스테이크 슬래시(slash)를 통해 패널티를 받습니다.

2.3.4 모델 평가 및 배포: OpenLoRA

OpenLoRA는 다중 테넌트 LoRA 모델 서빙 프레임워크로, 오픈렛저의 특화 모델에 대해 확장 가능하고 지연이 낮은 추론 서비스를 제공합니다. 이 시스템은 GPU 활용률과 추론 지연 시간을 최적화합니다.

2.3.5 LoRA 모델 서빙을 위한 다중 테넌트 GPU 인프라

OpenLoRA는 여러 LoRA 모델이 하나의 사전학습 백본 모델을 공유할 수 있도록 하여, GPU 메모리 오버헤드를 줄이고 계산 효율을 극대화합니다.

2.3.6 LoRA 모델 실행을 위한 분할 행렬-벡터 곱셈(SGMV)

SGMV는 효율적인 메모리 접근 패턴을 유지하면서 LoRA 어댑터의 배치 실행을 가능하게 합니다. 입력 텐서 $\mathbf{x}$ 에 대해 LoRA 변환은 다음과 같이 계산됩니다:

$$\mathbf{y} = \mathbf{x}W + \mathbf{x}AB, \quad (8)$$

여기서 W 는 사전 학습된 모델 가중치이며, A, B 는 LoRA 전용 어댑터입니다.

2.3.7 필요 시 모델 로딩 및 LoRA 모델 간 빠른 전환

OpenLoRA는 LoRA 어댑터를 동적으로 로딩하여 콜드 스타트(cold start) 시간을 줄입니다. 백본 모델은 GPU 메모리에 유지하며 어댑터 가중치만 교체합니다.

2.3.8 GPU 자원 스케줄링 및 부하 분산

요청은 배치 크기 제한과 메모리 가용성에 따라 동적으로 GPU에 할당됩니다. 새로운 요청 R_{new} 는 다음 조건을 만족하는 GPU k^* 에 할당됩니다:

$$k^* = \arg \max_k \{R_k \mid R_k < B_{\text{max}}, \mathcal{M}_k > \mathcal{M}_{\text{required}}\} \quad (9)$$

이를 통해 최적의 처리량과 균형 잡힌 부하 분산이 가능해집니다.

2.3.9 KvCache 관리를 위한 요청 마이그레이션 및 메모리 최적화

KvCache 저장소는 동적으로 관리되어 메모리 과부하를 방지하며, GPU가 용량에 도달할 경우 요청이 마이그레이션됩니다. 이전 추론 상태를 보존하면서 요청이 재할당되어 원활한 실행을 유지합니다.

오픈렛저는 이러한 모델을 호스팅하고 주요 에이전트 프레임워크와 통합함으로써, 목적 중심적이고 특화된 AI 에이전트 개발을 위한 인프라를 구축합니다.

3 생태계 도구

3.1 ModelFactory

ModelFactory는 오픈렛저 생태계 내의 대형 언어 모델(LLM)을 위한 고급 정밀 조정 플랫폼입니다. 기존의 CLI 기반 또는 API 중심 접근 방식과 달리, ModelFactory는 **완전한 GUI 기반 솔루션**을 제공하며, 보안 데이터셋 접근과 자동화된 정밀 조정 워크플로우를 통합합니다. 오픈렛저의 탈중앙 데이터셋 저장소를 활용하여 **검증 가능하고 안전한 정밀 조정 과정**을 보장합니다.

3.1.1 시스템 아키텍처

ModelFactory는 모듈형이며 확장 가능하도록 설계되었습니다. 주요 구성 요소는 다음과 같습니다:

- **사용자 관리 모듈:** 인증 및 데이터셋 접근 권한 관리
- **데이터셋 접근 제어:** 오픈렛저의 저장소에 대한 권한 기반 접근 제어
- **정밀 조정 엔진:** LoRA 및 QLoRA 등 고급 최적화 기법 지원
- **채팅 인터페이스 모듈:** 정밀 조정된 모델과의 실시간 상호작용 제공
- **RAG 기여 추적 모듈:** 검색 기반 생성(RAG) 기법을 통합하여 출처 추적 수행
- **평가 및 배포 모듈:** 벤치마킹, 검증, 배포 기능 제공

3.1.2 정밀 조정 프로세스

ModelFactory는 다음과 같은 체계적 워크플로우를 따릅니다: 데이터셋 요청 → 승인 → 모델 선택 → 학습 → 평가 → 배포.

입력-출력 쌍 (x_i, y_i) 로 구성된 데이터셋 D 에 대해, 정밀 조정은 다음의 최적화 함수에 따라 수행됩니다:

$$\theta^* = \arg \min_{\theta} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L(y_i, f_{\theta}(x_i)) \quad (10)$$

여기서 L 은 손실 함수이고, θ 는 모델 파라미터입니다. 시스템은 전체 모델 정밀 조정뿐 아니라 LoRA와 같이 **파라미터 효율적인 방식**도 지원하며, 이 경우 어댑터 가중치 A 와 B 만 업데이트됩니다:

$$\mathbf{y} = \mathbf{x}W + \mathbf{x}AB \quad (11)$$

3.1.3 벤치마킹 및 성능 최적화

ModelFactory는 정밀 조정된 모델을 다음 기준에 따라 자동으로 벤치마킹합니다:

- 테스트 데이터셋에 대한 Perplexity 감소 및 손실 감소
- 텍스트 기반 애플리케이션의 ROUGE 및 BLEU 점수
- 특히 QLoRA 모델에 대한 GPU 메모리 효율 분석

3.2 OpenLoRA

OpenLoRA는 수천 개의 정밀 조정된 LoRA(저순위 적응) 모델을 단일 GPU에서 서빙하기 위해 설계된 고효율 프레임워크입니다. **동적 어댑터 로딩**을 통해 자원 활용을 최적화하고, **메모리 오버헤드를 줄이며**, 낮은 지연과 높은 처리량을 동시에 달성합니다. OpenLoRA는 각 정밀 조정 모델을 별도의 인스턴스로 배포하지 않고도 빠른 모델 전환과 효율적인 추론이 필요한 애플리케이션에 특히 유용합니다.

3.2.1 주요 기능

- **동적 어댑터 로딩:** 오픈렛저로부터 LoRA 어댑터를 실시간(JIT)으로 로딩
- **효율적인 메모리 활용:** 모델을 메모리에 사전 로딩하지 않고 요청별로 어댑터를 병합하여 앙상블 추론 지원
- **최적화된 추론 성능:** 텐서 병렬 처리, 플래시 어텐션, 페이지 어텐션, 양자화 등을 활용한 고효율 추론
- **확장성:** 단일 GPU에서 수천 개의 정밀 조정 LoRA 모델 서빙 지원

- **비용 절감:** 낮은 지연 시간과 높은 처리량을 유지하면서 서버 비용 절감
- **스트리밍 및 양자화:** 최적 추론을 위한 토큰 스트리밍 및 양자화 구현

4 오픈렛저 내 모델 생애주기

오픈렛저의 모델 생애주기는 AI 모델이 협업 방식으로 개발되고, 경제적으로 지속 가능하며, AI 기반 애플리케이션에 원활하게 통합되도록 하는 구조화된 프로세스입니다. 각 단계는 고성능 특화 AI 모델을 개발하고, 탈중앙 거버넌스 및 재정 인센티브를 유지하는 데 핵심적인 역할을 합니다.

4.1 모델 제안

개발자는 모델의 목적, 아키텍처, 의도된 사용 사례를 설명하는 모델 제안서를 제출함으로써 프로세스를 시작합니다. 실질적 기여 의지를 확보하고 스팸 제출을 방지하기 위해 일정량의 토큰을 스테이킹하도록 요구할 수 있습니다.

4.2 모델 거버넌스

모델 제안서는 프로토콜 거버너가 주도하는 거버넌스 프로세스를 통해 검토 및 선정됩니다. 투표 권한은 각 참여자가 보유한 gOPEN 토큰 수에 따라 결정됩니다. 일정 수준 이상의 지지를 획득한 제안서는 다음 개발 단계로 진척됩니다. 이를 통해 모델 개발은 집단의 관심을 반영하고, 활발한 참여자의 인센티브와 정렬되도록 보장됩니다.

4.3 특화 데이터 수집

고품질 도메인 특화 데이터는 특화 AI 모델 학습에 필수적입니다. 오픈렛저는 탈중앙화된 방식으로 데이터 수집을 지원하며, 기여자는 데이터의 품질과 관련성에 따라 보상을 받습니다. 데이터는 암호화 메커니즘을 통해 표기되어, 투명성과 검증 가능성을 제공하며, 저품질 또는 악의적 제출을 방지합니다.

4.4 모델 정밀 조정

데이터 수집 이후, 모델은 특정 애플리케이션에 최적화되도록 정밀 조정됩니다. 이 과정은 모델의 효율성, 정확성, 현실 적용성을 향상시킵니다.

4.5 RLHF를 통한 모델 정렬 및 최적화

모델의 행동을 더욱 정교하게 다듬기 위해 인간 피드백 기반 강화학습(RLHF)이 적용됩니다. 인간 검증자가 모델 출력에 대해 피드백을 제공하여, 윤리적·논리적·기능적 기준에 맞춰 모델을 정렬합니다. 유용한 피드백을 제공한 기여자는 보상을 받으며, 저품질 기여는 페널티를 받을 수 있습니다.

4.6 API 및 에이전트 프레임워크 통합

마지막 단계에서는 학습된 모델을 AI 기반 애플리케이션 및 지능형 에이전트 프레임워크에 통합합니다. 오픈렛저는 개발자가 모델을 연결할 수 있도록 API를 제공하며, 다양한 에이전트 프레임워크와의 통합도 지원합니다. 이러한 통합을 통해 AI 모델은 탈중앙화 애플리케이션 내에서 의사결정 엔진으로 작동할 수 있으며, 활용도를 넓힙니다.

5 OPEN 토큰

오픈렛저 토큰(OPEN)은 오픈렛저 생태계 내 가치의 기본 단위로 작용합니다. 이 토큰은 경제적 인센티브의 중심축으로서, 데이터 기여자부터 모델 생성자에 이르기까지 모든 참여자가 공정하게 보상받을 수 있도록 보장합니다.

5.1 토큰노믹스

항목	할당 비율 (%)
커뮤니티	51.71%
투자자	18.29%
팀	15%
유동성	5%
생태계	10%

Table 2: OPEN 토큰의 토큰노믹스

5.2 토큰의 주요 유틸리티

5.2.1 제안 및 플랫폼 수수료

- 모델 생성자는 새로운 AI 모델을 제안하기 위해 토큰을 사용합니다.

- 장기적 지속 가능성을 확보하기 위해 오픈렛저 재무부(Treasury)에 플랫폼 수수료가 지불됩니다.
- 재무부는 기여자에게 기여 보상 토큰을 배분합니다.

5.2.2 데이터 기여 및 기여 보상

- 일반 사용자, 주제 전문가(SME), 기업이 AI 모델 학습용 데이터를 기여합니다.
- 기여자는 자신의 데이터가 미친 영향력에 따라 토큰 형태의 기여 보상을 받습니다.

5.2.3 모델 생성 및 공개 호스팅

- 충분한 데이터가 수집되고, 본딩 커브 조건이 충족되면 AI 모델이 생성 및 최적화됩니다.
- 성공적으로 배포된 모델은 수익을 창출하며, 이는 이해관계자에게 분배됩니다.

5.2.4 모델 추론 사용료

- AI 모델이 추론에 사용될 때마다 계산 비용은 토큰으로 지불됩니다.
- 정밀 조정은 지도학습 및 인간 피드백 기반 강화학습을 통해 이루어집니다.

6 자립 가능한 탈중앙화 AI 생태계 구축

오픈렛저는 AI와 블록체인 생태계의 지속 가능하고 확장 가능한 성장을 이끌기 위해 통합된 성장플라이휠 모델(flywheel model)을 채택합니다. 이 통합 접근 방식은 두 생태계가 상호 작용하며 자가 증식하는 순환 구조 안에서 서로를 강화하도록 설계되어 있습니다.

6.1 AI 생태계 플라이휠

오픈렛저의 AI 생태계 성장은 모델 생성자 및 개발자로부터 시작됩니다. 이들은 모델 제안, 특화 데이터 수집, 정밀 조정, 특화 AI 모델 배포 과정을 수행합니다. 개발자는 오픈렛저의 Datanets를 활용하여 고품질 데이터셋과 안전한 정밀 조정 도구(ModelFactory, OpenLoRA 등)에 접근할 수 있습니다.

이러한 AI 모델이 발전함에 따라 자립형 경제 시스템이 형성됩니다. 여기서 기여 보상(attribution reward)은 추가 개발과 데이터 기여를 유도하는 주요 인센티브 역할을 합니

다. 모델 사용이 증가함에 따라 데이터 기여자와 모델 개발자는 공정하게 보상받고, 이는 생태계의 지속적 확장과 혁신을 강화합니다.

6.2 블록체인 생태계 플라이휠

오픈렛저의 블록체인 생태계는 AI 생태계를 보완하고 강화하는 역할을 합니다. 탈중앙 인프라 위에 구축된 이 생태계는 플랫폼을 유지하는 데 필요한 신뢰, 투명성, 인센티브 메커니즘을 제공합니다.

1. **투명성과 검증 가능성 확보** – 오픈렛저는 AI 모델을 블랙박스 시스템에서 투명하고 추적 가능하며 검증 가능한 존재로 전환시킵니다. 모든 기여와 모델의 진화는 공개적으로 감사될 수 있습니다.
2. **모델 진보를 위한 거버넌스** – 거버넌스를 통해 가치 있는 모델만이 커뮤니티의 지지를 받아 발전하며, 불필요한 개발을 방지하고 경제적 인센티브가 실수요에 맞게 정렬됩니다.
3. **모델 사용 및 온체인 거래** – 모델이 배포되면 사용자는 블록체인을 통해 상호작용합니다. 이 상호작용은 변경 불가능한 온체인 거래를 생성하며, 책임성과 데이터 출처 기록을 보장합니다.
4. **검증자 참여 증가** – 거래량과 수익이 증가함에 따라, 검증자는 블록체인 인프라 유지를 위한 경제적 인센티브를 얻게 됩니다. 이는 네트워크 안정성과 확장성을 향상시키며 더 많은 개발자를 오픈렛저로 유입시킵니다.
5. **생태계 신뢰도 향상** – 안정적이고 탈중앙화된 블록체인은 참여자 간 신뢰를 구축하여, 개발·혁신·생태계 확장을 촉진합니다.

6.3 AI와 블록체인 생태계의 시너지

AI와 블록체인 생태계 간의 시너지는 오픈렛저 성장 플라이휠의 핵심입니다. 개발자는 이 두 생태계에서 혁신을 주도하는 연결고리 역할을 합니다:

- **블록체인이 AI에게:** 커뮤니티 주도의 투명한 모델 개발 프로세스는 데이터와 AI 모델이 신뢰성과 책임성 기반으로 구축되도록 보장합니다. 탈중앙화된 블록체인은 AI 개발을 위한 공정하고 안전한 플랫폼을 제공합니다.
- **AI가 블록체인에게:** AI 모델이 고도화되고 활용이 증가함에 따라, 블록체인 상에서 더 많은 수익과 거래가 발생합니다. 이는 인프라를 강화하고, 검증자 참여를 유도하여 선순환을 형성합니다.

- **상호 강화 구조:** 블록체인 거래에서 발생한 수익은 추가 AI 혁신에 재투자되며, AI의 발전은 블록체인의 채택과 참여를 증가시킵니다. 이 두 생태계는 함께 강력한 상호 강화 루프를 형성합니다.

7 용어집

- **오픈렛저:** 특화 AI 모델을 위한 신뢰 인프라를 제공하는 차세대 탈중앙 블록체인 네트워크.
- **OPEN 토큰:** 오픈렛저 생태계의 기본 토큰으로, 스테이킹, 거버넌스, 거래 등에 사용됩니다.
- **특화 모델(Specialized Models):** 오픈렛저의 Datanets로부터 확보한 고품질 데이터셋을 기반으로 정밀 조정된 AI 모델.
- **ModelFactory:** 보안성과 효율성을 갖춘 GUI 기반의 AI 모델 정밀 조정 플랫폼.
- **OpenLoRA:** 최소 오버헤드로 정밀 조정된 LoRA 모델을 서빙하는 다중 테넌트 시스템.
- **Datanets:** 특화 모델 학습을 위해 데이터를 수집하고 관리하는 보안 저장소.
- **RAG(Retrieval-Augmented Generation):** 인용과 출처 표기를 포함하는 AI 출력 생성을 위한 기술.
- **Proof of Attribution:** 데이터 제공자 및 모델 개발자의 기여를 추적하고 검증하는 시스템.
- **플라이휠 효과(Flywheel Effect):** 참여와 혁신 증가가 채택과 개발을 더욱 가속화하는 자기 강화 성장 주기.
- **다중 테넌트 GPU 인프라:** 여러 AI 모델이 GPU 자원을 효율적으로 공유할 수 있게 하는 시스템.
- **SGMV (Segmented Gather Matrix-Vector Multiplication):** LoRA 모델 실행 가속화를 위한 최적화된 CUDA 커널.
- **탈중앙 거버넌스:** 이해관계자가 제안과 투표에 참여하는 의사결정 프레임워크.
- **토크노믹스(Tokenomics):** OPL 토큰의 공급, 분배, 유틸리티를 포함하는 경제 구조.
- **DataInf:** AI 모델에서 데이터 영향력을 효율적으로 계산하는 방법.

8 참고문헌

- [1] Zhao, B., 외. (2024). DataInf: Efficiently Estimating Data Influence in LoRA-Tuned LLMs and Diffusion Models. *ICLR 2024*. <https://arxiv.org/abs/2310.00902>
- [2] Chen, L., 외. (2023). Punica: Multi-Tenant LoRA Serving. *arXiv:2310.18547*. <https://arxiv.org/abs/2310.18547>