

---

# Cortex - 블록체인 인공지능

## 분산 인공지능 자율 시스템

---

**Ziqi Chen**

zchen@cortexlabs.

ai

**Weiyang Wang**

weiyang.wang@cortexlabs

.ai

**Xiao Yan**

xiao.yan@cortexlabs.

ai

**Jia Tian**

mickey@cortexlabs.

ai

### 요약

현재의 블록체인 세계에서 내장형 튜링-완전(Turing-Complete) 스마트 계약 체인이 널리 사용되어 다수의 어플리케이션 개발자를 끌어들이고 있습니다. 그러나 과도하게 이상화된 세계 컴퓨터(World Computer) 개념의 높은 비용으로 인해 스마트 계약은 설계 단계에서 그 능력을 제한하고 튜링-완전의 엄청난 계산 잠재력을 충분히 활용하지 못합니다. 결과적으로 개발자는 짧은 프로그램을 작성하거나 매우 적은 양의 리소스에만 접근 할 수 있습니다. 일반적으로 스마트 계약의 확산은 신기술의 성능 향상에 달려 있지만, 일부 극히 유용한 프로그래밍 루틴들은 의외로 우리의 실생활에 더 빠르게 도입될 수 있으며 합리적인 최적화 및 하드웨어 지원을 통해 우리의 생활에 실제로 적용할 수 있습니다. 이 백서에서는 새로운 공용 체인인 Cortex에 관해 설명합니다. 명령 집합을 개정하고 확장함으로써 Cortex는 누구나 스마트 계약에 인공지능을 추가할 수 있도록 스마트 계약에 대한 인공지능 알고리즘 지원을 추가합니다. 동시에, Cortex는 누구나 Cortex에서 모델을 제출하고 최적화할 수 있는 집단 협업을 위한 인센티브 메커니즘을 제안했으며, 모델 기여자는 보상을 받을 수 있습니다. 일부 분야에서 이미 진행되고 있는 것처럼 Cortex의 개방성과 공유 기능 덕분에 Cortex는 인간의 능력을 초월하는 많은 모델을 만들 예정입니다. 동시에, 사회적 실험으로써 우리는 또한 인공 일반 지능(AGI)이 Cortex에서 자라나기를 기대합니다.

**중요사항: 계속하기 전에 반드시 다음 면책 조항을 모두 읽으십시오.**

이 백서(이하 "백서"라고 함)에 자세히 설명된 Cortex 플랫폼 참가자의 교환 매체인 Cortex 코인(이하 "**Cortex 코인**"이라고 함)의 판매(이하 "**토큰 판매**"라고 함)는 특정 사람들만을 대상으로 이루어집니다. 또한, 이 백서는 어떤 종류의 투자설명서 또는 주식 공개 매입 공시 문서가 아니며, 어떤 형식의 증권, 사업 신탁의 단위, 집합 투자 기구 또는 기타 형식의 투자 단위 또는 어떤 관할권에서든 어떤 형식의 투자 모집을 하기 위한 것이 아닙니다. 이 백서에 명시된 정보는 규제 당국에 의해서 검토되거나 승인되지 않았습니니다. 이 백서는 어떤 관할권에서의 규제 당국에 등록되지 않았습니니다.

이 백서 또는 (경우에 따라) 그 일부에 있는 어떠한 정보에 액세스하거나 이를 수락함으로써 귀하는 Cortex Labs Pte. Ltd. (싱가포르 회사 등록 번호: 201803307C) (이하 "프로젝트 회사"라고 함) 및 NeoCortex Global Limited (BVI 회사 번호: 1967270) (이하 "토큰 발행인"이라고 함) 에 다음과 같이 진술하고 보증하는 것입니다:

- (a) 귀하는 중화 인민 공화국에 살고 있지 않으며, 중화 인민 공화국의 시민 또는 거주자(세금 납부 또는 기타 방식으로)가 아니며 중화 인민 공화국에 거주하고 있지 않으며;
- (b) 귀하는 (이 약관에서 정의된 바에 따라) 미국 유자격자가 아닌 경우 미국에 살고 있지 않으며, 미국의 시민 또는 거주자(세금 납부 또는 기타 방식으로) 또는 영주권자가 아니거나 미국에 거주하고 있지 않으며,
- (c) 귀하는 토큰 판매가 법률, 규제 요구 사항 또는 규칙에 의거하여 어떤 형식 또는 방식으로든 전체적 또는 부분적으로 금지, 제한 또는 인가되지 않은 관할권에 있지 않으며,
- (d) 귀하는 여기에 설명된 제한사항에 구속됨에 동의하며,
- (e) 귀하는 이 백서가 귀하가 Cortex 코인의 매수 여부를 결정하는 데 도움이 되도록 마련되었다는 것을 인정합니다.

## 용어 설명

|           |   |
|-----------|---|
| AI DApps  | 분산화된 인공지능 응용 프로그램   |
| ASGD      | 비동기 확률적 기울기 하강(Asynchronous Stochastic Gradient Descent)                                |
| BFT       | 비잔틴 장애 허용(Byzantine Fault Tolerant)   |
| CNN       | 회선적 신경 네트워크 (Convolutional Neural Network)  |
| CVM       | Cortex 가상 머신(Cortex Virtual Machine)  |
| ERC 20    | 이더리움 토큰 표준(The Ethereum token standard) - 이더리움 인터넷 주식요청서 (Ethereum Request for Comment) |
| EVM       | 이더리움 가상 머신(Ethereum Virtual Machine)  |
| FHE       | 완전 준동형 암호화(Fully Homomorphic Encryption)  |
| GAN       | 생성적 적대 신경망(Generative Adversarial Network)  |
| HE        | 준동형 암호(Homomorphic Encryption)  |
| Kaggle    | 머신 학습 연구자가 모델을 제출하고 경쟁할 수 있는 중앙집중식 플랫폼  |
| PoS       | 지분 증명   |
| PoW       | 작업 증명   |
| RL        | 강화 학습   |
| RNN       | 순환 신경망  |
| VAE       | 변분적 오토인코더(Variational Autoencoder)  |
| zk-SNARKs | 영지식 간명 비대화식 지식 논증(Zero-Knowledge Succinct Non-Interactive Argument of Knowledge)        |
| zk-STARKs | 영지식 간명 투명 지식 논증(Zero-Knowledge Succinct Transparent ARguments of Knowledge)             |
| ZSL       | 영지식 보안 계층(Zero-Knowledge Security Layer)  |

## 목차

|  |           |
|--|-----------|
| <b>1 개요</b>  | <b>12</b> |
| 1.1 배경 .....   | 12        |
| 1.2 블록체인 인공지능 - 타당성 분석 .....                         | 13        |
| 1.3 인공 지능 DApps .....                                | 14        |
| <b>2 시스템 구조</b>                                      | <b>15</b> |
| 2.1 스마트 계약 및 블록체인의 능력 확장 .....                       | 15        |
| 2.1.1 Cortex 지능형 추론 프레임워크 .....                      | 15        |
| 2.1.2 모델 제출 프레임워크 .....                              | 16        |
| 2.1.3 스마트 인공지능 계약 .....                              | 16        |
| 2.2 모델 및 데이터 저장 .....                                | 17        |
| 2.3 Cortex 합의 추론 기준 .....                            | 17        |
| 2.4 모델 선택 및 평가 .....                                 | 18        |
| 2.5 합의 메커니즘 PoW 채굴 .....                             | 18        |
| 2.6 사기 예방 및 모델 검사 .....                              | 18        |
| <b>3 소프트웨어 솔루션</b>                                   | <b>18</b> |
| 3.1 CVM: EVM + 추론 .....                              | 18        |
| 3.2 Cortex 핵심 명령어 집합 및 프레임워크 표준 .....                | 18        |
| 3.3 Cortex 모델 표현 도구 .....                            | 20        |
| 3.4 저장 계층 .....                                      | 20        |
| 3.5 모델 인덱싱 .....                                     | 20        |
| 3.6 모델 캐시 .....                                      | 20        |
| 3.7 전체 노드 실험 .....                                   | 21        |
| <b>4 하드웨어 솔루션</b>                                    | <b>22</b> |
| 4.1 CUDA 및 RoCM .....                                | 22        |
| 4.2 FPGA .....                                       | 23        |
| 4.3 전체 노드 하드웨어 구성 요구 사항 - 다중 GPU 및 전설적인 USB 채굴<br>23 |           |
| 4.4 기존 GPU 채굴 농장을 위한 하드웨어 수정 .....                   | 23        |
| 4.5 모바일 장치 및 IoT에서의 채굴 및 컴퓨팅 .....                   | 24        |
| <b>5 응용 프로그램 및 향후 작업</b>                             | <b>24</b> |
| 5.1 응용 사례 .....                                      | 24        |
| 5.1.1 정보 서비스 .....                                   | 24        |
| 5.1.2 금융 서비스 .....                                   | 25        |
| 5.1.3 인공지능 길잡이 .....                                 | 25        |
| 5.1.4 시뮬레이션 환경 .....                                 | 25        |
| 5.2 향후 작업 .....                                      | 25        |

|           |                                      |           |
|-----------|--------------------------------------|-----------|
| 5.2.1     | 데이터 개인 정보 보호 .....                   | 25        |
| 5.2.2     | 블록 크기 및 TPS 개선 ... ..                | 25        |
| 5.2.3     | 모바일 장치용 인공지능 칩 어댑터 .....             | 25        |
| <b>6</b>  | <b>로드맵</b>                           | <b>26</b> |
| <b>7</b>  | <b>토큰 모델</b>                         | <b>26</b> |
| 7.1       | Cortex 코인(CTXC) .....                | 26        |
| 7.1.1     | 모델 제공자를 위한 보상 .....                  | 26        |
| 7.1.2     | 모델 제공자를 위한 비용 .....                  | 26        |
| 7.1.3     | 모델 복잡도와 엔도르핀(Endorphin) 지출 .....     | 26        |
| 7.2       | 토큰 배포 .....                          | 26        |
| 7.3       | 토큰 발행 곡선 .....                       | 27        |
| <b>8</b>  | <b>핵심 팀 구성원</b>                      | <b>28</b> |
| <b>9</b>  | <b>고문</b>                            | <b>29</b> |
| 9.1       | 기술 고문 .....                          | 29        |
| 9.2       | 학술 고문 .....                          | 29        |
| 9.3       | 사업 고문 .....                          | 29        |
| 9.4       | 조직 파트너십 .....                        | 30        |
| <b>10</b> | <b>주요 투자자</b>                        | <b>30</b> |
| <b>A</b>  | <b>블록체인 인공지능의 Cortex 수학적 표현</b>      | <b>30</b> |
| <b>B</b>  | <b>딥 러닝(Deep Learning)의 기본 유형 요약</b> | <b>31</b> |
| B.1       | 지도 학습 .....                          | 31        |
| B.2       | 비지도 학습 .....                         | 31        |
| B.3       | 다른 유형의 학습 .....                      | 32        |
| B.3.1     | 반 지도 학습 .....                        | 32        |
| B.3.2     | 능동 학습 .....                          | 32        |
| B.3.3     | 강화 학습 .....                          | 32        |
| B.3.4     | 전이 학습 .....                          | 33        |
| <b>C</b>  | <b>딥 러닝을 위한 분산 클라우드 컴퓨팅 실습</b>       | <b>34</b> |
| C.1       | 모델 병렬 .....                          | 34        |

|                                |               |
|--------------------------------|---------------|
| C.2 데이터 병렬.....                | 34            |
| C.3 기타 .....                   | 36            |
| <br><b>D Cortex 연구소의 기존 업적</b> | <br><b>36</b> |

## 중요 공지

현재 형식의 이 백서는 일반적인 정보를 제공하고 현재 구상된 것처럼 Cortex 플랫폼에서만 투자자의 피드백을 요청하기 위해 배포되었으며, 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사의 임원, 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사의 고문 및/또는 법률 고문에 의해서 검토 및 수정됩니다. 이 메모 없이 이 백서를 일부분이라도 복제하거나 배포하지 마십시오. 이 백서의 어떤 부분도 이 백서의 수령인과 법적 관계를 맺으려 하거나 그 수령인이 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사에 대해 법적으로 구속력을 갖거나 강제하려는 의도로 작성되지 않았습니다. 이 백서의 업데이트 버전은 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사가 적절한 때에 결정하고 발표하는 날짜에 게시될 수 있습니다.

**이 단락과 이어지는 면책 고지, 진술 및 보증 없음, 귀하의 진술 및 보증, 미래 예측 진술에 대한 주의 사항, 제삼자 정보 및 타인 동의 없음, 사용 용어, 조언 없음, 추가 정보 또는 업데이트 없음, 배포 및 보급의 제한, 투자 또는 등록 제안 없음 또는 위험 및 불확실성 절을 유의해서 읽으십시오.**

**귀하가 취해야 할 조치에 대해 궁금한 점이 있는 경우, 귀하의 법률, 재정, 세금 또는 기타 전문 조언자와 상의해야 합니다.**

Cortex 코인은 어떤 형식의 증권, 사업 신탁의 단위, 집단 투자 기구 또는 어떤 관할권에서든 다른 형식의 투자를 구성하기 위한 것이 아닙니다. 이 백서는 어떤 종류의 사업설명서 또는 제안서가 아니며, 어떤 형태의 증권, 사업 신탁의 단위, 집합 투자 계획 또는 기타 형태의 투자 단위 또는 어떤 관할권에서든 어떤 형태의 투자 모집을 하기 위한 것이 아닙니다.

이 백서의 내용 중, Cortex 코인을 획득, 판매하기 위한 프로젝트 회사 또는 토큰 발행사의 의견이나 조언의 일부 또는 Cortex 코인을 획득하기 위한 제안의 일부가 되거나 백서 또는 그 일부 또는 그 제시의 사실을 계약 또는 투자 결정의 근거로 삼거나 그에 관련하여 의존해서는 안 됩니다.

Cortex 코인의 판매 수익은 Cortex 플랫폼의 지속적인 개발 및 성장, 사업 개발, 파트너십 및 지역 사회 지원 활동을 지원하기 위해 효율적으로 사용됩니다.

어떤 사람도 Cortex 코인 획득과 관련하여 어떠한 계약이나 구속력 있는 법적 약속을 할 의무가 없으며, 이 백서에 근거하여 암호화폐 또는 다른 형태의 지급을 수락해서는 안 됩니다.

토큰 발행사와 토큰 판매 참가자간의 모든 계약 및 Cortex 코인 매수와 관련된 모든 계약은 그러한 계약의 이용 약관(이하 "토큰 판매 조건")을 설명하는 별도의 문서에 의해서만 통제를 받습니다. 토큰 판매 조건과 이 백서간에 모순이 있을 경우, 전자가 우선합니다.

**아래와 같은 경우, 토큰 발행사는 귀하에게 토큰의 판매를 제안하거나 토큰을 판매하지 않을 것이며, 아래에 해당되는 경우 귀하는 토큰 판매 중 Cortex 코인을 매수할 자격이 없다는 점에 유의하십시오. (A) 귀하가 중화인민공화국에 위치해 있거나 중화인민공화국의 시민 또는 거주자(세금 납부 또는 기타 방식으로)이며**

**중화인민공화국에 거주하고 있는 경우;**  
**(B) 귀하가 미국 유자격자가 아닌 한 귀하가 미국에 살고 있거나 시민, 거주자(세금 납부 또는 기타 방식으로) 또는 영주권자이거나 미국에 거주하고 있는 경우 또는; (C) 토큰 판매 중 귀하가 Cortex 코인을 매수하려는 또는 매수하는 시점에 그러한 토큰 판매가 귀하가 거주하는 관할권의 법률, 규제 요구 사항 또는 규칙에 의거하여 어떤 형식 또는 방식으로든 전체적으로 또는 부분적으로 금지, 제한 또는 인가되지 않은 경우**

이 백서에 나와 있는 정보를 검토하거나 승인한 규제 당국은 없습니다. 해당 관할권의 법률, 규제 요건 또는 규칙에 따라 그러한 조치가 취해지지 않았거나 취해지지 않을 것입니다. 이 백서의 출판, 배포 또는 보급은 해당 법률, 규제 요구 사항 또는 규칙이 준수되었음을 의미하지 않습니다.

프로젝트 회사, 토큰 발행사 그리고 그 회사들의 사업 및 운영, Cortex 코인, 토큰 판매 및 Cortex 플랫폼과 관련된 위험 및 불확실성이 있습니다. 이 백서의 마지막 부분에 명시된 '위험 및 공개' 절을 참조하십시오.

이 백서, 그 일부 및 사본은 이 백서의 배포 또는 보급이 금지되거나 제한되는 국가로 가져가거나 전송해서는 안 됩니다.

이 백서의 어떠한 부분도 이 절과 이어지는 "면책 고지", "진술 및 보증 없음", "귀하의 진술 및 보증", "미래 예측에 대한 주의 사항", "제삼자 정보 및 타인 동의 없음", "사용 용어", "조언 없음", "추가 정보 또는 업데이트 없음", "배포 및 보급 제한", "투자 또는 등록 제한 없음" 및 "위험 및 불확실성" 절을 포함하지 않고 복제, 배포 또는 보급할 수 없습니다.

## 면책 고지

해당 법률, 규정 및 규칙이 허용하는 최대 한도 내에서 프로젝트 회사 및/또는 토큰 발행사는 귀하가 본 백서 또는 그 일부를 수락하거나 신뢰하는 것과 관련되어 발생하는 불법 행위상의 계약 또는 다른 종류의 간접적, 특별, 우발적, 결과적 또는 기타 손실(수익, 소득 또는 이익, 사용 또는 데이터 손실 등을 포함하되 이에 국한되지는 않음)에 대한 책임을 지지 않습니다.

## 진술 및 보증 없음

프로젝트 회사 및 토큰 발행사는 이 백서에 명시된 모든 정보의 진실, 정확성 및 완전성과 관련하여 진술, 보증 또는 약속을 포함하여 법인 또는 개인에게 어떠한 형태로든 진술, 보증 또는 약속을 하거나 하려 하지 않습니다.

## 귀하의 진술 및 보증

이 백서 또는 (경우에 따라) 그 일부에 있는 정보의 소유권에 액세스하거나 이를 수락함으로써 귀하는 프로젝트 회사와 토큰 발행사에게 다음과 같이 진술하고 보증하는 것입니다.



- (a) 귀하는 Cortex 코인이 어떤 형태의 증권, 사업 신탁의 단위, 집단 투자 기구 또는 어떤 관할권에서든 다른 형태의 투자를 구성하지 않는다는 것에 동의하고 인정합니다;
- (b) 귀하는
  - (i) 중화인민공화국에 살고 있지 않거나 중화인민공화국의 시민 또는 거주자(세금 납부 또는 기타 방식으로)가 아니며 중화인민공화국에 거주하고 있지 않고;
  - (ii) (이 약관에서 정의된 바에 따라) 미국 유자격자가 아닌 경우 미국에 살고 있지 않거나 미국의 시민 또는 거주자(세금 납부 또는 기타 방식으로) 또는 영주권자가 아니며 미국에 거주하고 있지 않거나;
  - (iii) 토큰 판매가 법률, 규제 요구 사항 또는 규칙에 의거하여 어떤 형식 또는 방식으로든 전체적 또는 부분적으로 금지, 제한 또는 인가되지 않은 관할권에 있지 않습니다;
- (c) 귀하가 미국에 위치해 있거나 미국의 시민, 거주자(세금 납부 또는 기타 방식으로) 또는 영주권자인 경우 또는 거주하는 경우, 귀하는 미국 적격자로, 수시로 수정, 개정 또는 보완될 수 있는 1933년 미국 증권법에 따른 규정 D의 규칙 501(a)에 정의된 공인 투자자입니다(정부 기관을 제한 없이 포함하여 개인, 법인 또는 사람);
- (d) 귀하는 이 백서는 어떤 종류의 사업설명서 또는 제안서가 아니며, 어떤 형태의 증권, 사업 신탁의 단위, 집합 투자 기구 또는 기타 형태의 투자 단위 또는 어떤 관할권에서든 어떤 형태의 투자 모집을 하기 위한 것이 아니며, 어떠한 계약이나 구속력 있는 법적 약속을 할 의무가 없으며, 이 백서를 토대로 암호화폐 또는 다른 형태의 지급을 수락해서는 안 된다는 것에 동의하고 인정합니다;
- (e) 귀하는 토큰 보유자가 Cortex 코인에서 발생하거나 Cortex 코인과 관련하여 또는 토큰 판매의 수익금에서 발생하거나 이와 관련한 이익, 소득 또는 기타 지급 또는 수익에 참여 또는 이를 받게 하거나 받을 기회를 주거나 그러한 이익, 소득 또는 기타 지급금 또는 수익금에서 지급한 금액을 받게 하는 것으로 Cortex 코인을 이해, 해석, 분류 또는 취급해서는 안 된다는 것을 인정하고 이해합니다;
- (f) 귀하는 이 백서에 나와 있는 정보를 검토하거나 승인한 규제 당국은 없으며, 해당 관할권의 법률, 규제 요건 또는 규칙에 따라 그러한 조치가 취해지지 않았거나 취해지지 않을 것이며, 이 백서의 출판, 배포 또는 보급은 해당 법률, 규제 요구 사항 또는 규칙이 준수되었음을 의미하지 않는다는 것에 동의하고 이해합니다;
- (g) 귀하는 이 백서, 토큰 판매의 착수 및/또는 완료 또는 암호화폐 교환에 대한 Cortex 코인의 향후 거래가 귀하가 프로젝트 회사, 토큰 발행사, Cortex 코인, 토큰 판매 및 Cortex 플랫폼의 장점을 나타내는 것으로 귀하가 이해, 해석 또는 간주하지 않는 것에 동의하고 이해합니다;
- (h) 이 백서, 그 일부 또는 그 사본의 배포 또는 보급 또는 이에 대한 귀하의 수락이 귀하 관할권의 해당 법률, 규정 또는 규칙에 의해 금지 또는 제한되지 않으며, 소유와 관련하여 제한 사항이 적용되는 경우 귀하는 자신의 비용으로 프로젝트 회사 및/또는 토큰 발행사에 책임 없이 이러한 모든 제한 사항을 이해합니다;
- (i) 귀하는 Cortex 코인을 획득하고자 할 경우 Cortex 코인을 다음과 같이 이해, 해석,

- 분류 또는 취급하면 안 된다는 것에 동의하고 이해합니다;
- (i) 암호화폐가 아닌 다른 종류 통화;
  - (ii) 어떤 개인이나 법인이 발행한 사채 또는 주식;
  - (iii) 이러한 사채 또는 주식에 관한 권리, 옵션 또는 파생 상품;
  - (iv) 차액에 대한 계약 또는 목적 또는 위장된 목적이 이익을 확보하거나 손실을 피하는 것인 다른 계약에 따른 권리;
  - (v) 집단 투자 기구의 단위;
  - (vi) 사업 신탁의 단위;
  - (vii) 사업 신탁 단위의 파생상품 또는;
  - (viii) 모든 형태의 투자;
- (j) 귀하는 합법적으로 토큰 판매 및 Cortex 코인의 보유 및 사용을 포함하여 고려하거나 그러한 참여와 연관된 모든 작업에 참여할 수 있습니다;
- (k) Cortex 코인의 획득에 사용하는 금액은 돈세탁 방지법 및 규정을 포함하여 모든 관할권의 법률 및 규정에 위배되는 직접 또는 간접적인 행위로 얻어지지 않았습니다;
- (l) 귀하가 자연인일 경우 귀하가 거주하는 관할권의 해당 법률에 따라 토큰 판매에 참여할 시민으로서의 충분한 연령 및 능력을 갖추고 있습니다;
- (m) 귀하는 불법적인 용도로 Cortex 코인을 얻거나 사용하지 않습니다;
- (n) 귀하는 암호화폐, 블록체인 기반 소프트웨어 시스템, 암호화폐 지갑 또는 기타 관련 토큰 저장 메커니즘, 블록체인 기술 및 스마트 계약 기술의 운용, 기능, 사용법, 저장, 전송 메커니즘 및 기타 중요한 특성을 기본적으로 이해하고 있습니다;
- (o) 귀하는 Cortex 코인을 매수하려는 경우 프로젝트 회사, 토큰 발행사 및 그 회사들의 사업 운영, Cortex 코인, 토큰 판매 및 Cortex 플랫폼과 관련된 위험이 있음을 충분히 알고 이해합니다;
- (p) 귀하는 Cortex 코인의 매수가 귀하에 대해 가질 수 있는 세금 암시를 결정하는 단독 책임을 지며 프로젝트 회사, 토큰 발행사 및/또는 토큰 판매에 관련된 다른 사람을 그와 연관되거나 그로부터 발생하는 어떠한 세금에 대한 책임을 지우지 않을 것에 동의합니다;
- (q) 귀하는 프로젝트 회사 및 토큰 발행사는 귀하가 본 백서 또는 그 일부를 수락하거나 신뢰하는 것과 관련되어 발생하는 불법 행위, 계약 또는 다른 종류의 직접, 간접, 특별, 부수적, 결과적 또는 기타 손실 불법 행위, 계약 또는 다른 종류의 직접, 간접, 특별, 부수적, 결과적 또는 기타 손실(수입, 소득 또는 이익의 손실 또는 손실, 사용 또는 데이터 손실을 포함하지만 이에 국한되지 않음)에 대해 책임지지 않는다는 것에 동의하고 인정합니다;
- (r) 귀하는 프로젝트 회사, 토큰 발행사 및/또는 토큰 판매 및/또는 Cortex 코인의 생성 및 배포에 관련된 모든 사람에 대한 집단 소송 또는 집단 전체에 걸친 중재에 참여할 권리를 포기합니다; 그리고
- (s) 위의 모든 진술 및 보증 내용은 귀하가 본 백서 또는 그 일부(경우에 따라)의 이용 및/또는 소유의 수락 시점부터 사실이며 완전하고 정확하며 오해의 소지가 없음을 밝힙니다.

## 미래 예측 진술에 대한 주의 사항

이 백서에 포함된 모든 진술과 역사적 사실이 아닌 프로젝트 회사 또는 프로젝트를 대신하는 그 이사, 임원 또는 직원 및/또는 토큰 발행사(경우에 따라)에 의해서 만들어 지는 보도 자료 또는 대중이 접근할 수 있는 모든 장소에서 나온 진술 및 구두 진술은 "미래 예측 진술"이 됩니다. 이러한 진술 중 일부는 "목표", "겨냥", "예상", "믿음", "할 수 있다", "추정하다", "기대하다", "만약", "의도하다", "아마도", "계획하다", "가능하다", "아마도", "프로젝트""해야 한다", "하려고 한다", "할 것이다" 또는 기타 유사한 용어 등 미래 예측적인 용어로 식별할 수 있습니다. 그러나 이러한 용어가 미래 예측 진술을 식별하는 독점적 수단은 아닙니다. 프로젝트 회사 및/또는 토큰 발행사의 사업 전략, 계획 및 전망 그리고 프로젝트 회사 및/또는 토큰 발행사가 속한 산업의 미래 전망에 관한 모든 진술은 미래 예측 진술입니다. 프로젝트 회사 및/또는 토큰 발행사의 전망, 향후 계획, 기타 예상되는 산업 동향 및 프로젝트 회사 및/또는 토큰 발행사에 관해 이 백서에서 명시한 기타 사항에 대한 진술을 포함하되 이에 국한되지 않는 미래 예측 진술 사항은 역사적인 사실이 아니라 단지 예측입니다.

이러한 미래 예측 진술에는 프로젝트 회사 및/또는 토큰 발행사의 실제 미래의 실적, 성과 또는 업적이 이러한 미래 예측 진술에서 예상되거나, 표현되거나 내포된 미래의 실적, 성과 또는 업적과 실질적으로 달라지는 원인이 될 수 있는 알려진 그리고 알려지지 않은 위험, 불확실성 및 기타 요인이 포함됩니다. 그 중에서도 다음 요인이 포함됩니다:

- (a) 프로젝트 회사 및/또는 토큰 발행사가 그들의 사업 및 운영을 수행하는 국가에서의 정치적, 사회적, 경제적 및 주식 또는 암호화폐 시장 상황의 변화 및 규제 환경;
- (b) 프로젝트 회사가 자사의 사업 전략 및 향후 계획을 실행하거나 이행할 수 없는 위험;
- (c) 명목화폐와 암호화폐의 금리 및 환율의 변동;
- (d) 프로젝트 회사 및 Cortex 플랫폼의 예상 성장 전략 및 예측 내부 성장의 변화;
- (e) 가용성 및 회사의 사업 및 운영과 관련하여 프로젝트 회사에 또는 Cortex 플랫폼 내에서 지급하는 수수료의 변동;
- (f) 프로젝트 회사 및/또는 토큰 발행사가 자사의 사업 및 운영을 위해 필요로 하는 직원의 가용성 및 급여의 변동;
- (g) Cortex 플랫폼 사용자의 선호도 변화;
- (h) 프로젝트 회사가 운영하는 경쟁 조건 및 그러한 조건 하에서 경쟁할 수 있는 프로젝트 회사 능력의 변화;
- (i) 프로젝트 회사의 향후 자본 수요 및 그러한 수요를 지원하기 위한 자금 및 자본 가용성의 변화;
- (j) 전쟁 또는 국제 또는 국내 테러 행위;
- (k) 프로젝트 회사 및/또는 토큰 발행사의 사업 및/또는 운영에 영향을 미치는 치명적인 사건, 자연재해 및 천재지변의 발생;
- (l) 프로젝트 회사 및/또는 토큰 발행사의 통제를 벗어나는 다른 요인;
- (m) 프로젝트 회사, 토큰 발행사 그리고 그 회사들의 사업 및 운영, Cortex 코인, 토큰

판매 및 Cortex 플랫폼과 관련된 위험 및 불확실성;

프로젝트 회사, 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사 및/또는 토큰 발행사를 대신하여 활동하는 사람에 의해 작성되었거나 그에 기인한 모든 미래 예측 진술은 전부 그러한 요인에 의해 명시적으로 자격이 부여됩니다. 프로젝트 회사 및/또는 토큰 발행사의 실제 미래의 실적, 성과 또는 업적이 이러한 미래 예측 진술에서 예상되거나, 표현되거나 내포된 미래의 실적, 성과 또는 업적과 실질적으로 달라지는 원인이 될 수 있다는 것을 고려할 때, 지나치게 이 진술에 의존해서는 안 됩니다. 이 미래 예측 진술은 이 백서의 발행일 이후에만 적용가능합니다.

프로젝트 회사, 토큰 발행사 또는 다른 어떤 사람도 프로젝트 회사 및/또는 토큰 발행사의 실제 실적, 성과 또는 업적이 미래 예측 진술에 명시한 바와 같을 것임을 진술, 보증 및/또는 약속하지 않습니다. 프로젝트 회사 및/또는 토큰 발행사의 실제 실적 성과 또는 업적은 이러한 미래 예측 진술에서 기대한 것과 실질적으로 다를 수 있습니다.

이 백서에 포함된 내용은 프로젝트 회사 및/또는 토큰 발행사의 향후 성과 또는 정책과 관련하여 약속, 진술 또는 보증으로 의존될 수 없습니다.

또한, 프로젝트 회사 및 토큰 발행사는 새로운 정보의 이용이 가능해지더라도 향후 개발, 사건 또는 상황을 반영하기 위해 그러한 미래 예측 진술을 업데이트하거나 그러한 미래 예측 진술에 대한 개정을 공개적으로 발표할 책임을 지지 않습니다.

## 제삼자 정보 및 타인 동의 없음

이 백서에는 다양한 제삼자 출처로부터 얻은 정보들이 포함되어 있습니다("제삼자 정보"). 제삼자 정보의 발행인은 이 백서에 제삼자 정보를 포함하는 데 동의하지 않았으며 이에 따라 제삼자 정보에 대한 책임을 지지 않습니다. 제삼자 정보를 적절한 형식 및 문맥으로 포함하기 위해 합리적인 조치가 취해졌지만, 프로젝트 회사와 토큰 발행사 또는 회사를 대신하는 해당 이사, 임원 및 직원은 해당 제삼자 정보 내용의 정확성, 신뢰성, 완전성을 독립적으로 검증하거나 적용 가능한 기본 가정을 확인하지 않았습니다. 결과적으로, 프로젝트 회사와 토큰 발행사 또는 해당 이사, 임원 및 직원은 그러한 정보의 정확성, 신뢰성 또는 완전성에 대해 어떠한 진술이나 보증도 하지 않으며, 해당 정보에 대한 업데이트를 제공할 의무는 없습니다.

## 사용된 용어들

토큰 발행사가 수행하는 판매 대상인 Cortex 코인과 프로젝트 회사 및 토큰 발행사의 사업 및 운영에 대한 이해를 돕기 위해 이 백서에서는 특정 기술적 용어 및 약어가 특정 사례에서 설명과 함께 사용되었습니다. 이러한 설명과 부여된 의미는 그 의미를 정의하는 것으로 취급되어서는 안 되며, 업계의 표준 의미 또는 사용과 일치하지 않을 수 있습니다.

단수를 의미하는 단어는 해당하는 경우 복수형을 의미하기도 하고 그 반대의 경우도 마찬가지이며, 남성의 성을 가져오는 단어는 해당하는 경우 여성 및 중성의 성을 포함하며 반대의 경우도 마찬가지입니다. 사람에 대한 언급은 법인을 포함할 수 있습니다.

## 조언 비제공

이 백서의 어떤 정보도 프로젝트 회사, 토큰 발행사, Cortex 코인, 토큰 판매 또는 Cortex 플랫폼과 관련하여 사업, 법률, 재무 또는 세금과 관련된 조언으로 간주하여선 안 됩니다. 프로젝트 회사, 토큰 발행사와 그 회사들의 사업 및 운영, Cortex 코인, 토큰 판매 및 Cortex 플랫폼과 관련하여서는 귀하의 법률, 재정, 세무 또는 기타 전문 자문역과 상담하십시오. 귀하는 일정 기간 Cortex 코인의 매수에 대한 재정적 위험을 감수해야 할 수 있다는 것을 알고 있어야 합니다.

## 추가 정보 또는 업데이트 비제공

누구도 프로젝트 회사, 토큰 발행사 그리고 그 회사들의 사업 및 운영, Cortex 코인, 토큰 판매 또는 Cortex 블록체인과 관련하여 이 백서에 포함되지 않은 정보나 진술을 제공할 권한이 없으며, 제공되었을 경우, 그러한 정보나 진술은 프로젝트 회사 또는 토큰 발행사가 허가하였거나 프로젝트 회사 또는 토큰 발행사 대신 제공된 것으로 간주하여서는 안 됩니다. 토큰 판매는 어떤 상황에서도 지속적인 진술이 되거나 프로젝트 회사 및/또는 토큰 발행사의 업무, 조건 및 전망 또는 이 백서의 날짜 이후 이 백서에 포함된 사실이나 정보에 대한 진술에 중대한 변경을 초래할 가능성이 있는 변경이나 개발이 없었다는 시사나 암시를 야기하지 않아야 합니다.

## 배포 및 보급의 제한

이 백서 또는 그 일부의 배포 또는 보급은 관할권의 법률, 규제 요건 및 규칙에 따라 금지되거나 제한될 수 있습니다. 제한이 적용되는 경우, 귀하는 이 백서 또는 (경우에 따라) 그 일부의 소유에 적용되는 제한 사항을 귀하의 비용으로 그리고 프로젝트 회사와 토큰 발행사의 책임 없이 이해하고 준수해야 합니다.

이 백서의 사본이 배포 또는 보급되었거나 백서를 이용하였거나 소유한 사람은 목적을 불문하고 이 백서 또는 여기에 포함된 모든 정보를 다른 사람에게 배포하거나 복제하거나 공유할 수 없으며, 그러한 행위를 허용하거나 발생시키면 안 됩니다.

## 투자 또는 등록 제안을 하지 않음

이 백서는 어떤 종류의 사업설명서 또는 제안서가 아니며, 어떤 형태의 증권, 사업 신탁의 단위, 집합 투자 계획 또는 기타 형태의 투자 단위 또는 어떤 관할권에서든 어떤 형태의 투자 모집을 하기 위한 것이 아닙니다. 어떤 사람도 어떠한 계약이나 구속력 있는 법적 약속을 할 의무가 없으며, 이 백서를 토대로 암호화폐 또는 다른 형태의 지급을

수락해서는 안 됩니다.

이 백서에 나와 있는 정보는 규제 당국에 의해서 검토하거나 승인되지 않았습니다. 법률, 규제 요건 또는 관할권의 규칙에 따라 그러한 조치가 취해졌거나 취해지지 않을 것입니다. 이 백서의 출판, 배포 또는 보급은 해당 법률, 규제 요구 사항 또는 규칙이 준수되었음을 의미하지 않습니다.

## 위험 및 불확실성

Cortex 코인의 예비 매수자는 Cortex 코인을 매수하기 전에 프로젝트 회사 및 토큰 발행사 그리고 그 회사들의 사업 및 운영, Cortex 코인, 토큰 판매 및 Cortex 플랫폼과 관련된 모든 위험 및 불확실성 그리고 이 백서에 명시된 모든 정보 그리고 토큰 판매 조건을 신중하게 고려하고 평가해야 합니다. 그러한 위험과 불확실성이 실제 사건으로 발전하면 프로젝트 회사 및/또는 토큰 발행사의 사업, 재무 상태, 운영 결과 및 전망에 중대한 영향을 미칠 수 있습니다. 이러한 경우 귀하는 Cortex 코인의 가치 전부 또는 일부를 잃을 수 있습니다. 이 백서의 39~44페이지에 명시된 위험 요인을 참조하십시오.

## 1 개요

*너 자신을 알라. - 고대 도시 델포이의 아폴로 신전에 있는 고대 그리스의 경구  
두 가지 가능성이 존재한다: 우리는 우주에 홀로 존재하거나 그렇지 않다. 두가지 모두  
동일하게 끔찍하다.*

*- Arthur Charles Clarke*

수억 년의 진화를 거친 후 인류의 지혜는 절정에 이르러서 안개 속에 있었던 미래를 밝혔으며, 이에 따르는 외로움은 더욱 강해졌습니다. 미지의 공포, 그 자체의 혼란과 현실 추구, 인류 전체로 하여금 전례 없는 외로움을 느끼게 합니다. 따라서 인간은 진화의 속도를 뛰어넘어 미래로 가속하길 바라며 삶에 대해 연구하고 새로운 머신을 창조하기 위해 모든 노력을 기울입니다.

2009년 1월 3일, 비트코인[1]은 참여자가 자신의 운영을 유지하도록 기발하게 유도하고 제한적이지만 고도로 파괴적인 재무 기능을 제공하는 제네시스 블록(Genesis Block)을 자립 P2P 시스템으로 출시했습니다. 2015년 6월 30일 이더리움[2]이 출시되어 튜링-완전 스마트 계약을 블록체인에 추가하여 짧은 프로그램 실행에 대한 합의를 도출했습니다. 비트코인에 비해 이더리움은 더 복잡한 계산을 수행하고 더 풍부한 응답을 제공할 수 있지만, 이러한 계약은 자체 진화 코드는 아닙니다. 대신에 이더리움은 순수한 규칙 기반의 재귀 프로그램 집합입니다. Conway의 라이프 게임[3]과 관련하여, P2P 기술에 기반한 가상 화폐 네트워크는 금융 기능을 제공함으로써 존재를 유지하는 인터넷상의 삶으로 정의될 수 있습니다. 하나의 완전한 노드가 살아있는 한 네트워크의 상태는 유지될 수 있으며 외부 세계와의 상호 작용에 응답할 수 있습니다. 그러나 지능형 네트워크에 대한 인간의 갈망은 아직 분명해지지 않았으므로 이러한 원시적인

네트워크는 상대적으로 단순한 상태로 남아 있습니다.

이를 바탕으로 Cortex는 인공지능에 대한 합의를 네트워크에 추가했습니다. 이것은 인공지능이 지능형 응답으로 시스템에 권한을 부여해야 하는 스마트 계약의 이행에 대한 합의에 도달하기 위해 협력하는 모든 노드를 쉽게 동작하도록 합니다. EVM 스마트 계약과 호환되는 독립형 공개 체인으로서 Cortex는 인공지능으로 기존 계약 및 유추 계약을 모두 실행하며 제네시스 블록이 출시된 후 더욱 스마트한 웹 현실화로 살아남을 것입니다. 공개 소스 및 자연 경쟁 메커니즘으로 인해 Cortex에서는 최상의 모델은 네트워크의 지능 수준을 향상하기 위해 살아남을 것입니다. 머신 학습 연구원의 관점에서 볼 때, Cortex 플랫폼은 최첨단 품질의 다양한 기본 스마트 응용 프로그램의 개방형 모델을 제공하며, 이는 연구를 크게 가속하고 인공지능 채택을 훨씬 빠르게 유도합니다. 외계인의 존재 여부는 아직 알려지지 않았지만, 인간은 인공지능이 동반될 때 더 이상 혼자가 아닙니다.

## 1.1 배경

기존의 블록체인 계약은 실세계 인공지능 적용을 만족시킬 수 없는 간단한 스마트 계약 계산만을 수행할 수 있습니다.

블록체인은 분산 가치망의 전송 및 회계를 처리합니다. 비트코인은 계산 기여도에 대한 합의를 위해 SHA256 PoW를 사용하며, 각각의 블록은 다음 세 부분으로 나누어집니다.

1. 마지막 블록의 해시값은 다음과 같이 현재 블록의 블록 헤더 역할을 합니다;
2. 시간 창 T 내의 보류 거래( $t_1, t_2, \dots, t_n$ )는 블록 코인베이스로 해싱됩니다;
3. 일반적으로 마이닝 풀의 주소인 광부의 주소를 포함하여 해시 함수 입력으로서의 X는 풀 서버에 의해 특정 계산을 완료할 각각의 광부에게 전달됩니다. 목표는  $H(X, \text{nonce}) < \text{목표}$  난이도를 찾는 것입니다. 여기서 nonce는 추가된 무작위 임의의 수를 나타냅니다. 계산 결과는 정확한 광부의 주소로 블록에서 보상을 얻을 수 있도록 전체 네트워크 노드에 의해 검증된 다음 전체 네트워크가 다음 블록의 계산에 들어가 결국 체인을 형성합니다. 또한, 버전 번호, 해시 트리, 타임스탬프 등의 몇 가지 다른 정보가 있습니다.

전체 채굴 과정은 다음과 같이 요약 될 수 있습니다.

SHA256 (SHA256 (version + prev\_hash + merkle\_root + ntime + nbits + nonce)) < TARGET

이더리움은 네트워크 동시실행을 향상시키기 위해 영클 블록(uncle block)[4]을 활용합니다. 특히, 이더리움 네트워크와 루트스톡(Rootstock)[5] 네트워크는 모두 체인상의 스마트 계약을 위해 설계되었습니다. 블록체인의 합의와 임의 변조 방지는 자동으로 계약의 집행, 계약 실행 및 자금 배분을 보장하고 그렇게 함으로써 사람들 또는 다른 제삼자에 대한 신뢰와 의존을 제거합니다.

최근 몇 년 동안 컴퓨팅 능력이 크게 향상되어 인공지능이 증가했습니다. 인공 지능

분야의 머신 학습 문제는 다음과 같은 형태로 일반화될 수 있습니다: 이 문제에 대한 문제  $Q$ 와 입력 데이터 세트  $D$ 에 대해 메트릭  $\rho$ 가 주어지고, 여기로부터  $M$ 이 얻어지고 따라서 이 문제에서 모델  $M$ 의 평가가 향상됩니다. 이 형식에서 모든 머신 학습 문제는 다음의 요소에 기인할 수 있습니다: 즉, 입력을 나타내는  $D$ , 출력을 나타내는  $Y$  그리고 메트릭을 나타내는  $\rho$ 입니다. 학습 알고리즘은 다음의 문제를 해결해야 합니다:

최대화 또는 최소화:  $P(Y, M(D))$ . 부록 A와 B는 특정 문제에 대한 자세한 설명과 수학 명제를 제공합니다.

목적 함수를 최적화하는 과정에서 전역 최적해를 찾기 위해 반복적인 기울기 하강에 다양한 수치 방법을 종종 사용합니다. 대규모 분산 학습에는 결과를 최적화하기 위해 종종 ASGD(비동기 확률적 기울기 강하)를 채택합니다. 때로는 특정 문제에 대해서는 훈련을 통해 배포본에 따라 전역 최적으로부터 일정 거리에 있는 차선의 솔루션만 얻을 수 있습니다.

머신 학습 훈련의 타고난 중심 경향으로 인해 중앙집중형 대형 클러스터는 느슨하게 결합한 분산 형 클러스터보다 탁월한 이점을 갖고 있습니다. 프로젝트 회사는 훈련을 위해 체인 외부에 클러스터를 구축하여 체인상의 모델을 최적화하기 위해 노력합니다.

## 1.2 블록체인 인공지능 - 타당성 분석

현재 블록체인 프로젝트에는 다수의 인공지능 프로젝트들이 있으며, 이러한 인공지능은 기본 방식과 현재의 구체적인 실용적인 솔루션으로 개념화됩니다. 지시 사항은 다음과 같이 요약됩니다:

1. 보강 학습과 분산 채굴의 결합을 시도하기.
2. 데이터 교환 및 머신 학습 과제 게시를 위한 플랫폼 구축하기.
3. 모든 체인에 머신 학습 API 호출 제공하기.
4. 훈련 과정에서 동형 암호를 사용하여 사용자의 데이터 개인 정보를 기밀로 유지하기.

블록체인에 대한 현재의 연구적 관심은 개인 정보 보호의 보장, 즉 대체 가능성에 있습니다. 동형 암호 계획은 사용자 데이터와 모델 모두를 클라우드 컴퓨팅에서 다른 사람에 의해 도난당하지 않도록 보호할 수 있습니다. 소위 동형 암호는 평문에 대한 연산 결과를 암호문(암호 연산자와 동등함 ◦ 변경되지 않음)에 대한 연산 결과와 동등하게 만드는 암호화 방법을 의미합니다.

$$E(x) \circ E(y) = E(x \circ y)$$

FHE(완전 동형 암호)의 경우 모든 연산자에 대해 불변성이 충족되었음을 의미합니다. 완전 동형 암호의 타당성을 입증하는 이론적인 논문이 있지만, 너무 큰 계산량으로 인해 실제로 산업에 응용되지 않습니다. 또한, SWHE (Somewhat Homomorphic Encryption: 준동형 암호화) [6]라고 불리는 암호화 방법이 있으며 이는 다항식, 대수 곱셈, 덧셈 등과 같은 특정 함수만을 지원합니다.

머신 학습 문제의 경우 현재 다음의 세 가지 상황이 발생할 수 있습니다:

1. 데이터 암호화, 모델 변수는 암호화 되지 않습니다. 이 경우 사용자는 환자의 CT



데이터와 같은 데이터 기밀성에 더 관심을 가집니다.

2. 데이터는 암호화되지 않으며 모델 매개 변수는 암호화됩니다. 이 경우 사용자는 단순히 자신의 모델을 훈련하거나 테스트하기를 원하며 데이터에 신경 쓰지 않습니다.

3. 데이터 및 모델 매개 변수 모두 암호화됩니다.

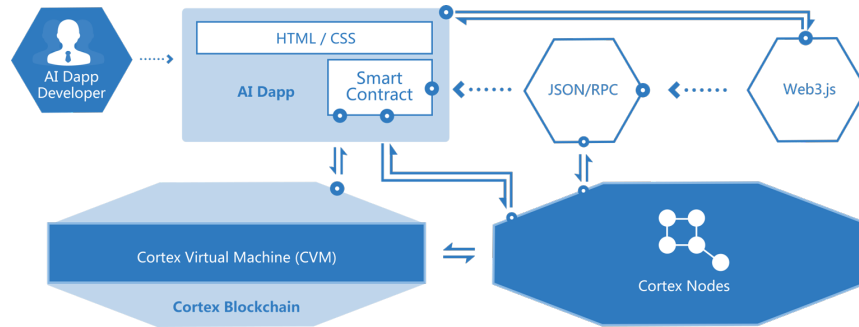
세 번째 경우에 암호화 알고리즘이나 개인 키가 다르다면 데이터는 훈련될 수 없습니다. 예를 들어, 사용자 A가 모델을 제공하고 사용자 B가 데이터를 제공할 경우, 훈련 과정을 수행할 수 없습니다.

데이터 또는 모델 암호화의 경우, 마지막 잔여 함수가 암호화되는 것으로 계산되므로 손실 함수의 정확한 값을 알 수 없습니다. 이 시점에서 모델은 평가할 수 없고 과적합을 피하고자 교차 유효성 검사를 수행할 수 없으며, 과다 매개 변수 조정(중요한 학습률과 같은)을 수행할 수 없습니다. 모든 과다 매개 변수 조정은 해독 후 게시자에 의해서 확인되어야 합니다.

처음 두가지 경우에, 높은 계산 복잡도로 인해 FHE는 현재 고려되지 않습니다. 계산 복잡도가 낮은 SWHE 방법만 사용할 수 있습니다. 테스트가 끝나면 최첨단 기술의 계산 복잡도는 여전히 매우 높습니다. 전통적인 방법과 비교할 때, 모델을 훈련하고 추론하기 위해 동형 암호를 사용하면, 계산 복잡도는 2~3배 증가하게 되며, 이는 허용되지 않습니다. 분산형 병렬 훈련의 경우 네트워크 대역폭, 동기화 매개 변수 난이도 및 훈련 진행에 대한 합의에 관한 현재의 어려움으로 인해 Cortex는 이 문제를 해결하기 위해 분산 머신 학습에 세계 최고의 전문가들을 영입했습니다.

Cortex의 주요 임무는 블록체인에서 최고 수준의 머신 학습 모델을 제공하는 것이며, 사용자는 Cortex 블록체인에서 스마트 계약을 사용하여 추론할 수 있습니다. Cortex의 목표는 또한 사용자가 플랫폼에 과제를 게시하고, 모델을 제출하고, 지능적인 계약을 호출하여 추론하고, 자신의 AI DApps(인공지능 분산 응용 프로그램)을 생성할 수 있는 머신 학습 플랫폼을 구현하는 것이 포함됩니다.

### 그림 1: 인공지능 DApp



### 1.3 인공지능 DApps

Cortex는 인공지능을 스마트 계약으로 도입해 다음과 같은 응용 프로그램을 가능하게 합니다:

정보 서비스: 맞춤형 추천 시스템, 검색 엔진, 뉴스 작성 서비스.

재무: 신용, 지능형 투자 자문.

인공지능 길잡이: 자동 질의 응답, 산업 지식 맵, 음성 합성, 얼굴 속성 예측.

시뮬레이션 환경: 자동 운전, 전진 및 기타 강화 학습 응용 프로그램

## 2 시스템 구조

### 2.1 스마트 계약 및 블록체인의 역량 확장

#### 2.1.1 Cortex 지능형 추론 프레임워크

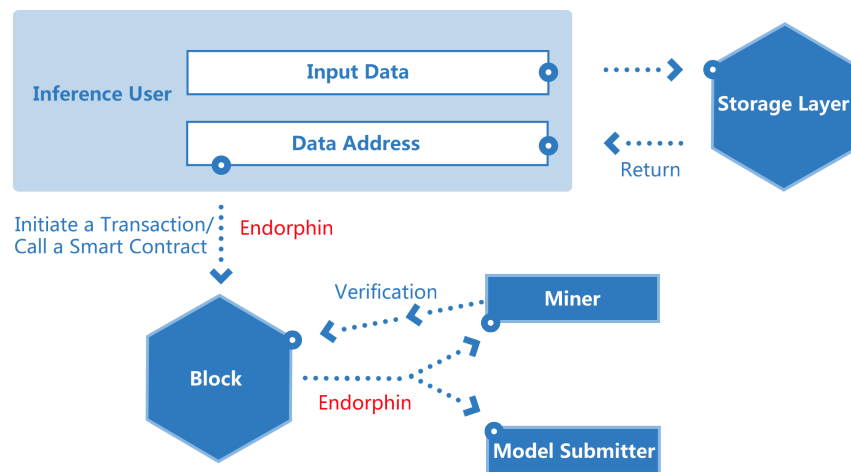
모델 제공자는 프로젝트 회사에 속한 사람으로 제한되지는 않습니다. 전 세계의 머신 학습 연구자는 잘 훈련된 해당 데이터 모델을 저장소 계층에 업로딩 할 수 있습니다. 이 인공지능 모델이 필요한 다른 사용자는 모델을 사용하고 제공자에게 비용을 지급하여 추론할 수 있습니다. 각각의 추론에서 전체 노드는 모델과 저장 계층의 데이터를 로컬 사이트로 동기화합니다. Cortex의 고유한 가상 머신인 CVM(Cortex 가상 머신)을 사용하여 추론하고 결과를 전체 네트워크와 동기화한 다음 결과를 반환합니다.

모델이 주어지면 출력은 모델에 연결된 데이터에서 얻은 결과로서 지능형 추론 프로세스입니다. 사용자는 거래를 시작하거나 스마트 계약을 수행하거나 지능형 추론을 수행할 때마다 일정량의 엔도르핀(Endorphin)을 지급해야 합니다. 엔도르핀은 Cortex 체인에서 거래를 하거나 인공지능 스마트 계약을 실행하기 위해 지급해야 하는 가격 책정 단위입니다. 각각의 지급에 필요한 엔도르핀의 양은 모델 운영의 어려움과 모델 순위에 따라 다릅니다. 엔도르핀의 가격은 엔도르핀과 Cortex 코인 간의 동적 전환율로 시장 주도적이며 Cortex가 스마트 계약을 이행하는 비용을 반영합니다. 동시에 거래를 시작하거나 인공지능 스마트 계약을 실행하는 사람이 많을수록 엔도르핀의 가격이

높아집니다. 그것은 광부 그리고 거래를 시작하거나 스마트 계약을 실행하는 사람들 간의 게임에 따라 다릅니다. 필요한 엔도르핀의 양에 해당하는 Cortex 코인은 한 블록에서의 거래를 포장하는 광부의 비용과 추론 서비스를 요청하는 스마트 계약을 유도하는 모델 제공자에 대한 비용의 두 부분으로 나누어집니다. Cortex는 모델 제공자에게 지급한 백분율에 대해 이 비율에 상한선을 설정합니다.

Cortex는 스마트 계약에 Infer 명령어를 추가하여 스마트 계약에서 Cortex 블록체인 모델의 사용을 지원할 수 있게 합니다.

그림 2: 추론 프로세스



다음의 유사부호는 스마트 계약에서 Infer를 사용하는 방법을 보여줍니다. 사용자가 이러한 스마트 계약을 호출하면 다음과 같이 데이터가 모델에 추론됩니다:

추론 유사부호

```

contract yAIContract{
  InferType res;
  ...
  function myAIFunction ( ) {
    ...
    res = infer ( model_hash , data_hash );
    ...
  }
  ...
}
  
```

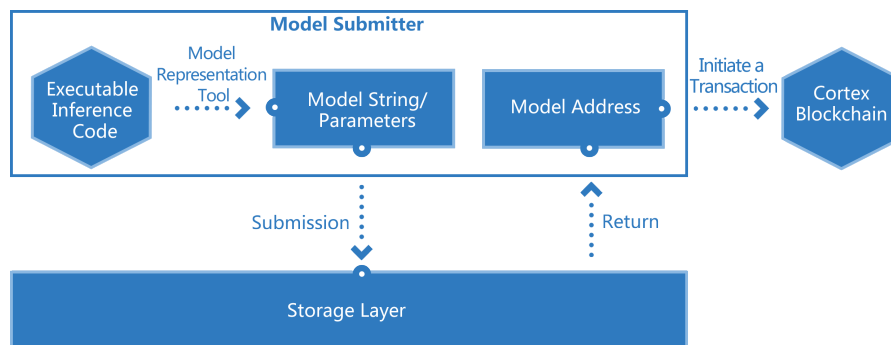
```
contractInferType{
    ...
}
```

### 2.1.2 모델 제출 프레임워크

이전 단락에서는 블록체인에 대한 훈련의 위험성 및 타당성을 분석했습니다. Cortex는 또한 모델에 대한 명령어 해석 가상 시스템을 포함하여 체인 밖(off-chain) 훈련을 위한 제출 인터페이스를 제공합니다. 이것은 거래 및 협업을 위해 컴퓨팅 능력 제공자와 알고리즘 제공자 사이에 다리 역할을 할 것입니다.

사용자는 Cortex의 CVM을 통해 모델을 모델 문자열로 구문 분석하고 매개 변수를 저장 계층까지 구문 분석한 다음 스마트 계약 프로그래머가 호출할 수 있도록 일반 인터페이스를 게시합니다. 모델 제공자는 모델이 저장 계층에 지속해서 저장되도록 특정 저장 수수료를 지급해야 합니다. 스마트 계약에서 이 모델을 호출하여 추론에 청구된 요금 일부가 모델 제공자에게 전달됩니다. 제공자는 또한 필요한 경우 철회 및 업데이트할 수 있습니다. 철회의 경우, 이 모델을 호출하는 스마트 계약이 제대로 작동하도록 하기 위해 프로젝트 회사는 모델 사용법에 따라 이를 호출하고 저장 및 유지 보수 비용과 같은 요금으로 모델을 계속 불러옵니다. Cortex는 또한 모델을 저장 계층에 업로드하고 모델 해시를 얻기 위해 인터페이스를 제공합니다. 그런 다음 제공자는 거래를 시작하고, 모든 사용자에게 모델의 입력 및 출력 상태를 알 수 있도록 하기 위해 모델 해시를 저장소에 쓰기 위하여 스마트 계약을 실행합니다.

그림 3: 모델 제출 프레임워크



### 2.1.3 스마트 인공지능 계약

Cortex를 통해 사용자는 블록체인에서 머신 학습 프로그램을 작성하고 다른 계약에 의존하는 일부 상호 작용을 제출할 수 있습니다. 예를 들어, 이더리움에서 실행되는 전자 애완동물게임인 Cryptokitties에서 애완동물 간의 상호 작용은 역동적이고 지능적이며 진화적일 수 있습니다. 스마트 인공지능 계약을 고려해 볼 때, 사용자는 업로드된 강화

학습 모델을 통해 다양한 종류의 유사 인공지능 응용 프로그램을 쉽게 얻을 수 있습니다. 동시에 Cortex는 다른 블록체인에 대해 인공지능 인터페이스 호출을 제공합니다. 예를 들어, 비트코인 캐시(Bitcoin Cash)와 이더리움의 블록체인에서 Cortex는 스마트 인공지능 계약을 기반으로 하는 지갑 주소 분석 결과를 제공합니다. 주소 분석에 사용되는 모델은 규제 기술에 도움이 될 뿐만 아니라 일반인에게 거래 수령자에 대한 위험 기반 평가를 제공합니다.

## 2.2 모델 및 데이터 저장

실제로 모델과 데이터를 저장하는 대신 Cortex 블록체인은 모델과 데이터의 해시 값을 저장합니다. 키-값 저장 시스템은 오프 체인(off-chain)입니다. 전체 네트워크에 충분한 복사본이 퍼진 후에, 새로운 모델과 새로운 데이터를 Cortex 블록체인에서 사용할 수 있습니다.

## 2.3 Cortex 합의 추론 기준

사용자가 계약에 대한 거래를 시작하면 전체 노드가 스마트 계약의 코드를 실행해야 합니다. Cortex와 일반적인 스마트 계약의 차이점은 지능형 계약에는 추론 지침이 포함될 수 있으며 이후 모든 노드가 이 추론 결과의 결과에 동의해야 한다는 것입니다. 전체 노드 실행 프로세스는 다음과 같습니다:

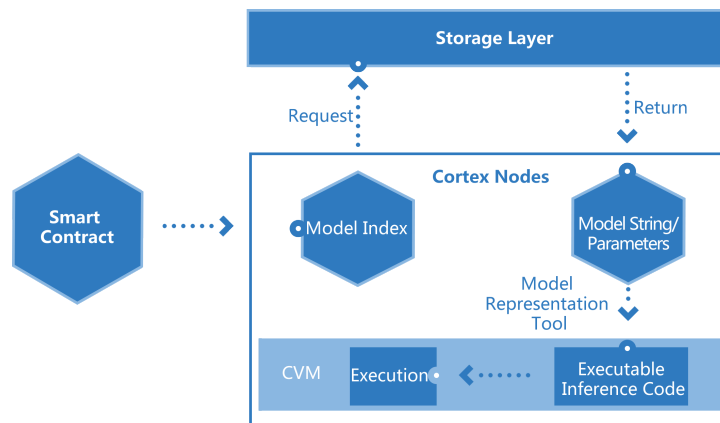
1. 전체 노드는 모델 인덱스를 질의함으로써 저장소 계층에서 모델을 발견하고 모델 스트링과 그 모델의 해당 데이터 매개 변수를 다운로드합니다.
2. 모델 스트링은 Cortex 모델 표현 도구를 사용하여 실행 가능 코드로 변환됩니다.
3. 실행 가능한 코드의 구현인, Cortex가 제공하는 가상 머신 CVM을 통해 모든 노드의 결과가 합의를 공개적으로 알립니다.

Cortex 모델 표현 도구는 다음의 두 부분으로 나눌 수 있습니다:

1. 모델 표현 도구를 사용하여 모델 제공자는 MXNet 또는 TensorFlow와 같은 자신에게 익숙한 머신 학습 프레임워크에서 작성할 수 있는 모델 코드를 문자열을 저장 계층에 제출할 수 있는 모델 문자열로 변환합니다.
2. 모든 전체 노드가 모델 문자열을 다운로드한 후 문자열을 Cortex 모델 표현 도구를 통해 실행 가능 코드로 변환하여 CVM에서 추론을 수행해야 합니다.

CVM의 역할은 모든 전체 노드에서의 모든 추론 실행이 결정론적이라는 것이고, 3.2 및 3.3은 Cortex 모델 제시 도구(Model Presentation Tool) 및 CVM의 구현 세부 사항을 설명합니다.

그림 4: 전체 노드의 추론 프로세스



## 2.4 모델 선택 및 평가

Cortex 블록체인은 모델을 제한하지 않을 것이며, 사용자는 비교적 객관적인 모델 평가 기준으로 추론 호출의 수에 의존할 수 있습니다. Cortex 사용자가 계산 비용과 관계없이 모델 추론에 고정밀 요구 사항을 갖고 있으면 Cortex는 부동 소수점 수를 사용하여 원래 모델 매개 변수의 유지를 지원합니다. 따라서 공식 또는 제삼자 기관은 자체 메커니즘(리콜, 정확도, 계산 속도, 벤치마킹 데이터 세트 등)을 정의하여 모델의 순위를 매길 수도 있고 그것을 제삼자 웹사이트 또는 응용 프로그램에 표시할 수도 있습니다

## 2.5 합의 메커니즘 PoW 채굴

오랫동안 1CPU 당 1표(one-CPU-one-vote)는 디지털 암호화폐 커뮤니티의 이상적인 목표입니다. 그러나 이 비전은 실현되지 않았습니다. 그 이유는 ASIC의 특수 설계가 계산 속도를 크게 향상하기 때문입니다. 커뮤니티 및 학계는 그래픽 및 CPU 채굴을 더욱 사용자 친화적으로 만들기 위해 수많은 메모리 하드 알고리즘을 탐구했으며, 이것의 목표는 이를 통해 특수한 광산 장비 구매에 많은 자본을 지출하는 것이 덜 유리하게 하는 것입니다. 최근의 커뮤니티 관행을 보면 이더리움의 Dagger-Hashimoto[7]와 제트캐시(Zcash)의 Equihas[8]이 더 성공적인 GPU 우선순위를 위한 알고리즘 관행입니다. Cortex는 Cuckoo Cycle PoW를 사용하여 CPU와 GPU 속도향상을 간의 간격을 더욱 좁히기 위해 1머신 당 1표(one-machine-one-vote)에 더욱 우선권을 줄 것입니다. 동시에 Cortex 블록체인은 스마트 폰 GPU의 성능을 완전히 탐구하여 일반 하드웨어 플랫폼 평가 도구(GFXBench 등)의 비율에 따라 휴대 전화와 데스크톱 GPU의 차이를 더 벌릴 것입니다. 예를 들어, 최고의 소비자 수준 GPU는 최고의 휴대 전화 GPU보다 10~15배 더 강력합니다. 모바일 컴퓨팅의 낮은 전력 소비를 고려할 때 야간에 충전하는 많은 수의 휴대 전화가 Cortex 블록체인을 채굴하기에 더 적합합니다.

블록 암호화에 대한 합의 알고리즘과 체인에 대한 지능형 추론 계산 간에 직접적인 연관성이 없다는 점은 특히 주목할 만합니다 PoW는 광업에 관련된 광부의 하드웨어에 대한 향상된 공정성을 보장하며 지능형 추론 계약은 자동으로 PVI (공개 검증 가능 추론)를 제공합니다.

## 2.6 사기 예방 및 모델 검사

모델은 완전히 공개 소스이기 때문에 복사하거나 표절할 수 있습니다. 정상적인 상황에서 그것이 아주 좋은 모델이라면 공개 후에 많이 사용할 것이며, 이러한 모델을 복사하는 것이 큰 장점이 되지는 않을 것입니다. 그러나 일부 특별한 경우에 명백한 표절이나 완전 복제가 있는 경우 프로젝트 회사는 홍보를 위해 블록체인 오라클을 통해 개입하고 중재할 것입니다.

# 3 소프트웨어 솔루션

## 3.1 CVM: EVM + 추론

앞에서 말한 바와 같이 Cortex는 Cortex 가상 머신(CVM)라고 하는 자체 가상 시스템을

갖추고 있습니다. CVM 명령어 집합은 EVM과 완벽하게 호환되며, CVM은 또한 추론 명령어를 지원합니다. Cortex는 0xc0에서 새로운 INFER 명령어를 추가할 것입니다. 명령어에 대한 입력은 유추된 코드이고, 출력은 유추된 결과입니다. CVM에서 사용되는 가상 머신 명령어의 내용은 표 1에 설명되어 있습니다.

### 3.2 Cortex 핵심 명령어 집합 및 프레임워크 표준

일반적인 인공지능 응용 프로그램 - 이미지 문제, 음성/의미/텍스트 문제 및 보강 학습 문제는 예외 없이 다음과 같은 텐서를 필요로 합니다. Cortex의 텐서 연산 비용은 머신 학습 및 딥 러닝(deep learning)을 위한 핵심 명령어 집합을 구문 분석하는 엔도르핀 청구에 대한 잠재적인 기준입니다. 다른 컴퓨팅 프레임 워크에서 이 용어는 종종 네트워크 계층 또는 연산자라고 합니다.

- 텐서 전산 연산
  - 텐서 수치 4 연산: 입력 - 텐서, 수치 및 4 연산자

표 1: CVM 명령어 집합

| 접두부       | 명령어                 |
|-----------|---------------------|
| 0s        | 정지 및 산술 연산          |
| 10s       | 비교 및 비트 논리 연산       |
| 20s       | SHA3                |
| 30s       | 환경 정보 40s           |
|           | 블록 정보               |
| 50s       | 스택, 메모리, 저장 및 흐름 연산 |
| 60s & 70s | 푸시 연산               |
| 80s       | 중복 연산               |
| 90s       | 교환 연산               |
| a0s       | 로깅 연산               |
| c0s       | Cortex 연산           |
| 0xc0      | INFER               |
| f0s       | 시스템 연산              |

- 텐서 간의 4 비트 연산: 입력 - 2개의 텐서 및 4개의 연산자
- 텐서 비트 함수 연산: 입력 - 텐서 및 멱함수, 삼각 함수, 멱 및 로그 함수, 불평등 함수, 난수 생성 함수, 반올림 함수 등
- 텐서의 차원 축소: 입력 - 텐서 및 구속 법칙과 교환 법칙 준수
- 텐서 간의 전송 연산: 입력 - 텐서, 비트 연산의 낮은 차원의 텐서 패딩
- 텐서 간의 곱셈: 텐서와 행렬, 행렬 곱셈/벡터와의 행렬 곱셈 및 행렬 곱셈을 포함한 연산. 예를 들어, NCHW/NHWC 텐서 저장 모드.
- 텐서 복원 연산:



- 차원 교환, 확장 및 압축
- 차원 별 정렬
- 가치 패딩
- 채널을 통한 연결
- 이미지를 통한 접합 또는 자르기
- 신경망 특정 연산:
  - 전체 연결
  - 신경망 활성화 함수는 주로 텐서 비트 함수에 달려 있습니다.
  - 1D 2D/3D 컨볼루션(서로 다른 크기, 구멍, 그룹화 등이 있는 컨볼루션 커널 포함)
  - 업 샘플링/다운 샘플링을 통한 1D 2D/3D 디컨볼루션 연산 및 선형 보간 연산
  - 일반적인 보조 함수(1차/2차 통계 BatchNorm 등)
  - 이미지 기반 지원 컴퓨팅(컨볼루션 네트워크 매개 변수 모듈의 변형 등)
  - 특정 과제 지원 컴퓨팅(ROI Pooling, ROI Align 모듈 등)

주류 인공지능 컴퓨팅 프레임워크는 Cortex 코어 명령어 집합에 의해서 다루었습니다. 서로 다른 플랫폼에서의 BLAS 구현에 따라, Cortex는 프레임 워크에 걸쳐서 합의가 성취될 수 있도록 부동 소수점(Float32, Float16) 매개 변수를 갖는 Cortex 모델을 고정 소수점 수(INT8, INT6) 매개 변수 모델로 변환하도록 지원합니다.

### 3.3 Cortex 모델 표현 도구

Cortex MRT(모델 표현 도구)는 딥 러닝 프레임워크와 도구를 상호 운용할 수 있게 하는 개방적이고 유연한 표준을 만듭니다. 이것을 통해 사용자는 하나의 프레임워크에서 다른 프레임워크로 딥 러닝 모델을 이송할 수 있으므로 쉽게 생산에 들어갈 수 있습니다. 블록체인이 개방된 생태계에 있기 때문에 이는 인공지능을 더 편리하고 가치 있게 만듭니다. 즉, 개발자는 자신의 업무에 맞는 프레임워크를 선택하고, 프레임워크 작성자는 혁신과 향상에 집중하고 하드웨어 공급자는 최적화를 단순화할 것입니다. 예를 들어, 개발자는 PyTorch와 같은 프레임워크를 사용하여 복잡한 컴퓨터 비전 모델을 훈련하고 CNTK, Apache MXNet 또는 TensorFlow를 사용하여 추론할 수 있습니다.

Cortex MRT는 다음을 위해 설계되었습니다.

- 표현: 확률 모델에 의해 지원되는 가장 세밀한 명령어인 주류 신경망 모델로의 스트링 매핑.
- 조직: 주 신경망 프레임워크 코드로 명령어 집합 매핑
- 전송: 서로 다른 머신 학습/신경 네트워크 프레임워크에서 서로에게 동일한 모델을 이송할 수 있게 하는 동형 탐지 도구 제공

### 3.4 저장 계층

Cortex는 IPFS와 libtorrent 같은 모든 키-값 저장 시스템을 사용하여 모델을 저장할 수 있습니다. Cortex의 데이터 저장 추상화 계층은 특정 분산 저장 솔루션에 의존하지 않습니다. 분산 해시 테이블 또는 IPFS를 사용하여 저장소 문제를 해결할 수 있습니다. 다른 장치에 대해 Cortex는 다음과 같은 다양한 전략을 채택하고 있습니다.

- 전체 노드는 항상 블록체인 데이터 모델을 저장합니다.
- 휴대 전화 노드는 비트코인 SPV 모드와 작은 풀 사이즈 모델만 사용합니다.

Cortex는 합의 추론에 대해서만 책임이 있으며, 훈련 세트를 저장하지 않습니다. 계약 작성자가 모델을 필터링하고 데이터 모델 치트의 과적합을 피하는 데 도움이 되기 위해 계약 작성자는 프로젝트 회사에 모델 결과를 게시하는 테스트 세트를 제출할 수 있습니다.

계약 수준의 호출은 블록을 기다리면서 메모리 풀에 대기한 다음 확인된 거래로서 블록에 포장됩니다. 데이터는 마이닝 풀을 포함하여 캐싱 중에 전체 노드로 널리 알려집니다. 수십의 GB가 될 수 있는 의료용 홀로그램 데이터와 같은 Cortex의 현재 저장 용량 제한을 초과하는 모델 및 데이터의 경우, 커뮤니티는 저장 용량 제한 및 추가 지원을 위한 Cortex 업데이트 프로토콜을 기다려야 할 것입니다. Cortex는 그림, 음성, 텍스트, 짧은 동영상 등과 같은 대다수의 인공지능 응용 프로그램을 처리할 수 있습니다. Cortex의 전체 노드는 캐시에 저장된 데이터 테스트 세트 및 데이터 모델을 유지하기 위해 기존 비트코인 및 이더리움보다 많은 저장 공간을 필요합니다. 무어의 법칙을 고려할 때 저장 가격은 계속 하락할 것이므로 장애가 너무 크지 않을 것입니다. 무어의 법칙을 고려할 때 저장 가격은 계속 하락할 것이므로 너무 크게 장애가 되지 않을 것입니다. 메타데이터의 형식은 표 2에 나와 있습니다.

### 3.5 모델 인덱싱

Cortex는 모든 모델을 저장합니다. 각각의 노드에서, 검증할 필요가 있는 각각의 거래에 대해, 합의 추론이 포함될 경우 스마트 계약에서의 추론을 위해 상응하는 모델을 신속하게 검색할 필요가 있습니다. 전체 노드의 메모리에서 Cortex는 로컬로 저장된 모델을 인덱싱하고 이를 스마트 계약 내의 주소를 기반으로 검색할 것입니다.

### 3.6 모델 캐시

Cortex의 전체 노드 저장 용량은 제한되어 있으며, 이에 따라 전체 네트워크의 모든 모델을 저장할 수는 없습니다. 이 문제를 해결하기 위해 캐시를 도입했습니다. 전체 노드는 모델 캐시를 로컬로 유지합니다. 대체 전략은 히트 비율을 높이기 위한 다른 솔루션뿐만 아니라 가장 많이 사용되는 LRU(최소 최근 사용), FIFO(선입 선출) 및 일반적으로 사용할 수 있는 다른 방법 등 이행 방식에 따라 다양합니다.

표 2: 메타데이터

| 키워드 |                 | 예                                      |
|-----|-----------------|--|
| 모델: | MD5             | 8ac7b335978cf2fe8102c5c43e380ca1       |
|     | 필드              | Speech, Image, etc.                    |
|     | 방법              | NasNet Large                           |
|     | 훈련 중            | False if model is deployed else True   |
|     | 손실 함수           | Softmax, Hinge loss, KL divergence     |
| 입력: | 등급              | 1                                      |
|     | 모델 크기           | $10^4 \sim 10^{10}$ Byte               |
|     | 데이터 세트          | ImageNet22k + Place365                 |
|     | 치수              | Dim of Input, e.g. 2 or 3 for $\times$ |
|     | 크기              | e.g. 1024 x 1920 x 3                   |
| 출력: | D타입             | Float32                                |
|     | 범위              | [0,1],[0,255]                          |
|     | 예측              | Top                                    |
|     | 5Predictions 치수 | Dim of output                          |
|     | 크기              | e.g. 1                                 |

### 3.7 전체 노드 실험

이 장에서는 모든 노드가 실행하는 유추 명령어의 처리량에 대해 단일 머신에서의 일부 실험 결과를 설명합니다. 테스트 플랫폼 구성은 다음과 같습니다:

- CPU: E5-2683 v3
- GPU: 8x1080Ti
- RAM: 64 GB
- Disk: SSD 960 EVO 250GB

실험에 사용된 테스트 코드는 python 2.7 및 MXNet을 기반으로 하며 주로 다음 모델을 포함합니다:

- CaffeNet
- Network in Network
- SqueezeNet
- VGG16
- VGG19
- Inception v3 / BatchNorm
- ResNet-152
- ResNet101-64x4d

모든 모델은 MXNet 문서 <sup>1</sup>에 나와 있습니다.

실험은 CPU 및 GPU에서 수행하여 플랫폼에서 이러한 모델의 추론 속도를 테스트했습니다. 이러한 테스트는 모델을 읽는 속도를 고려하지 않으며, 모든 모델은 미리 호스트 또는 GPU 메모리에 로드됩니다.

테스트 결과는 괄호 안의 배치 크기(한 배치에 가져온 데이터 샘플의 양)로 표 3에 나와 있으며, 모든 GPU 테스트 결과는 단일 카드를 기반으로 합니다.

---

<sup>1</sup>[http://mxnet.incubator.apache.org/model\\_zoo/index.html](http://mxnet.incubator.apache.org/model_zoo/index.html)

표 3: 추론 성능

| 모델                    | 크기        | CPU Infer (1) | GPU Infer (1) | GPU Infer (64) |
|-----------------------|-----------|---------------|---------------|----------------|
| CaffeNet              | 232 MB    | 196ms         | 2.23ms        | 39.98ms        |
| Network in<br>Network | 28.97MB   | 115ms         | 2.12ms        | 42.90ms        |
| SqueezeNet v1.1       | 4.72MB    | 130ms         | 2.16ms        | 46.18ms        |
| VGG16                 | 527.79MB  | 657ms         | 5.84ms        | 177.95ms       |
| VGG19                 | 548.05 MB | 681ms         | 6.70ms        | 205.26ms       |
| Inception v3/BN       | 43.19MB   | 1,084ms       | 8.53ms        | 80.61ms        |
| ResNet-152            | 230.18MB  | 4,050ms       | 23.93ms       | 253.08ms       |
| ResNet101-64x4d       | 283.86 MB | 2,650ms       | 14.19ms       | 182.73ms       |

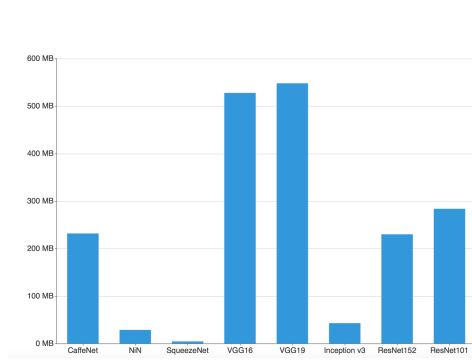
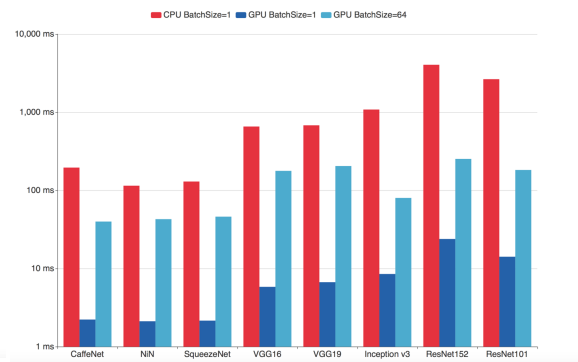


그림 5: 모델 크기

그림 6: 다양한 모델 추론 시간 대비  
(대수 좌표)

위는 단일 머신 테스트 결과입니다. 실제 상황을 시뮬레이션하기 위해 실험 플랫폼은 지속적으로 약 100,000개의 이미지가 있는 데이터 세트 스트림에 대한 추론을 실행합니다. 각각의 추론은 무작위로 선택한 모델에서 수행하며, 이때 배치(Batch)의 크기는 1이고 그림은 부하 균형으로 8개의 GPU 카드로 분산됩니다. 두 상황의 경우:

1. 모든 모델을 읽고 GPU 메모리에 저장했으며, 단일 그림에서 추론의 평균 속도는 3.16ms입니다.
2. 캐시에 저장된 데이터가 미리 GPU 메모리에 로드되는 대신 다시 읽힐 때마다 단일 그림당 추론의 평균 속도는 113.3ms이었습니다.

**결론** 모든 노드는 모델을 GPU 메모리로 미리 호출한 후 부하 균형을 지원하고 동일한 모델에 대한 GPU 카드 간의 병렬 추정은 초당 단일 추론을 약 300회 추론합니다. 극단적인 경우, GPU 메모리가 미리 읽혀 캐시에 저장되지 않는 경우 즉, 모델을 다시

읽고 데이터를 다시 로드할 때마다 초당 9번 단일 추론을 할 수 있습니다. 위의 실험은 모두 최적화되지 않은 계산입니다. Cortex의 목표 중 하나는 지속해서 추론 성능을 최적화하고 향상하는 것입니다.

## 4 하드웨어 솔루션

### 4.1 CUDA 및 RoCM

Cortex의 하드웨어 솔루션에는 GPU 개발 프레임워크로서 NVidia의 CUDA 드라이버와 CUDNN 라이브러리를 사용하는 것이 포함됩니다. 동시에 AMD OpenMI 소프트웨어 프로젝트는 RoCM 드라이버와 HIP/HCC AI 라이브러리 연구개발 프로그램을 사용하며, 이러한 것들이 사용 가능해지면 Cortex는 2018년 말까지 계산을 지원할 계획입니다.

그림 7: 비트코인 USB 광부 및 신경망 컴퓨팅 스틱



### 4.2 FPGA

FPGA 제품은 낮은 고정 소수점 연산(INT8 또는 심지어 INT6 연산)과 저지연성이지만 높은 컴퓨팅 전력 소비와 떨어지는 유연성이라는 특징을 갖습니다. 딥 러닝 과제는 이미 FPGA를 사용하여 자율 주행 및 클라우드 서비스 분야에서 효율적으로 채택되고 있습니다. Cortex는 Xilinx 및 Altera 제품에 대한 추론 지원을 제공할 계획입니다.

### 4.3 전체 노드 하드웨어 구성 요구 사항 - 다중 GPU 및 전설적인 USB 채굴

*채굴을 다시 대단하게 만들기! (Make mining great again!)*

전통적인 비트코인 및 이더리움 노드와 달리 Cortex는 전체 노드에 대한 하드웨어 요구 조건은 높습니다. 이렇게 하는 데는 최고로 가능한 확인 속도를 위해 상대적으로 많은 양의 하드 디스크 저장소와 다중 GPU 데스크톱 호스트가 필요하지만, 이것이 필수 사항은 아닙니다. 비트코인 채굴 분야에서 USB 광부는 인기 있는 플러그 앤드 플레이(plug and play) 소형 ASIC 채굴 장치였습니다. 대규모 채굴 농장이 출현하기 전에 이 분산 채굴 모드가 매우 인기 있었습니다. GPU가 없을 때 Cortex 전체 노드는 시장에서 발달된 특수 인공지능 칩 그리고 컴퓨팅 스틱이 있는 유사 신경 컴퓨터를 갖도록 구성할 수 있습니다. 컴퓨팅 스틱은 비트코인 USB 채굴과 달리 채굴의 특정 프로세스에 필요한 장비가 아닌 전체 노드를 확인하는 보완적인 하드웨어입니다.

#### 4.4 기존 GPU 채굴 농장을 위한 하드웨어 수정

기존의 GPU 채굴 농장, 특히 고급 GPU 구성의 경우, Cortex 프로젝트 회사는 농장이 세계의 선도적인 인공지능 회사에 필적하는 동일한 수준의 인공지능 컴퓨팅 센터를 유지할 수 있도록 보강 컨설팅 서비스와 종합적인 기술 솔루션을 제공합니다. 하드웨어 비용 효율성은 기존 상용 GPU 클라우드를 훨씬 능가할 것입니다. 이러한 GPU 수백만 개를 활용하여 세계적으로 인공지능 컴퓨팅 경쟁에 뛰어드는 것은 매우 흥미로운 일입니다. 다중심 채굴 농장은 컴퓨팅 능력을 알고리즘 제공자 및 연구원에게 판매하거나 협업 방식으로 세계 수준의 인공지능 회사와 동일한 품질의 데이터 모델을 생성할 수 있는 기회가 있습니다.

일부 구체적인 보강 전략은 다음과 같습니다:

- 딥 러닝을 위한 데이터 전송 대역폭을 소비하기 위해 PIC-E의 다중 레인을 충족하는 마더보드 및 CPU 맞춤 전략
- 10 기가비트 스위치 및 네트워킹 카드 솔루션
- 저장 하드웨어 및 네트워크 대역폭 솔루션
- 맞춤형 소프트웨어는 자동으로 훈련, Cortex 주 체인 채굴 및 기타 경쟁 GPU 통화 간에 컴퓨팅 작업을 전환합니다.  
GPU 장치를 통한 채굴 수익, 수동 스위칭 및 기타 원격 관리를 모니터링하는
- 맞춤형 모바일 응용 프로그램.

그림 8: Facebook AI Research의 Big Basin은 허가된 체인에서 분산된 훈련 농장에 대해 Wedge 100-32X 네트워크 스위치를 사용합니다.



#### 4.5 모바일 장치 및 IoT에서의 채굴 및 컴퓨팅

채굴을 더욱 분산화하기 위해 CPU, GPU, FPGA 및 ASIC 등의 이기종 컴퓨팅 칩 간의 매출 비율을 조정하는 것은 블록체인 PoW 설계에 있어 주된 난제였습니다. 특히 커뮤니티는 스마트 폰 및 IoT 장치 같은 비교적 약한 컴퓨팅 능력 장치가 채굴 프로세스에 참여하도록 돕기를 희망합니다. 동시에 시장에 나와 있는 모바일 장치가 이미 인공지능 컴퓨팅 칩 또는 컴퓨팅 라이브러리를 지원하는 것으로 나타났으므로

모바일 인공지능 칩의 컴퓨팅 프레임워크도 인공지능 추론에 참여할 수 있습니다. 더 큰 데이터 모델을 보유한 전체 노드와 비교할 때 모바일 단말기는 사용자 정의되어 큰 데이터 모델을 차단해야 합니다. Cortex 주 체인은 Android 및 iOS 클라이언트 애플리케이션을 출시하여 다음을 구현할 것입니다:

- 채굴에 참여하기 위한 SoC의 유휴 GPU 컴퓨팅 디바이스인 ARM 아키텍처 CPU/GPU. 예를 들어, TV 박스의 GPU 성능은 실제로 매우 훌륭하지만, 기본적으로 시간의 90% 유휴 상태로 있습니다.
- 공정한 수익 경쟁력을 갖도록 알고리즘이 모바일 장치에서 GPU를 제공하는 한 스마트 폰은 주간에 사무실에서 충전하는 동안이나 주인이 야간에 잠자는 동안 채굴에 참여할 수 있습니다.
- 인공지능 칩이 장착된 스마트 폰 또는 기타 장치는 주 블록체인과 인공지능 추론 사이를 자동으로 전환할 것입니다.

칩 공급자의 소프트웨어 기술이 모바일 장치의 추론 계산 능력을 제한할 수 있습니다. 여러 소프트웨어 공급업체는 자신들의 방법에 계산 프로토콜을 캡슐화하고 있습니다. 프로젝트 회사는 추상화 계층 인터페이스를 준비하고 스마트 계약을 필터링하여 모바일 장치에 대해 가벼운 상태를 유지할 책임이 있습니다.

## 5 적용 및 향후 작업

### 5.1 적용 사례

Cortex 블록체인은 다음과 같이 인공지능 DApp를 호스팅할 수 있습니다.

#### 5.1.1 정보 서비스

- 고객 맞춤형 추천 시스템: 사용자 프로필에 기반을 두며, 거래 내역을 표시/로그인하여 관심에 일치하는 뉴스를 추천.
- 이미지 검색 엔진: 이미지 데이터에 기반을 두며, 유사한 이미지를 검색.
- 뉴스 작성: 말뭉치에 기반을 두고 유사한 스타일의 텍스트를 생성.
- 자동 요약: 말뭉치에 기반을 두고 요약을 생성.

#### 5.1.2 금융 서비스

- 신용 점수: 사용자의 온라인 데이터를 기반으로 신용 등급 계산.
- 지능형 투자 자문: 재무 데이터를 기반으로 자동 거래 결정.

#### 5.1.3 인공지능 길잡이

- 자동 질의 응답: 사용자 대화를 기반으로 답변을 생성하는 대화 로봇.
- 산업 지식 그래프: 의료, 컨설팅 및 기타 산업 분야에서 활용 가능한 전문가 시스템.
- 스피치 합성: 사용자의 음성 데이터를 기반으로 유사한 스타일의 다른 음성 생성
- 얼굴 속성 예측: 사용자 업로드 얼굴 데이터를 기반으로 연령, 성별, 감정 및 기타 특성에 대한 판단

#### 5.1.4 시뮬레이션 환경



강화 학습의 응용은 환경을 통한 모델의 출력을 예측하여 자동 운전, 게임 고(Go), 게임 등 지능형 의사 결정 및 검증을 실현할 수 있습니다.

## 5.2 향후 작업

Cortex의 목표는 블록체인에서 기계 학습 분야의 선두주자가 되는 것입니다. 향후 발명될 수 있는 신기술을 위해 프로젝트 회사는 계속 혁신하고 통합할 것입니다. 이 장에서는 몇몇 잠재적 향후 작업 방향을 설명합니다.

### 5.2.1 데이터 개인 정보 보호

Cortex는 추론 합의의 블록체인을 구현하지만 준의료 활동 보조 응용 프로그램, 생물 정보 인식, 음성 인식 등과 같은 머신 학습 응용 프로그램의 일반적인 시나리오에는 데이터 개인 정보를 보호하고 지적 재산을 모델링하기 위한 엄격한 개인 정보 보호 메커니즘이 필요합니다. 관련된 기술적 방향은 다음과 같습니다. 차등 사생활(Differential Privacy)[11], 영지식 증명(Zero-Knowledge Proof) [12], 동형암호[13] 등. 프로젝트 회사는 진보에 관심을 기울이고 신기술을 실제로 사용할 수 있게 될 때 통합합니다.

### 5.2.2 블록 크기 및 TPS 개선

PoW의 합의 메커니즘이 갖는 한계로 인해, Cortex는 또한 블록 크기 및 TPS 문제에 직면하게 될 것입니다. 현재 가능한 해결책은 PoS, DAG, 교차 사슬 통신 등입니다. 근본적으로 블록체인으로 직접 확장하는 것은 분산 시스템 CAP 정리[14]의 한계로 인해 시스템 일관성, 가용성 및 지속성 간에 균형을 이룰 것입니다. 프로젝트 회사는 또한 핵심 가정을 희생함이 없이 확장 문제를 연구하고 네트워크 성능을 향상할 것입니다.

### 5.2.3 모바일 장치용 인공지능 칩 어댑터

최신 모바일 장치에는 종종 전용 인공지능 칩이 장착되기 때문에 Cortex의 추론 프레임워크는 또한 모바일 장치의 인공지능 칩 컴퓨팅 인터페이스를 호출하고 각 칩의 명령어 조합을 조정하고 가상 머신에서 가벼운 지능형 추론을 개발할 수 있습니다.

## 6 로드맵

|           |  |
|-----------|--|
| 2018년 1분기 | ERC20 토큰 발행  |
| 2018년 1분기 | 여러 주류 거래소에 상장  |
| 2018년 3분기 | 채굴용 Testnet, 즉 Bernard   |
| 2019년 1분기 | 인공지능 계약용 TestNet, 즉 Dolores  |
| 2019년 2분기 | 주 체인, 즉 Arnold 제네시스 블록. Cortex 코인의 채굴 시작을 위해 ERC20 코인 소각, 1:1의 비율로 전환 가능 |

## 7 토큰 모델

### 7.1 Cortex 코인(CTXC)

#### 7.1.1 모델 제공자를 위한 보상

각각의 패키지 블록에 대한 보상이 광부에게 직접 지급되는 전통적인 블록체인과는 대조적으로 개발자가 더 풍부하고 좋은 모델을 제출하도록 동기를 부여하기 위해 계약을 호출하는 엔도르핀은 블록을 전체 노드에 포장하는 데 도움을 주는 광부에게 할당될 뿐만 아니라 모델 제공자에게 비용을 지급하는 데에도 사용됩니다. 청구되는 수수료의 비율은 이더리움 가스(Ethereum Gas) 메커니즘과 비슷한 시장 게임 가격에 따라 결정됩니다. 최대 엔도르핀 가격이 더 높은 인공지능 스마트 계약은 실행할 우선순위가 더 높습니다. 계약을 한 번 실행하면 엔도르핀 한계 \* 최대 엔도르핀 가격의 수수료가 발생합니다.

#### 7.1.2 모델 제공자를 위한 비용

압도적인 저장 자원을 소비하기 위해 거의 쓸모없는 모델을 임의로 제출하거나 동일한 모델을 자주 제출하는 등 모델 커미터가 공격을 제출하고 저장하는 것을 방지하기 위해 각 모델 제출자는 저장 비용을 지급해야 합니다. 모델을 사용하라는 호출이 많을수록 제공자가 얻을 수 있는 수익이 많아지고, 모델 제공자가 더 좋은 모델을 제출하게 합니다.

#### 7.1.3 모델 복잡도와 엔도르핀 지출

엔도르핀은 추론 중에 데이터 모델을 계약으로 가져올 때 가상 머신 내에서 하드웨어 수준에 소비되는 컴퓨팅 자원의 양에 대한 측정입니다. 대체로 엔도르핀의 비용은 모델의 크기에 비례합니다. Cortex는 또한 최대 약 20억 개의 Float32 매개 변수에 해당하는 모델의 매개 변수 크기에 8GB의 상계를 설정합니다.

### 7.2 토큰 배포

물리적 우주의 몇몇 자연 상수를 참조하여, 우리는 진공에서 전파하는 빛의 속도를 토큰의 총량 299,792,458개로 선택합니다. 60,000,000 개의 CTXC(약 20.01 %, 모든 백분율은 두 자리 십진법 근사치입니다. 이하 같음)는 초기 투자자에게 할당될 것입니다.

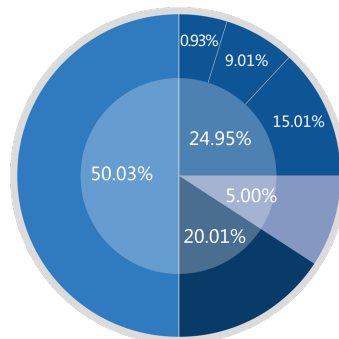
|                     |             |        |
|---------------------|-------------|--------|
| Cortex 코인 합계        | 299,792,458 | 100%   |
| Cortex 코인 광부(채굴 보상) | 150,000,000 | 50.03% |
| 투자자(제네시스 블록)        | 60,000,000  | 20.01% |
| 프로젝트 재단(제네시스 블록)    | 74,792,458  | 24.95% |
| Cortex 연구소          | 45,000,000  | 15.01% |
| 프로젝트 마케팅 략          | 27,000,000  | 9.01%  |
| 챌린지 바운티             | 2,792,458   | 0.93%  |
| 고문/학계/커뮤니티(제네시스 블록) | 15,000,000  | 5.00%  |

표 4: 토큰 배포 세부 사항 1

표 4 및 표 5는 Cortex 코인 배포의 세부 사항을 설명합니다.

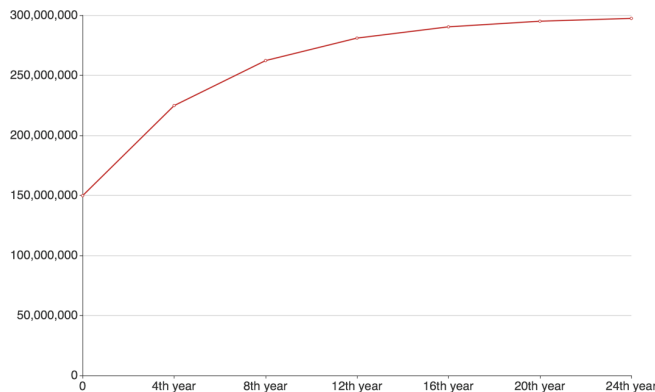
|        |                     |   |
|--------|---------------------|---|
| 50.03% | Cortex 코인 광부(채굴 보상) | 광부는 계산 능력을 기부하고 Cortex 블록체인을 유지하며 인공지능 DApps의 전체 노드를 실행하는 것에 대해 보상을 받습니다.   |
| 20.01% | 투자자(제네시스 블록)        | 투자자의 재정 지원은 Cortex 주 블록체인 개발, 사업 개발, 파트너십 및 커뮤니티 지원에 사용됩니다.   |
| 24.95% | 프로젝트 재단(제네시스 블록)    | Cortex 프로토콜, 데이터 모델 유지 관리, 소프트웨어 업그레이드, 하드웨어 솔루션의 개발을 담당합니다.<br>에어 드롭/마케팅, 보상 데이터 과학자/Kaggle 커뮤니티 개발을 위한 새로운 연구원에게 분기별 가속 연록 1: 2: 3: 4.<br>커뮤니티 개발자에게 BTC, XMR 대체가능성 분석 등 흥미로운 프로젝트에 대해 보상 제공. |
| 15.01% | Cortex 연구소          |   |
| 9.01%  | 프로젝트 마케팅 략          |   |
| 0.93%  | 챌린지 바운티             |   |
|        | 고문/학계/커뮤니티(제네시스 블록) | 비즈니스 및 학계, 학술 공동체 및 공개 소스 프레임워크 개발 공동체를 위한 인공지능   |

표 5: 토큰 배포 세부 사항 2



## 7.2 토큰 발행 곡선

Cortex 코인은 고전적으로 최대 299,792,458개입니다. 150,000,000개의 Cortex 코인은 채굴로 발행될 것입니다.



1회차 4년 75,000,000개  
 2회차 4년 37,500,000개  
 3회차 4년 18,750,000개  
 4회차 4년 9,375,000개  
 5회차 4년 4,687,500개

등등, 비트코인처럼 고전적으로  
 4년마다 반으로 줄어듭니다.

## 8 핵심 팀 구성원

### Ziqi Chen 공동 설립자 최고경영자

칭화대학교 토목 공학 공학사. 카네기 멜론 대학교 토목 공학 석사 및 캘리포니아 대학교 샌타크루즈 캠퍼스(USCS) 컴퓨터 과학 석사. AdaBoosting 및 Online Learning의 탄생지인 USCS에서 Ziqi는 이론적인 머신 학습 및 Go 알고리즘을 포함한 다양한 응용 프로그램에서 David P. Helmbold 교수의 조언과 지도를 받았습니다. 그 전에는 SFTC 회사의 Principle Research Scientist로 근무했으며 항공 우주 및 무기 연구에 사용된 유한 요소법의 메쉬 생성 알고리즘을 담당했습니다. Ziqi는 풍부한 전자 상거래 비즈니스 경험과 블록체인에서의 수년간의 경험을 바탕으로 Waterhole.io를 시작했습니다. 그는 채굴, 컴퓨팅 및 디지털 지갑을 철저히 이해하고 직접 경험했으며, 채굴 장치, 합의 알고리즘 및 공개 블록체인 생태계를 잘 이해하고 있습니다. 비트코인, 이더리움, 제트캐시 및 기타 커뮤니티에서 그의 회사는 상당량의 해시 파워를 운영하며 지갑은 많은 암호화폐 사용자에게 도움을 주고 있습니다.

### Weiyang Wang 공동 설립자 최고기술경영자

전국 수학 경시대회에서 우승하여 칭화대학교 추천 학생으로 입학. 칭화대학교 항공우주 공학 공학사 및 경제학 부전공. 시카고 대학교 통계학 석사. 1990년 COPSS 회장상을 수상한 로지스틱 회귀분석(Logistic Regression) 창안자인 Peter McCullagh 교수와 무작위 숲(Random Forest)의 설립자인 Yali Amit의 공동 조언과 지도를 받았습니다. Weiyang의 연구 관심사는 시카고 대학교의 통계 머신 학습 및 게임 이론에 있습니다.

그가 속해 있던 DeepInsight 팀은 딥 러닝 분야의 많은 주요 논문의 CNN 알고리즘/RNN 알고리즘을 구현함으로써 OCR/전이 학습/얼굴 인식/분산 컴퓨팅 프로젝트를 개발하여 Awesome MXNet 프로젝트로 선정되었습니다. 그는 Kaggle Contest에서 은메달을 수상했습니다. 또한, O'Reilly의 많은 인공지능 보고서의 번역 서비스도 담당하고 있습니다. 인증된 FRM 및 CFA Level II 후보로서 2017년 도라해 해킹 마라톤(Dorahack Hacking Marathon)에서 우승했으며, IBM Hyperledger를 기반으로 ABS(자산담보부증권) 시스템 프로토타입을 만드는 팀을 이끌고 있습니다. Weiyang은 또한 숫자 이론, 암호화 및 기타 관련 분야에 정통합니다. Jingdong Finance와 Wanda Research Institute에서 근무했습니다.

#### **Xiao Yan** 인공지능 전문가

전국 정보 올림피아드(National Olympiad in Informatics)에서 우승하여 칭화대학교 추천 학생으로 입학. 칭화대학교 전자 공학 학사. 현재 칭화대학교 5년 차 컴퓨터 공학 박사 후보. 그는 박사 과정을 밟는 동안 ACM Siggraph를 비롯한 수많은 최고의 논문을 발표했습니다. 이 코딩 경쟁, CUDA GPU의 연구 개발, FPGA 하드웨어 프로그래밍, 암호화 등에 정통합니다. Xiao의 연구 영역에는 유한 요소 분석, 텐서 분석, 난기류, 딥 러닝 및 강화 학습이 포함됩니다. 또한, 머신 학습, 블록체인, 양적 거래를 비롯한 여러 분야에서 일했습니다. PE 펀드에서 1천만 달러 이상을 관리했고 이로부터 상당한 투자 수익을 올렸습니다. 그는 양자 컴퓨터 및 금융 매크로 분석에 관심이 있으며, 채굴 소프트웨어, 분산 컴퓨팅 및 합의 알고리즘을 잘 이해하고 있습니다. 많은 인공지능 회사 및 사모 펀드에서 설립자/최고기술경영자 또는 기술 이사로 근무했습니다.

#### **Yang Yang** 블록체인 수석 엔지니어

대련 공과 대학교 컴퓨터 과학 공학사 및 칭화대학교 컴퓨터 과학 석사. 분산 데이터베이스, Hyperledger/EEA를 잘 이해하고 있습니다. British Telecom 및 IBM에서 근무했습니다. Dial Wizard/Lan Xin 등 여러 소셜 소프트웨어를 개발했습니다. VisiDB 개발을 포함하여 Java 및 C++ 백 엔드(back end)에 10년 이상의 경험이 있으며, C/C++에서 혼자 데이터베이스를 구현할 수 있습니다. 그는 블록체인 소스 코드 및 암호화 기술의 전문가입니다. 다양한 암호화 디지털 통화의 개발 경험을 가지고 있습니다. Yang은 WhatsApp 및 WeChat과 비슷한 규모의 상업용 소프트웨어에서 백 엔드 설계 및 높은 영구 TCP 통신의 개발 경험을 직접 경험했습니다. 그는 또한 모든 종류의 스마트 계약과 하드 포크 코인에 대해 전문 지식을 갖고 있습니다.

## **9 고문**

### **9.1 기술 고문**

#### **Jia Tian** 수석 과학자

전국 물리학 경연 대회 및 생물학 경연 대회에서 우승하여 칭화대학교 추천 학생으로 입학. 칭화대학교 컴퓨터 과학 공학사 및 석사. Jia는 수년간의 학문 및 산업 경험을 가진 분산 시스템 전문가였습니다. Baidu와 Alibaba에서 근무했으며, 매일 1억 명이 넘는 사용자가 사용하는 검색 엔진인 so.com의 설계자였고 다른 추천 시스템을 구축했습니다.

다수의 첨단 기술 신생 벤처 회사의 공동 설립자인 Jia는 검색 엔진, 추천 시스템, 인공지능, 핀테크(FinTech) 등 여러 분야에서 직접 경험을 쌓았습니다. 그의 첫 번째 회사인 Wolong Cloud는 Alibaba가 인수했습니다. 그는 이후 최고기술경영자로 Machine Learning Information Technology사에 합류하여 recsys, chatbot, 의료 영상 등에서 프로젝트를 이끌었고, 그 후 엔젤 투자에서 IDG Capital Partners와 Sequoia Capital이 투자한 자율 차량 신생 기업인 Pony.ai에 입사했습니다. 이전에 BitFund의 수석 과학자로 그리고 몇 가지 ICO 프로젝트의 블록체인 고문으로 근무했습니다. 또한, 비트코인 제트캐시와 비트파이넥스(Bitfinex)의 가장 초기 투자자이기도 합니다. Jia의 연구 관심 분야는 양자 컴퓨팅, 핵융합 및 전산 신경 과학입니다.

## 9.2 학술 고문

### Sen Song 교수

칭화대와 MIT의 뇌 연구소 맥거번 기관의 두뇌 연구 센터의 생물 공학과 dml 박사 연구원 및 박사 소장. 1991년에는 13 세에 Xi'an Jiaotong University에 입학하여 브랜다이스 대학의 신경 과학 박사 학위를 취득했습니다. Cold Spring Harbor Laboratory에서 박사후 연구를 마친 후 2010 년 칭화대에서 생물 공학과에 합류했습니다. 신경 과학 및 인공 지능에서 뇌 과학, 딥 러닝 알고리즘 및 유전학에 이르기까지 다양한 연구 활동을 수행하고 있습니다. 그의 대표 연구로는 정확한 방전 시간 (스파이크 타이밍에 따른 가소성/ Spike-timing dependent plasticity, STDP)과 뇌 네트워크의 최소 모듈 구조 연구에 대한 신경 세포의 가소성의 의존성에 대한 이론적 연구가 포함됩니다. 이 연구는 이제 뇌와 같은 계산 연구를 위한 중요한 이론적 기반을 구성합니다. STDP에 대한 2000 년 Nature Neuroscience에 발표 된 한 논문이 1800 번 이상 인용되었습니다. 2005 년 PLoS Biology에서 발표 된 뇌 네트워크의 최소 네트워크 구조에 대한 연구가 900 번 이상 인용되었습니다. 2005-2010 년 매사추세츠 공과 대학의 Sebastian Seung Laboratory 박사후 연구원으로서 Nature Communications에 실린 딥 러닝의 성공 사례 중 하나인 브레인 연결 맵(brain connectivity map)을 재구성하기 위한 딥 러닝 알고리즘을 적용합니다. 2012-2013년에는 Microsoft Research Asia의 방문 과학자로서 연구 과학자 인 Zheng Zhang과 함께 이미지 분할 및 인식의 적용에서 신경 네트워크에 대한 연구를 수행하고 주의 메커니즘을 신경 네트워크 알고리즘에 도입했습니다. 이 논문은 NIPS에 게시되었습니다. 2017 년 Kaggle Data Science Bowl 대회에서 1위를 차지한 그의 실험실 학생들의 팀이 CT 이미지를 기반으로 폐암 예측 알고리즘을 개발했습니다. 이후 팀원들도 NIPS 2017: Adversarial Attack의 3 가지 대회에서 모두 우승했습니다. 최근 그는 칭화 대학의 뇌 지능 연구소(Brain and Intelligence Laboratory)의 부국장으로 임명되었습니다.

## 9.3 사업 자문

**Vincent Zhou** *FBG Capital 설립자*

**Yahui Zhou** *Beijing Kunlun Tech의 최고경영자 겸 회장(300418.SZ)*

**Heting Shen** *China Metallurgical Group Corporation 601618 (SHA) 및 01618.HK (MCC)의 은퇴한 최고경영자 겸 회장*

**Guy Corem** DAGlabs 최고경영자

#### 9.4 조직 파트너십

칭화대학교 뇌 및 정보 연구소

상하이 자오통 대학교 수리학 대학원

캘리포니아 대학교 버클리 캠퍼스 블록체인 연구소

스탠퍼드대학교

### 10 주요 투자자

**Bitmain** 암호화 화폐 채굴 하드웨어 및 블록체인 소프트웨어 솔루션 분야에서 세계적 수준의 사업 제공자. 이 회사는 또한 인공지능 칩의 연구 개발에 많은 투자를 하고 있습니다.

**FBG Capital** 투자 및 거래 디지털 자산(Bitcoin을 포함하되 이에 국한되지 않음)에 중점을 두고 2015년에 설립. FBG Capital은 아시아에서 가장 활발한 헤지 펀드 중 하나입니다. FBG Capital은 또한 투자, 전략적 자문 및 기술 지원을 통해 유망한 블록체인 프로젝트 및 회사를 창업합니다. FBG Capital은 금융 산업과 블록체인 기술 영역의 전문가들로 구성되어 있습니다.

더 많은 투자자가 다음의 공식 웹사이트를 참조하세요: <http://www.cortexlabs.ai>

### A 블록체인 인공지능의 Cortex 수학적 표현

기존의 인공지능 정의 및 Cortex 명령어는 수학적으로 설명할 수 있습니다.

i: Cortex 명령어

I:  $\{i\}$ , Cortex 명령어 집합

s: Cortex 명령어 매개 변수,  $s \in R^{N^d}$

S: 명령어 매개 변수의 Cortex 상태 공백

r:  $\in R$ , 모델 표현의 Cortex 문자열

R: 모델 표현을 위한 문자열의 Cortex 유효 공간

m:  $(i_1, i_2, \dots, i_k) \in M$ , 정렬 된 Cortex 명령어 세트, r의 Cortex 문자열 모델 표현의 전체 설명

M: 정렬된 Cortex 명령어 집합의 공백

S: Cortex 모델 매개 변수  $M^d$ 의 공백

F: 지원되는 인공지능 컴퓨팅 프레임워크 매핑 세트

f  $\in F$ : 인공지능 컴퓨팅 프레임워크 매핑 함수  $f: \mathcal{M} \rightarrow \mathcal{C}$

d: 데이터 샘플

D:  $\{d\}$ , 데이터 세트

$P: \{p: D \rightarrow (D_{train}, D_{test}, D_{val})\}$ , 데이터 세트 D의 파티션

M: 모델 훈련 및 모델 랭킹 서비스 측정  $M: f(l)(d) \rightarrow R$

A:  $\{a\}$ , 모델 실행 전략 세트 완전한 머신 학습/인공지능 문제  $q \in Q$ , 물리적 장치에서

계산 가능한 것은 4-튜플임:

$Q: (F(M), P(D), M, A)$ , 문제 세트의 완전한 정의

그것은 확률 모델 또는 신경망 모델  $f(M)$ 의 형태로 모델을 선택하는 특정 프레임워크가 있음

그것은 훈련, 추론, 또는 일반화에 대한 확인을 위한 특정 데이터 샘플을 포함하는 파티션  $p(D)$ 가 있음

최적화되기를 대기하는 측정 값이 있거나 m 정렬이 필요함

그것은 현재의 프로세스가 추론, 합의 또는 훈련만 필요하다고 확인하는 머신 학습 전략  $a$ 가 있음

## B 딥 러닝의 기본 유형 요약

1.1장에서 언급한 머신 학습 프레임워크는 다양한 머신 학습 문제를 표현하며, 다음과 같이 여기 몇 가지 고전적인 머신 학습 모드가 있습니다.

### B.1 지도 학습

지도 학습은 훈련 데이터 세트를 데이터 입력으로 사용하고 이러한 데이터 샘플의 레이블을 목표 출력으로 사용하는 설정이 동시에 제공되는 것으로 정의됩니다. 머신 학습 알고리즘 프로세스에서 잘 레이블링되지 않은 테스트 데이터 세트의 데이터 샘플이나 유효성 검사 데이터 세트에서 머신 학습 모델의 정확성에 대한 이중 점검을 수행에 대해 예측을 하기 위해 이러한 데이터 샘플을 입력 및 출력에 따라 "훈련"합니다. 손으로 쓴 숫자 이미지 인식 문제에서처럼 데이터 세트  $D$ 에서 데이터 샘플의 형태는 각 픽셀이 8bit 정보의 1 또는 3채널을 갖는  $64 \times 64$  비트맵 이미지일 수 있습니다. 레이블  $Y$ 는 그 데이터 포인트에 해당하는 클래스를 나타내며, 이 경우 숫자 분류는 10-방식 분류 문제로, d숫자 0은 원-핫(one-hot) 레이블 벡터  $Y'$ 를  $[1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]^T$ 로 가지며 1~9도 같습니다.  $P$ 의 형태는  $\|Y - M(D)\|$ 일 수 있으며, 모델  $M$ 은 신경망 또는 단순히 완전히 연결된 베이지안 분류기에서 선택할 수 있습니다.

### B.2 비지도 학습

비지도 학습은 데이터 집합의 레이블이 전혀 없는 설정에서 정의됩니다. 정확한 예측을 하는 대신 비지도 알고리즘을 활용하여 데이터 세트 자체에서 숨겨진 구조를 찾고자 합니다. 때로는 재구성 손실을 최소화와 관련하여 또는 클러스터링 문제에 있어 차원 감소(PCA, 자동 인코딩 등에 의해)의 형태에서  $Y'$ 는 더는 제공이 안 되며, 기존의 K-평균처럼,  $P(Y', M(D))$ 는 다음으로 저하됩니다.



$$\arg \max_S \sum_i^k \frac{1}{2|S_i|} \sum_{x,y \in S_i} ||x - y||^2$$

따라서 우리는 특정 차원의 공간에 있는 클러스트의 데이터 샘플에 맞게 추상 클래스  $A, B, C, \dots$ 를 만들 수 있습니다.

일부 전형적인 비지도 학습 알고리즘은 다음과 같습니다.

- **생성적 적대 신경망**

GAN으로도 알려진 생성적 적대 신경망은 이미지 및 시퀀스 생성에 널리 사용되는 비지도 신경 네트워크 중 하나입니다. 그것은 생성자 심층 신경망G뿐만 아니라 판별자 심층 신경망 모델D로 구성됩니다. G 네트워크는 특정 샘플링 알고리즘에서 입력으로 후(일반적으로 고차원 무작위 가우스 분포에서) 가짜 그림  $z$ 의 데이터 샘플을 가져옵니다. 언폴링 연산(때때로 디코딩 네트워크라고도 함)의 일정 수준 이후에 특징G( $z$ ) 출력이 입력으로서 D에 제공됩니다. D의 역할은 G( $z$ )의 데이터 샘플과 실제 데이터 샘플  $d$ 를 구별하는 것입니다. 요컨대, G는 D를 기만할 확률을 최대화하고 D는 동시에 G가 중도에서 생성한 실제 데이터와 가짜 데이터를 구별합니다. 손실 함수는 다음과 같은 형식입니다:

$$\min_G \max_D E_{x \in \mathcal{X}} [\log D(x)] + E_{z \in \mathcal{Z}} [\log(1 - D(G(z)))]$$

- **변분적 오토인코더**

VAE 네트워크는 실용적인 주류 생성 네트워크 중 하나입니다. VAE의 인코더 부분은 데이터 샘플을 간단한 다차원 공간(예:  $\mathcal{N}(0, 1)$ )으로 투영하고 디코더 부분은 이 분포에서 직접 샘플링하여 새로운 데이터를 생성합니다. 측정 기준은 다음과 같이 작성됩니다:

$$\mathcal{L}(\phi, \theta, x) = D_{KL}(q_\phi(z|x) // p_\theta(z)) - E_{q_\phi(z|x)}(\log p_\theta(x|z))$$

$\phi, \theta$ 는 훈련 초매개 변수이고,  $x$ 는 입력 데이터의 분포와 일치하고  $z$ 는 인코딩 과정 이후의 특징 벡터입니다. 디코더는 두 번째 부분을 최적화한 반면 인코더는 방정식의 오른쪽 첫 번째 부분을 최적화합니다.

- **매니폴드 러닝(Manifold Learning)**

매니폴드 러닝의 핵심은 데이터로부터 토폴로지 구조를 찾기 위해 적절한 매니폴드 프로젝션을 찾는 것입니다. t-SNE와 같은 이러한 종류의 알고리즘을 사용하면 데이터 샘플 쌍 간의 거리 또는 유사성은 잘 유지되지만 이러한 예측 이후에 서로 다른 종류의 데이터 샘플은 선형으로 나눌 수 있는 패턴을 보여줍니다.

## B.3 다른 유형의 학습

### B.3.1 반 지도 학습

반 지도 학습[15]과 관련하여, 부분적 레이블이 훈련 데이터 세트에 주어지며,

레이블링이 안 된 데이터 샘플에 대해서만 약간의 기본 가설이 만들어집니다.

### B.3.2 능동 학습

능동 학습에는 레이블 쿼리, 훈련 및 예측의 여러 단계가 있으며, 따라서 이러한 하드 샘플에서 정보를 채굴할 수 있습니다(데이터 파이프라인에 인간 상호작용도 있는 경우, 안 좋은 경우는 제외). 어려운 경우(잘못 예측된 데이터 또는 SVM 알고리즘을 구현할 때 마진 영역에 있는 샘플)를 통해 데이터에서 더 빨리 학습할 수 있습니다. 실현 가능한 측정 기준은

$$P = P(Y'_{D_1}, M_1(D_1)) - P(Y'_{D_1+D_2}, M(D_1 + D_2))$$

### B.3.3 강화 학습

강화 학습의 주요 목표는 현재 상태  $S$  또는 과거의 상태 시리즈에 따라 합리적인 조치  $A$ 를 취함으로써 시간 범위  $T$ 를 따라 특정 환경  $E$  내의 에이전트에 대한 예상 보상을 최대화하는 것입니다.

[16] 정의:

- 상태  $S$ : 환경 상태 즉, 체스 게임 중 현재의 체스 설정.
- 동작  $A$ : 동작 집합에서 도출된 연산은 현재 상태와 관련하여 취할 수 있으며, 따라서 현재 상태를 다른 상태로 변경, 즉 체스 게임 중에 캐슬을 이동시킬 수 있습니다.
- 전달 함수  $T: S \times A \times S' \rightarrow [0, 1]$ 는 상태의 상태 전달 확률을 나타내고  $S$ 는  $T(S, A, S')$ 로 표시된 동작  $A$ 를 취하여 다른 상태  $S'$ 로 전달됩니다.
- 보상 함수  $R: S \rightarrow R$ , 동작 보상:  $S \times A \times S \rightarrow R$   
에이전트의 동작 패턴은 종종 MDP(마코비안 결정 과정)로 알려진 닫힌 형태에서 정의되며, 여기에서 MDP는 그 옵티마이저의 주요 대상으로 총 보상을 최대화하는 4배( $S, A, T, R$ )입니다.  
이 과정에서 감쇠 계수는 문제 설정의 일부로 주어져 마지막 시간 단계  $v$ 에서 총 값  $V =$  현재 보상  $R +$  감쇠 계수  $\gamma \times$  값이 됩니다.
- $A$  정책은 명확한 매핑 함수  $S \rightarrow A$  또는 분포  $\pi$  s.t.  $\pi(s, a)$ , s.t.  $\sum \pi(s, a) = 1$ 에 따른 임의의 선택일 수 있습니다.

강화 학습 문제에 관하여 MDP가 알려진 경우 전체 과정은 동적 프로그래밍입니다. 그와 달리 MDP가 알려지지 않은 경우에는 딥 러닝을 구현해야 합니다.

두 가지 일반적인 방법은 Q-학습 및 정책 기울기(policy gradient)로 알려져 있습니다.

Q 학습에서 가장 중요한 사고는 동적 프로그래밍에서 나옵니다. 벨만(Bellman) 방정식을 통해  $Q: S \times A \rightarrow R$ 을 계산하는 과정

$$v(s) = E[R_{t+1} + \gamma V(S_{t+1})/S_t = s]$$

알고리즘은 수렴까지 보상 함수를 지속해서 들어 올릴 수 있습니다. 압도적인 상태 공간을 피하기 위해 Q 함수에 맞는 DQN(딥 Q-학습)을 도입합니다.

정책 기울기는 입력 상태에 따라 가능한 조치를 시뮬레이션합니다. 시뮬레이션을 여러 번 실행하는 동안 보상 총액의 기대치를 극대화하기 위해 보상이 높아지면 기울기 업데이트를 하여 최적화된 상태를 달성하는 경향이 있습니다. 전체 모델은 단대단(end-to-end)  $S \rightarrow A$  정책 옵티마이저로 볼 수 있습니다.

Q-학습은 기대에 기반을 두고 특정 상태에서 최상의 동작을 찾지만 정책 기울기는 동작을 직접 예측합니다. 행위자-비평가(Actor-Critic)는 정책 기반 및 가치 기반 접근법을 결합하며, 이 접근법의 행위자는 일반 PG와 같이 수행하고 비평가는 가치 예측을 수행합니다. 따라서 비동기 장점 행위자-비평가(Asynchronous Advantages Actor-Critic: A3C) 접근법은 환경과 함께 모든 현재 상태에 대해 정확한 평가를 하는 더 부드러운 옵티마이저입니다. 이 두 가지 방법을 결합하는 또 다른 방법은 DDPG로 알려져 있지만, 여기에서는 세부 사항을 제공하지 않겠습니다.

### B.3.4 전이 학습

전이 학습은 과도한 컴퓨팅 능력 없이 과거 모델을 새 도메인으로 전이하는 것으로, 빠르게 발전하고 있는 머신 학습의 부문이며, 심지어 도메인의 임베딩 벡터(embedding vector)의 근본적인 분포가 원본 도메인과 다릅니다. 이를 통해 기존 모델 및 도메인 지식을 재사용 할 수 있어 오랜 데이터 세트에 대한 반복 훈련을 피할 수 있습니다.

- 귀납적 전이 학습

캐글러(Kagglers) 또는 초급 경쟁의 경쟁자 사이에 기존 모델을 사용하여 제공된 데이터 세트 경쟁에서 새로운 모델의 훈련을 가속하는 고전적인 프로세스를 "미조정(Fine-Tuning)"이라고 하며 기존 모델을 "사전 훈련 모델(Pre-trained Model)"이라고 합니다. 이미 충분히 크고 깨끗한 데이터 세트에서 잘 작동하는 모델이 있다면 우리는 모델 훈련에 상당히 속도를 낼 수 있으며, 이는 기본 분류기에 국한된 것이 아니라 객체 감지기와 의미론적 분할 모델과 같은 특정 구조를 가진 분류기에도 적용되며, 원본 도메인이 대상 도메인과 다른 경우일지라도 이 작은 데이터 세트에서 훈련된 것보다 더 높은 성능의 새로운 모델을 획득합니다. HPC 센터에서 고품질 및 대형 데이터 세트에 대해 신중하게 훈련된 최첨단 모델은 그 분야의 연구자를 위한 새로운 기준을 세울 수 있습니다.

- 전환적 전이 학습

전환적 전이 학습은 원본 도메인과 대상 도메인의 데이터 집합이 다를 수 있지만, 원본 도메인의 데이터 샘플은 잘 레이블링되고 대상 도메인의 데이터 샘플은 그렇지 않다고 가정합니다. 이러한 유형의 전이 학습은 원본 도메인의 단순한 교육 모델 또는 간단한 미조정에 비해 성능을 지배적으로 향상할 수 있습니다.

그것의 전형적인 증거가 J-MMD 알고리즘입니다. 소프트맥스(softmax) 분류기에

의해 활용되는 고전적인 교차 엔트로피 손실과 함께 비지도 MMD 손실을 도입함으로써, 다른 품질 및 해상도의 이미지에서 구성된 데이터 세트에서 똑같이 잘 작동하는 모델을 얻을 수 있습니다. 또한, 감지기 및 의미론적 분할 알고리즘과 같은 신경망 구조도 증가합니다.

- 비지도 전이 학습

일반화된 전이 학습은 전체 데이터 집합의 레이블이 없거나 불필요한 경우 순수한 비지도 학습에도 사용할 수 있습니다. 샘플 간의 유사성 또는 손실 함수로의 분포를 도입으로 일부 특수 문제에서 특정 기능을 수행할 수 있습니다.

최근 몇 년 사이에 신경 스타일 트랜스퍼(neural style transfer)라고 하는 인공지능 응용 프로그램이 등장했습니다. 이 응용 프로그램은 Vincent van Gogh의 Starry Night 또는 Edvard Munch의 The Scream과 같은 S의 스타일(스타일 그림)을 사용자가 업로드한 콘텐츠 C(= 콘텐츠 그림)에 적용하여 새로운 이미지 M(혼합 그림)을 형성하고, M은 S와 C와 다른 척도에서 유사성을 가집니다. 이 기술에서 성숙한 사업 모델을 찾는 방법은 없지만, 러시아의 Ostagram, 미국의 Prisma App 및 중화인민공화국의 Philm App은 이 사용자를 끌어들이며 이 기술을 시험하는 데 성공한 사례이며, Meitu와 많은 카메라 응용 프로그램이 곧 이 배틀에 합류하게 됩니다. 이 알고리즘에서 영감을 얻은 인공지능 미학은 아티스트 및 인공지능 엔지니어의 관심을 끌고 있습니다. 그들은 자연 환경뿐만 아니라 인간의 얼굴 이미지 연구를 통해 모든 종류의 인공지능 필터로 이미지와 비디오를 수정하고 만화화할 수 있습니다.

## C 딥 러닝을 위한 분산 클라우드 컴퓨팅 실습

많은 딥 러닝 및 머신 학습 프레임워크는 이미 단일 머신에서 단일 장치를 사용하는 주류 알고리즘을 구현했지만, 이러한 프레임워크는 실질적으로 단일 장치를 사용하는 경우에 발생한 메모리 제약을 피하면서 여러 머신 병렬 컴퓨팅의 단일 머신/다중 장치에서 여러 장치를 지원합니다. 이러한 프레임워크 대부분은 PCI-E v3.0 버스를 통하거나 10G~56G 이더넷을 사용하여 장치 간에 매개 변수를 전송합니다. 이 장은 개인용 장치를 위한 것이 아니지만 매우 높은 사양의 데이터 센터에 적합할 수 있습니다. 우리는 공개 체인 대신 이러한 HPC 센터가 연합 체인에 합류하는 것을 진심으로 환영합니다. HPC 센터는 인공지능 모델 훈련 서비스가 필요한 사람들에게 컴퓨팅 능력을 판매할 수 있습니다. 분산형 딥 러닝 및 머신 학습에 대한 세 가지 주요 정책은 모델 병렬, 데이터 병렬 및 기타 접근법입니다.

### C.1 모델 병렬

모델 병렬은 단일 GPU, KNL 또는 호스트 메모리 등 하나의 노드를 말합니다. 이것은 전체 학습 모델을 포함하지 않고 서로 다른 장치에 분산되어 있습니다. 다양한 조각이 마지막으로 하나의 결과로 줄어들기 전에 먼저 스스로 계산합니다. 부속 모델 간의

연결이 매우 많기 때문에 서로 다른 노드에 모델을 분산하는 것은 종종 커다란 통신 오버헤드를 초래하여 많은 컴퓨팅 시나리오에 병렬 모델이 부적응하게 됩니다. 다른 유형의 분할 모델을 기반으로 모델 병렬은 두 개의 전형적인 클래스가 있습니다.

1. 첫 번째 클래스 모델 병렬은 신경망에서 서로 다른 계층 또는 컴퓨팅 파이프라인에서 서로 다른 단계를 부분 집합으로 나눕니다. 즉, 서로 다른 노드가 서로 다른 계층/단계를 책임집니다. RNN은 이러한 종류의 모델 병렬에 적응적이며, 단일 장치가 전체 모델에 적합하지 않은 경우 이 접근법은 구현하기 쉽고 효과적입니다. 그것은 컨볼루션 신경망(Convolutional Neural Networks) 훈련에서는 그래픽 메모리나 호스트 메모리의 데이터 및 기능보다 모델이 상대적으로 작기 때문에 흔치 않습니다. 그러나 Google의 One Weird Trick(Krizhevsky[17])에서 완전히 연결된 계층을 CNN 백본(backbone)으로부터 제거하면 훈련 중 통신 오버헤드가 현저히 줄어듭니다. 이 엔지니어링 요책은 바이두(Baidu) 이미지 검색 서비스와 같은 대규모 CNN 배치에서 효과적인 것으로 증명되었습니다.
2. 두 번째 클래스 모델 병렬은 각 계층을 여러 부분 집합으로 나누며, 각 노드가 자체 부분 집합을 처리한 후 축소 연산이 발생합니다. 이것은 이 모델 병렬이 심각한 네트워크 트래픽 문제를 일으킬 수 있다는 점에서 매우 이례적이어서 우리는 실용적인 RNN 및 CNN 구현에서 이러한 종류의 모델 병렬을 거의 볼 수 없습니다. 한 가지 예외는(Amazon dss[18]) 추천 시스템에서 사용하는 분산 희소 DNN 구현에 의해 오픈 소스로 공개한 DSSTNE입니다. 희소성을 고려할 때, 통신의 큰 오버헤드는 관찰되지 않지만, 문제 설정은 여전히 RNN 및 CNN 외부의 경우이며 아주 일반적이지는 않습니다.

모두에서 모델 병렬은 통신 문제에 따라 안정적인 훈련 가속화 접근법을 거의 제공하지 못합니다. 일부 딥 러닝 프레임워크는 TensorFlow Apache SINGA와 같은 이 기능에 지원을 제공하지만 실제로 그것은 흔치 않습니다. 머신 학습 모델의 대규모 분산 훈련의 경우 데이터 병렬이 더욱 안정적인 반응을 보입니다.

## C.2 데이터 병렬

데이터 병렬의 두 가지 주요 시작점 즉, 시스템 아키텍처 설계 및 최적화 알고리즘 설계가 있습니다. 시스템 아키텍처에 관하여, 주류 분산 머신 학습 프레임워크는 MPI 또는 매개 변수 서버를 사용합니다. 매개 변수 서버는 통신에서 발생하는 대역폭 비용을 줄이기 위한 많은 기법에 적응할 수 있으며, 그것은 시스템 아키텍처 설계 연구의 사실상의 기준선입니다. Eric Xing은 이 분야와 관련된 입문 리뷰를 제공하며(Xing 외 [19]) 데이터 병렬 패러다임을 BSP(Bulk Synchronous Parallel), ASP(Asynchronous Parallel) 및 SSP(Stale Synchronous Parallel)로 분류합니다. BSP는 개발된 병렬 컴퓨팅 초기 단계의 순진한 솔루션이며, BSP의 주요 특징은 많은 이더넷 대역폭을 사용하는 클러스터의 각 노드에서 동시에 매개 변수를 업데이트한다는 것입니다. 분산 알고리즘의 마진 가속도는

노드 수가 증가할수록 낮아집니다; HOGWILD! 이후에 도입된 아이디어인 ASP는 매개 변수가 동시에 전송될 때 발생하는 대역폭 소비를 방지합니다. 이러한 극단적 대역폭 절약 정책은 노드 간의 모델 갭 및 느린 수렴 속도를 야기할 수 있으므로 전체 훈련 프로세스가 느려질 수 있습니다. Google의 1세대 딥 러닝 프레임워크인 DistBelief가 이 패러다임을 선택했습니다. 이것을 완화하기 위해 BSP에서도 널리 쓰이는 Model Average(Zinkevich 외[20])는 각 모델의 평균을 취하여 각 노드에 매개 변수를 전파하며, 이는 수렴을 더 원활하게 합니다. 일반적으로 가속도 곡선은 오목합니다. 제한된 비동기 조건을 고려할 때 SSP는 대역폭 절약과 모델 수렴 간의 균형점이며 모범 사례의 한 가지 옵션입니다. SSP의 수렴 증명은 실제로 분산 머신 학습 분야의 돌파구이지만, Eric Xing의 연구는 심층 신경망이 아니라 이러한 기존의 모델에 중점을 두었습니다. 실험은 MXNet과 PaddlePaddle 등과 같은 프레임워크에서 계속 진행 중이며 심층 모델의 수렴에 대한 추가적인 증거는 Eric Xing(나중에 Keuper[21])에 의해 제공됩니다. 그러나 모든 조건을 고려할 때 BSP는 여전히 분산 심층 신경망 훈련의 주류이며, MPI는 대부분의 컴퓨팅 프레임워크에서 명예를 지켰습니다.

SSP는 분산 학습 분야에서 새로운 연구 방향을 만들었습니다. 추종자들은 다양한 최적화 방법과 결합된 많은 아이디어를 도입했습니다. MSRA의 Taifeng Wang(Zheng 외[22])은 ASP는 근본적으로 노드의 오래된 상태를 야기하고 알고리즘의 수렴을 악화시킨 SSP와 동일하다고 언급했습니다. 순진한 SGD에 추가하여 테일러 전개는 수렴의 정확성과 속도를 떨어뜨립니다. 이 아이디어는 엄격한 증명을 갖기 전에 간단하고 효과적이며, MXNet과 같은 프레임워크에서 수용되고 구현됩니다. 이러한 종류의 연구는 최적화 방법으로 진보를 시도하는 많은 연구자에게 영감을 주었습니다. 지금까지 대부분의 딥 러닝 알고리즘은 손실 함수가 강하게 볼록한 상황에서 선형 시간 복잡성  $O(1/\epsilon^2)$ 을 갖는 GD보다 약간 느린 빠른 수렴 속도를 갖는 SGD를 활용하고 있습니다. 옵션으로서 GD는 원래 메모리가 비효율적이어서 GPU의 OOM(메모리 부족)을 야기한  $O(n/\epsilon)$  시간 복잡성 수렴 속도를 제공하지만, 주류 접근법으로서의 SGD는 SVRG가 게시될 때까지 수렴 속도를 현저하게 향상시키지 않는 Adagrad, Adam, Momentum 등과 같은 많은 파생이 있습니다(Johnson and Zhang [23]). 그것은 글로벌 grad를 유지하고 비동기적으로 그것을 수정합니다(15~ 에포크의 지연이 있을 수 있음). 로컬 grad 및 현재 grad는 매개 변수의 업데이트에 함께 작동합니다. 난징대학교의 Wujun Li 팀은 분산 머신 학습 시스템에 SVRG를 성공적으로 적용하고(Zhao et al. [24]) 선형 속도 향상을 얻었습니다. SVRG의 응용 프로그램에 관한 시도는 여전히 진행 중입니다. 원칙적으로는 일련의 연구를 통해 "비동기식"과 "선형 속도 향상"의 결합을 달성하기 위해 아키텍처와 옵티마이저 간의 "최상의" 균형점을 찾기 위해 노력을 하고 있습니다. Huo and Huang [25]이 전형적인 예입니다. 우리는 심층 신경망 훈련 중에 SVRG가 널리 수용되는 것을 볼 수도 있습니다.

실제로 BSP는 딥 러닝 패러다임에서 지배적인 지위를 유지하는 반면, 더 많은 연구는 구조 설계 또는 옵티마이저 설계에서 두 가지 주요 접근법을 통해 대역폭 절약에 중점을 두고 있습니다. Lecun은 BSP 또는 ASP에 적용할 수 있는 EASGD(Zhang 외 [26])를 도입했습니다. 이것은 통신이 이루어지기 전에 매개 변수 서버에서 작업자와 서버 간의

모델 매개 변수의 탄성 차이를 계산합니다. 사전에 Microsoft CNTK는 1-bit SGD를 도입했습니다(Seide et al. [27]). 양자화 프로세스에 의해 Float32, Float16, Int8의 매개 변수가 1-bit로 잘리므로 대역폭 절약이 더 효과적입니다. 수렴을 보장하기 위해 추가적인 사전 훈련이 필요합니다. CNTK의 실험에 따르면 1-bit SGD는 대역폭 절약에 효과적이지만, 정확성의 손실 발생을 넘어서 다중 머신 병렬 가속이 손상됩니다. CNTK가 권장한 기본 설정은 블록 모멘텀(Block Momentum)입니다(Chen and Huo [28]). 모델 평균부터 시작하여(Zinkevich 외[20]) 매개 변수 업데이트의 각 단계에서 평범한 것보다 매끄러운 훈련 패턴을 보여주기 위해 훈련 이력으로부터 수집된 일련의 업데이트 필터링을 사용하여 모델 업데이트 단계를 개선합니다. 블록 모멘텀 그 자체는 대역폭 압축에 초점을 맞춘 작업이 아니라 오히려 더 나은 수렴 곡선을 만들어 전체 훈련 과정을 가속하는 기술입니다. 이 기술을 통해 CNTK는 심층 신경망을 훈련하는 다중 머신 버전을 구현하는 가장 효율적인 프레임워크 중 하나가 됩니다.

카네기 멜론 대학교 Eric Xing 팀의 구조의 돌파구(Poseidon Xie 외 [29] Zhang 외 [30])는 매개 변수 서버의 마스터-작업자(Master-Worker) 구조 위에 P2P 통신을 도입합니다. 이 구조에서 각 작업자는 대역폭 사용 감시 및 예측에 따라 PS 또는 통신할 다른 작업자의 선택을 동적으로 결정할 수 있습니다. P2P 구조를 실현 가능하게 하는 핵심 이유는 Poseidon이 도입한 SFB(충분한 요인 전송) 아이디어의 도입입니다. SFB는 매개 변수 행렬을 인수 분해하여 SF(충분한 요인)라고 하는 두 개의 낮은 순위 행렬의 결과로 전송했습니다. SF의 처리량은 때때로 원래의 행렬보다 현저히 낮습니다. 작업자 간의 SF와의 P2P 통신 구조는 매개 변수 서버에서 발생하는 대역폭 차단 문제를 완화하고 이 작업은 다음과 같은 실제 경우에서 테스트합니다. 초기 네트워크는 일반적인 이더넷 네트워크에서 선형적으로 가속될 수 있습니다.

산업계의 엔지니어링 팀은 대부분 BSP 구조에 대한 최적화를 선택합니다. Baidu의 연구와 (Gibiansky [31])와 Baidu의 연구를 기반으로 하는 Uber의 TensorFlow 버전 (Horovod [32])은 모델 훈련에서 훨씬 더 큰 규모의 클러스터를 가속할 수 있도록 BSP의 기존 All-Reduce 연산을 Ring All-Reduce로 변경하였습니다. 또한, IBM은 PowerAI(Cho 외 [33])가 Multi Ring All-Reduce를 도입하여 256개 디바이스에서 완벽에 가까운 성능을 달성했다고 주장하지만, IBM은 자사의 연구에 대한 자세한 내용을 밝히지 않았습니다.

### C.3 기타

위에서 볼 수 있듯이 병렬 훈련 성과를 향상하는 열쇠는 대역폭 절약과 효과적인 수렴 간의 균형에 있습니다. 그러므로 또 다른 관점에서 모델 압축 기술 자체의 일부는 또한 정확도 상실에 의한 매개 변수를 근사치를 내는 경우를 제외하고는 병렬 딥 러닝으로 분류할 수 있습니다.

Dettmers [34] 외에 저자에 대한 ICLR 2018 이중 맹검 검토 [35]는 우리의 관심을 받을 만합니다. 운동량 보정, 로컬 그라디언트 크로핑(local gradient cropping), 운동량 계수 마스킹 및 뮌헨 훈련을 사용하여 교환된 병렬 학습 기울기 매개 변수를 수백 번 압축했습니다. 이것은 값싼 10기가비트 이더넷에서 대규모 분산 교육에 대해 사용할 수

있습니다.

## D Cortex 연구소의 기존 업적

Cortex 연구소의 세계적 최고 모델은 다음을 포함합니다:

OCR(리캡차(ReCaptcha) 및 대수학 방정식 99%+, 중국어 간체 98%+)

개발되고 Cortex 친환경 커뮤니티에 노출될 것으로 예상되는 모델은 다음을 포함합니다:

인스턴스 인식 분할 및 마스크-RCNN

키포인트 탐지

이미지 캡션, AIC 경연 상위 20%

Go 알고리즘

## 참고 문헌

- [1] Satoshi Nakamoto. Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system  
<https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>, 2009.
- [2] Ethereum white paper <https://github.com/ethereum/wiki/wiki/White-Paper>.
- [3] Conway's game of life [https://en.wikipedia.org/wiki/Conway 27's\\_Game\\_of\\_Life](https://en.wikipedia.org/wiki/Conway%27s_Game_of_Life).
- [4] Yonatan Sompolsky 및 Aviv Zohar. Secure high-rate transaction processing in bitcoin. In *Financial Cryptography and Data Security - 19th International Conference, FC 2015, San Juan, Puerto Rico, January 26-30, 2015, Revised Selected Papers*, pages 507–527, 2015. doi: 10. 1007/978-3-662-47854-7\_32.  
URL [https://doi.org/10.1007/978-3-662-47854-7\\_32](https://doi.org/10.1007/978-3-662-47854-7_32).
- [5] Rsk:bitcoin powered smart contracts <http://www.the-blockchain.com/docs/Rootstock-WhitePaper-Overview.pdf>.
- [6] Craig Gentry, Shai Halevi와 Nigel P. Smart. Homomorphic evaluation of the aes circuit Cryptology ePrint Archive, Report 2012/099, 2012.  
<https://eprint.iacr.org/2012/099>.
- [7] Dagger-hashimoto. <https://github.com/ethereum/wiki/blob/master/Dagger-Hashimoto.md>.
- [8] Alex Biryukov and Dmitry Khovratovich. Equihash: Asymmetric proof-of-work based on the generalized birthday problem. Cryptology ePrint Archive, Report 2015/946, 2015. <https://eprint.iacr.org/2015/946>.
- [9] Jiaxiang Wu, Cong Leng, Yuhang Wang, Qinghao Hu, and Jian Cheng. Quantized convolutional neural networks for mobile devices. *CoRR*, abs/1512.06473, 2015.  
URL <http://arxiv.org/abs/1512.06473>.



- [10] Song Han, Huizi Mao, and William J. Dally. Deep compression: Compressing deep neural network with pruning, trained quantization and huffman coding. *CoRR*, abs/1510.00149, 2015. URL <http://arxiv.org/abs/1510.00149>.
- [11] Cynthia Dwork, Frank McSherry, Kobbi Nissim, and Adam Smith. *Calibrating Noise to Sensitivity in Private Data Analysis*, pages 265–284. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2006. ISBN 978-3-540-32732-5. doi: 10.1007/11681878\_14. URL [https://doi.org/10.1007/11681878\\_14](https://doi.org/10.1007/11681878_14).
- [12] S Goldwasser, S Micali, and C Rackoff. The knowledge complexity of interactive proof- systems. In *Proceedings of the Seventeenth Annual ACM Symposium on Theory of Computing*, STOC '85, pages 291–304, New York, NY, USA, 1985. ACM. ISBN 0-89791-151-2. doi: 10.1145/22145.22178. URL <http://doi.acm.org/10.1145/22145.22178>.
- [13] Craig Gentry. Fully homomorphic encryption using ideal lattices. In *Proceedings of the Forty- first Annual ACM Symposium on Theory of Computing*, STOC '09, pages 169–178, New York, NY, USA, 2009. ACM. ISBN 978-1-60558-506-2. doi: 10.1145/1536414.1536440. URL <http://doi.acm.org/10.1145/1536414.1536440>.
- [14] Seth Gilbert and Nancy Lynch. Brewer’s conjecture and the feasibility of consistent, available, partition-tolerant web services. *SIGACT News*, 33(2):51–59, June 2002. ISSN 0163-5700. doi: 10.1145/564585.564601. URL <http://doi.acm.org/10.1145/564585.564601>.
- [15] Olivier Chapelle, Bernhard Schölkopf, and Alexander Zien. *Semi-Supervised Learning*. MIT Press, 2006.
- [16] Martijn van Otterlo and Marco Wiering. *Reinforcement Learning and Markov Decision Processes*, pages 3–42. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2012. ISBN 978- 3-642-27645-3. doi: 10.1007/978-3-642-27645-3\_1. URL [https://doi.org/10.1007/978-3-642-27645-3\\_1](https://doi.org/10.1007/978-3-642-27645-3_1).
- [17] Alex Krizhevsky. One weird trick for parallelizing convolutional neural networks. *CoRR*, abs/1404.5997, 2014. URL <http://arxiv.org/abs/1404.5997>.
- [18] Amazon dsstne: Deep scalable sparse tensor network engine. 2016.
- [19] Eric P. Xing, Qirong Ho, Pengtao Xie, and Dai Wei. Strategies and principles of distributed machine learning on big data. *Engineering*, 2(2):179 – 195, 2016. ISSN 2095-8099. doi: <https://doi.org/10.1016/J.ENG.2016.02.008>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2095809916309468>.
- [20] Martin Zinkevich, Markus Weimer, Lihong Li, and Alex J. Smola. Parallelized stochastic gradient descent. In J. D. Lafferty, C. K. I. Williams, J. Shawe-Taylor, R. S. Zemel, and A. Culotta, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems 23*, pages 2595–2603. Curran Associates, Inc.,

2010. URL <http://papers.nips.cc/paper/4006-parallelized-stochastic-gradient-descent.pdf>.
- [21] Janis Keuper. Distributed training of deep neuronal networks: Theoretical and practical limits of parallel scalability. *CoRR*, abs/1609.06870, 2016. URL <http://arxiv.org/abs/1609.06870>.
- [22] Shuxin Zheng, Qi Meng, Taifeng Wang, Wei Chen, Nenghai Yu, Zhiming Ma, and Tie-Yan Liu. Asynchronous stochastic gradient descent with delay compensation for distributed deep learning. *CoRR*, abs/1609.08326, 2016. URL <http://arxiv.org/abs/1609.08326>.
- [23] Rie Johnson and Tong Zhang. Accelerating stochastic gradient descent using predictive variance reduction. In *International Conference on Neural Information Processing Systems*, pages 315–323, 2013.
- [24] Shen Yi Zhao, Ru Xiang, Ying Hao Shi, Peng Gao, and Wu Jun Li. Scope: Scalable composite optimization for learning on spark. 2016.
- [25] Zhouyuan Huo and Heng Huang. Asynchronous stochastic gradient descent with variance reduction for non-convex optimization. 2016.
- [26] Sixin Zhang, Anna Choromanska, and Yann LeCun. Deep learning with elastic averaging SGD. *CoRR*, abs/1412.6651, 2014. URL <http://arxiv.org/abs/1412.6651>.
- [27] Frank Seide, Hao Fu, Jasha Droppo, Gang Li, and Dong Yu. 1-bit stochastic gradient descent and application to data-parallel distributed training of speech dnns. In *Interspeech 2014*, September 2014.
- [28] Kai Chen and Qiang Huo. Scalable training of deep learning machines by incremental block training with intra-block parallel optimization and blockwise model-update filtering. In *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, pages 5880–5884, 2016.
- [29] Pengtao Xie, Jin Kyu Kim, and Eric P. Xing. Large scale distributed multiclass logistic regression. *CoRR*, abs/1409.5705, 2014. URL <http://arxiv.org/abs/1409.5705>.
- [30] Hao Zhang, Zeyu Zheng, Shizhen Xu, Wei Dai, Qirong Ho, Xiaodan Liang, Zhiting Hu, Jinliang Wei, Pengtao Xie, and Eric P. Xing. Poseidon: An efficient communication architecture for distributed deep learning on GPU clusters. *CoRR*, abs/1706.03292, 2017. URL <http://arxiv.org/abs/1706.03292>.
- [31] Andrew Gibiansky. Bringing hpc techniques to deep learning.
- [32] Horovod. <https://github.com/uber/horovod>, 2017.
- [33] Minsik Cho, Ulrich Finkler, Sameer Kumar, David S. Kung, Vaibhav Saxena, and Dheeraj Sreedhar. Powerai DDL. *CoRR*, abs/1708.02188, 2017. URL <http://arxiv.org/abs/1708.02188>.
- [34] Tim Dettmers. 8-bit approximations for parallelism in deep learning. *CoRR*,

abs/1511.04561, 2015. URL <http://arxiv.org/abs/1511.04561>.

- [35] Anonymous authors. Deep gradient compression-reducing the communication bandwidth for distributed training. *ICLR*, 2018.

## 위험 요인

### 토큰 판매 참여와 관련된 위험

**토큰 발행사 및 프로젝트 회사와 같은 신생 기업에 대한 투자는 높은 수준의 위험이 따릅니다.**

신생 기업이 직면하고 있는 재무 및 운영 위험은 상당하며 토큰 발행사와 프로젝트 회사 또한 이러한 위험에서 자유롭지 않습니다. 신생 기업은 종종 무엇보다도 제품 개발, 마케팅, 재무 및 일반 관리 분야에서 자주 해결할 수 없는 예상치 않은 문제를 겪습니다.

**토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사는 운영 중단을 강요받을 수도 있습니다.**

암호 및 명목 화폐 가치의 불리한 변동, 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사가 Cortex 플랫폼 또는 Cortex 코인의 유틸리티 구축 능력 부재, 상업 관계의 실패 또는 지적 재산권 문제를 포함하지만 이에 국한되지 않는 여러 가지 이유로 인해 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사가 더 이상 운영할 수 없게 되거나 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사가 해산하거나 결국 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사를 해산하는 조치를 취할 수 있습니다.

**토큰 판매 조건, 거기에 포함된 구매 권리 및 토큰 판매에 대한 과세는 불확실하며 특정 미래의 사건에 대해 구매자에게 불리한 세금 결과가 있을 수 있습니다.**

토큰 판매 조건과 Cortex 코인의 세금 특성은 불확실하며, 각 구매자는 Cortex 코인에 대한 투자와 관련하여 스스로 세금에 대한 조언을 구해야 합니다. 토큰 판매 조건 및 그에 따른 Cortex 코인 구매에 따른 투자는 원천 징수세, 소득세 및 세금 신고 요구 사항을 포함하여 구매자에게 불리한 세금 결과를 초래할 수 있습니다. 각 구매자는 토큰 판매 조건에 의해 Cortex 코인에 대한 투자에 따른 과세와 관련하여 자신의 전문 세무 자문역의 조언을 받고 이를 신뢰해야 합니다.

**Cortex 코인에 대한 사전 시장은 없으며 토큰 판매는 토큰에 대한 활발하거나 유동적인 시장을 유발하지 않을 수도 있습니다.**

토큰 판매 이전에는 Cortex 코인을 위한 공개 시장이 없었습니다. Cortex 코인이 암호화폐 교환소에서 거래되는 경우, Cortex 코인에 대해 활발하거나 유동적인 거래 시장이 개발되거나 개발될 경우 Cortex 코인이 그러한 암호화폐 거래소에서 입수 가능해진 후 지속해서 거래될 것이라는 보장은 없습니다. 또한, Cortex 코인의 시장 가격이 구매자가 Cortex 코인을 인수한 대가보다 낮아지지 않을 것이라는 보장도 없습니다. 이러한 구매 대가는 암호화폐 거래소에서 거래가 가능해진 후 Cortex 코인의 시장 가격을 나타낼 수 없습니다. Cortex 코인은 중앙은행 또는 국가적, 초국가적 또는 준국가적 조직이 발급한 통화가 아니며 유형 자산이나 기타 신용으로 지원되지도 않습니다. 토큰 발행사는 시장에서 Cortex 코인의 배포와 거래를 책임지거나 추구하지

않습니다. Cortex 코인의 거래는 단순히 해당 시장 참여자 간의 가치에 대한 합의에 달려 있으며, 누구도 Cortex 코인의 보유자로부터 Cortex 코인을 구매할 의무가 없으며, 누구도 Cortex 코인의 유동성이나 시장 가격을 언제든지 일절 보장하지 않습니다. 따라서 토큰 발행사는 Cortex 코인이 암호화폐 거래소에서 거래 가능해진 후 Cortex 코인에 대한 수요나 시장이 있는지 또는 구매 대가가 Cortex 코인의 시장 가격을 나타내는지를 보장할 수 없습니다.

***Cortex 코인의 향후 판매는 Cortex 코인의 시장 가격에 실질적이고 부정적인 영향을 미칠 수 있습니다.***

(토큰 판매에서 판매가 가능하지 않았던) Cortex 코인의 향후 판매는 시장에서 Cortex 코인의 공급을 증가시킬 수 있으며, 이로 인해 Cortex 코인에 대한 가격 하락 압박이 있을 수 있습니다. 상당한 수의 Cortex 코인을 토큰 판매와 달리 판매 또는 배포하거나 그러한 추가 판매 또는 발행이 발생할 수 있다는 인식은 Cortex 코인의 거래 가격에 부정적인 영향을 미칠 수 있습니다.

***부정적인 홍보는 Cortex 코인의 가격에 실질적이고 부정적인 영향을 미칠 수 있습니다.***

(a) 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사, (b) Cortex 플랫폼, (c) Cortex 코인, (d) 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사의 핵심 인력이 관련된 부정적인 홍보는 그러한 홍보가 타당하든 아니든 Cortex 코인의 시장 인지도 또는 시장 가격에 상당한 영향을 미칠 수 있습니다.

***Cortex 플랫폼의 성공에 대한 보장은 없습니다.***

Cortex 코인의 가치와 수요는 Cortex 플랫폼의 성능에 크게 좌우됩니다. Cortex 플랫폼이 개시 후 견인력을 얻고 상업적 성공을 거둘 것이라는 보장은 없습니다.

Cortex 플랫폼은 아직 완전히 개발되고 마무리되고 통합되지 않았으며, 개시 이전에 추가 변경, 업데이트 및 조정을 해야 합니다. 이러한 변경으로 사용자에게 예상되는 매력에 예기치 못하고 예측할 수 없는 결과가 발생하고 이로 인해 그 성공에 영향을 미칠 수 있습니다.

토큰 발행사가 현실적인 견적을 제공하기 위해 모든 노력을 기울였지만, 토큰 판매에서 언급한 암호화폐가 Cortex 플랫폼의 개발 및 통합에 충분할 것이라는 보장 또한 없습니다. 앞서 말한 또는 다른 이유로 인해 Cortex 플랫폼의 개발 및 통합이 완료되지 않을 수도 있으며, Cortex 플랫폼이 결국 개시될 것이라는 보장도 없습니다. 이처럼 분산된 Cortex 코인은 가치 또는 값이 거의 없을 수 있으며, 이는 그 거래 가격에 영향을 미칠 것입니다.

***Cortex 코인의 거래 가격은 토큰 판매에 따라 변동될 수 있습니다.***

암호 토큰의 가격은 일반적으로 상대적으로 변동성이 높은 경향이 있으며, 단기간에 크게 변동될 수 있습니다. Cortex 코인에 대한 수요와 해당하는 시장 가격은 무엇보다도 다음

요인들에 대한 응답으로 상당히 빠르게 변동될 수 있으며, 그중 일부는 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사의 통제 밖에 있습니다.

- (a) 새로운 기술 혁신
- (b) Cortex 코인의 시장 가격 또는 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사의 재무 및 사업 성과에 대한 분석가의 추측, 권고, 인식 또는 추정
- (c) Cortex 코인과 같은 암호화폐 거래소에서 판매 및 구매할 수 있는 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사와 유사한 운영을 하는 업체의 시장 평가 및 토큰 가격 변동
- (d) 중요한 이벤트 예를 들어, 파트너십, 후원, 신제품 개발 등에 대한 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사의 발표
- (d) 암호화폐 거래소에서의 암호화폐의 시장 가격 및 거래량의 변동
- (e) 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사 핵심 직원의 증원 또는 출국
- (f) 사업 및 성장 전략의 구현에 있어 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사의 성공 또는 실패
- (g) 블록체인 또는 금융 기술 산업, 일반적인 경제 상황, 기타 사건 또는 요인 에 영향을 미치는 조건의 변화

#### 지갑과 관련된 위험

**월릿(아래 정의됨)과 관련된 정보의 손실 또는 손상은 Cortex 코인에 대한 액세스 및 보유에 영향을 미칠 수 있습니다.**

Cortex 코인을 수령을 위해 암호화폐 지갑(이하 "월릿"이라고 함)을 설정하고 액세스를 유지해야 합니다. 월릿에서 Cortex 코인에 대한 액세스는 무엇보다도 사용자 계정 정보, 주소, 비공개 키 및 비밀번호를 포함하지만 이에 국한되지 않는 지갑에 대한 정보의 보호책에 달려 있습니다. 앞서 말한 내용 중 하나라도 분실하거나 손상된 경우 월릿에 대한 액세스가 축소되어 이러한 Cortex 코인이 복구 불가능하고 영구적으로 손실될 수 있음을 포함하여 Cortex 코인에 대한 액세스 및 보유에 악영향을 미칠 수 있습니다.

**월릿 또는 월릿 서비스 제공사가 기술적으로 Cortex 코인과 호환되지 않을 수 있습니다.**

월릿 또는 월릿 서비스 제공사는 기술적으로 Cortex 코인과 호환되지 않을 수 있으며, 이로 인해 Cortex 코인의 전달이 실패하거나 해당 Cortex 코인에 대한 액세스에 영향을 미칠 수 있습니다.

#### 토큰 발행사 및 프로젝트 회사와 관련된 위험

Cortex 플랫폼은 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사가 개발, 운영 및 유지 관리하기 위한 것입니다. 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사에 불리한 영향을 미치는 모든 사건 또는 상황은 그러한 사건이나 상황이 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사의 Cortex 플랫폼 유지 관리 능력에 영향을 미치는 경우 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사에

상응하는 악영향을 미칠 수 있습니다. 이것은 그에 상응하여 Cortex 코인의 거래 가격에 영향을 미칠 것입니다.

**토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사는 사업이 발전하고 진화하면서 사업 운영을 효과적으로 관리하지 못하면 실질적인 악영향을 받을 수 있으며, 이는 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사의 Cortex 플랫폼 유지 능력과 결과적으로 Cortex 코인의 거래가에 직접적인 영향을 미칠 것입니다.**

토큰 발행사와 프로젝트 회사가 경쟁하는 금융 기술 및 암호화폐 산업 및 시장은 급속도로 성장했고 계속 급속도로 성장하고 있으며, 새로운 기술 발전, 변화하는 사업 모델 및 기타 요인에 대한 대응으로 계속 발전하고 있습니다. 이 끊임없이 변화하는 환경의 결과로 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사는 이러한 변화에 적응하는 데 어려움을 겪을 수 있으며, 이들 토큰 발행사와 프로젝트 회사의 지속 가능성은 각각의 운영에 대한 관리, 기술 발전 및 시장 동향에 대한 적응 그리고 자격을 갖춘 유능한 직원을 고용하고 직원을 위해 적절한 훈련을 제공하는 능력에 달려 있습니다.

각각의 사업이 발전함에 따라, 토큰 발행사와 프로젝트 회사는 또한 운영 인프라를 확장하고 환경에 맞게 적응시켜야 합니다. 토큰 발행사와 프로젝트 회사 각각의 사업은 블록체인 기반 소프트웨어 시스템, 암호화폐 지갑 또는 기타 관련된 토큰 저장 메커니즘, 블록체인 기술 및 스마트 계약 기술에 의존하며, Cortex 플랫폼에 대한 기술 지원 인프라를 효과적으로 관리하기 위해 토큰 발행사와 프로젝트 회사는 데이터 시스템 및 기타 운영 시스템, 절차 및 통제를 지속해서 업그레이드하고 개선해야 합니다. 이러한 업그레이드 및 개선은 자원의 헌신이 필요하며, 점점 더 복잡해지고 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사가 통제하지 않는 제삼자가 호스팅한 컴퓨터 서비스에 점점 더 의존할 수 있습니다. 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사가 변화하는 상황을 수용하기 위해 시기적절하고 효율적이며 비용 효율적인 방식으로 시스템과 조직에 적응할 수 없는 경우, 사업, 재무 상태 및 운영 실적에 악영향을 미칠 수 있습니다. 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사가 의존하는 제삼자가 보안 침해의 대상이 되거나 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사가 사용하는 각각의 서비스에 영향을 미치는 중단을 당하는 경우, 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사 내부 정보의 무결성 및 가용성이 손상되어 결과적으로 기밀 또는 독점 정보가 손실되고 경제적 손실을 초래할 수 있습니다. 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사의 사업, 재무 상태 및 운영에 대한 재정, 노동 또는 기타 자원의 손실 및 기타 악영향은 토큰 발행사 및 프로젝트 회사의 Cortex 플랫폼을 유지 능력에 직접적인 악영향을 미칩니다. Cortex 플랫폼이 Cortex 코인과 관련된 주요 결과물이므로 이것이 Cortex 코인의 거래 가격에 부정적인 영향을 미칠 수 있습니다.

**토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사는 시스템 오류, 네트워크 또는 서비스의 예상치 못한 중단, 하드웨어 또는 소프트웨어 결함, 보안 침해 또는 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사의 인프라 네트워크 및/또는 Cortex 플랫폼에 악영향을 미칠 수 있는 기타 원인을 겪을 수 있습니다.**

토큰 발행사와 프로젝트 회사는 해킹, 사이버 공격, 채굴 공격(이중 지출 공격, 다수에 의한 채굴 능력 공격 및 이기적 채굴 공격을 포함하지만 이에 국한되지 않음), 서비스의 분산된 거부 또는 오류, Cortex 플랫폼 Cortex 코인, 월릿 또는 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사, Cortex 플랫폼, Cortex 코인 그리고 월릿이 의존하는 모든 기술(스마트 계약 기술을 포함하지만 이에 국한되지 않음)의 취약성 또는 결함 또는 이더리움 블록체인 또는 기타 블록체인에 발생할 때를 예상할 수 없습니다. 예를 들어, 이러한 사건은 프로그래밍 또는 소스 코드의 결함이 포함되어 그것의 악용 또는 남용으로 이어질 수 있습니다. 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사는 이러한 해킹, 채굴 공격(이중 지출 공격, 다수에 의한 채굴능력 공격 및 이기적 채굴 공격을 포함하지만 이에 국한되지 않음), 사이버 공격, 시기적절한 서비스 오류 취약성 또는 결함의 분산된 거부를 감지할 수 없을 수 있으며, 동시에 또는 신속하게 연속적으로 발생하는 여러 서비스의 사고에 효율적으로 대처할 수 있는 충분한 자원이 없을 수 있습니다.

Cortex 플랫폼을 포함하는 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사 각각의 네트워크 또는 서비스는 자연재해, 장비 고장, 네트워크 연결 중단, 전원 손실 또는 심지어 소프트웨어 바이러스 또는 비인가 사용자의 공격으로 인해 발생하는 각 서비스의 고의적인 중단 등 수많은 사건으로 인해 혼란을 겪을 수 있으며, 이 중 일부는 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사의 통제 범위를 벗어납니다. 토큰 발행사와 프로젝트 회사는 Cortex 플랫폼 및 기타 서비스의 유지 관리에 매우 중요한 각각의 기기나 인프라에 대한 악의적인 공격에 대해 조치를 취할 것이지만, 서비스의 분산된 거부 등과 같은 사이버 공격이 향후 시도되지 않을 것이며, 토큰 발행사와 프로젝트 회사가 의도한 강화된 보안 조치 중 어떤 것도 효과적일 것이라는 보장은 없습니다. 토큰 발행사와 프로젝트 회사는 또한 각각의 기술, 재무 데이터 또는 사용자 정보에 대한 정보를 훔치거나 토큰 발행사, 프로젝트 회사 및 Cortex 플랫폼 사용자에게 피해를 줄 수 있는 다른 조치를 취하기 위한 인프라에 대한 공격에 취약할 수 있습니다. 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사의 의도된 보안 조치의 중대한 위반 또는 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사의 네트워크 또는 서비스(Cortex 플랫폼을 포함)의 유용성, 안정성 및 보안상의 손상을 초래하는 기타 혼란은 Cortex 코인의 거래 가격에 부정적인 영향을 줄 수 있습니다.

**토큰 발행사와 프로젝트 회사는 부분적으로는 제삼자의 위치 및 데이터 센터 시설에 의존합니다.**



토큰 발행사와 프로젝트 회사의 인프라 네트워크는 부분적으로 제삼자의 위치 시설에서 각각 보유하고 수용하는 서버와 제삼자의 데이터 센터 시설에서 각각 임대하는 서버를 통해 구축될 것입니다. 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사가 상업적으로 합당한 조건으로 또는 전혀 데이터 시설 임대를 갱신할 수 없는 경우, 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사는 각각의 서버를 새로운 데이터 센터 시설로 이전해야 할 수 있으며, 이러한 재배치와 관련하여 상당한 비용과 서비스 중단이 발생할 수 있습니다. 또한, 이러한 시설은 무엇보다도 자연재해, 방화, 테러 공격, 전원 손실 및 통신 장애로 인한 손상이나 중단에 취약합니다. 아울러 그러한 시설의 제삼자 제공자는 제삼자 조치, 직원 실수, 불법 행위 등으로 인해 보안 위반을 겪을 수 있으며, 제삼자는 그러한 서버의 데이터에 무단으로 액세스할 수 있습니다. 시스템에 무단으로 액세스하거나 시스템 변경을 자주 그리고 일반적으로 방해하는 기술은 목표에 대해 착수할 때까지 인식할 수 없으므로 토큰 발행사, 프로젝트 회사 및 해당 시설 제공자는 이러한 기술을 예상하거나 적절한 예방 조치를 취할 수 없습니다. 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사의 인프라 네트워크 및/또는 Cortex 플랫폼에 영향을 미치는 그러한 보안 위반이나 손해는 Cortex 코인의 가격에 악영향을 미칠 수 있습니다.

***일반적인 세계 시장 및 경제 상황은 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사의 운영 성과, 운영 실적 및 현금 흐름에 부정적인 영향을 미칠 수 있습니다.***

토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사는 일반적인 세계 경제 및 시장 상황의 영향을 받을 수 있습니다. 도전적인 세계 경제 상황은 때로는 전반적인 정보통신 업계의 침체에 기여했고 계속 기여할 수 있습니다. 경제의 약점은 수익 및 운영 현금 흐름의 감소를 포함하여 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사의 사업, 운영 및 재무 상태에 부정적인 영향을 미칠 수 있습니다. 또한, 하강 사이클의 경제 상황에서 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사는 경쟁력 있는 가격 압박의 증가와 상업 및 Cortex 플랫폼 사용 저하로 인한 부정적인 영향을 겪을 수 있습니다. 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사가 서버, 대역폭, 위치 및 기타 서비스에 대해 의존하는 공급자는 결국 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사 각각의 운영이나 비용에 부정적인 영향을 미칠 수 있는 경제 상황에 의해 부정적인 영향을 받을 수 있습니다. 따라서 현 경제 상황이나 악화하는 경제 상황 또는 장기간 또는 반복하는 경기 침체로 인해 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사의 사업, 재무 상태 및 실적에 심각한 악영향을 미치지 않을 것이라는 보장은 없으며, 이에 상응하여 Cortex 코인의 거래 가격이 영향을 받을 수 있습니다.

***토큰 발행사, 프로젝트 회사 및/또는 Cortex 코인은 새로 시행된 규정의 영향을 받을 수 있습니다.***

암호화폐 거래는 일반적으로 전 세계적으로 규제되지 않지만, 관할권의 수많은 규제 당국은 암호화폐 또는 암호화폐 시장을 통제하는 규제 제도의 시행에 대해 언급해 왔습니다. 토큰 발행사, 프로젝트 회사 및/또는 Cortex 코인은 암호화폐 또는 암호화폐 시장과 관련하여 규칙을 준수해야 하는 조치를 취하거나 규제 당국의 쿼리, 통지, 요청

또는 시행 조치를 처리해야 함을 포함하는 새로 시행된 규정의 영향을 받을 수 있으며, 이로 인해 상당한 비용이 소요될 수 있고 Cortex 코인 및/또는 Cortex 플랫폼에 상당한 수정을 필요할 수 있습니다. 이것은 사용자에게 대한 Cortex 코인 및/또는 Cortex 플랫폼의 매력에 영향을 줄 수 있으며, Cortex 코인 및/또는 Cortex 플랫폼의 사용을 감소시킵니다. 또한, 새로 시행된 규정을 준수하기 위한 비용(재무적 또는 기타)이 특정 임계점을 초과하면 Cortex 코인 및/또는 Cortex 플랫폼을 유지 관리하는 것은 더 이상 상업적으로 성공할 수 없으며 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사는 Cortex 코인 및/또는 Cortex 플랫폼의 종단을 선택할 수 있습니다.

또한, Cortex 코인 및 Cortex 플랫폼을 포함한 분산 원장 기술 및 그 응용 프로그램에 영향을 미치는 법률 및 규정의 변경을 정부 또는 규제 당국이 어떻게 시행할지 또는 시행할지 여부를 예측하기 어렵습니다. 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사는 해당 관할권에서 운영하는 것이 불법인 그러한 관할권 내에서 각각의 영업을 중단해야 하거나 그러한 관할권에서 운영하는 데 필요한 규제 승인을 얻는 것이 상업적으로 불가능하거나 바람직하지 않을 수 있습니다. 앞서 언급한 것과 같은 시나리오에서 Cortex 코인의 거래 가격에 악영향을 미치거나 Cortex 코인의 거래가 중단될 수 있습니다.

***토큰 판매, Cortex 플랫폼 및 Cortex 코인과 같은 블록체인 기술, 암호화폐, 토큰 및 토큰 제공을 통제하는 규제 체계는 불확실하며, 규제 또는 정책은 Cortex 플랫폼의 개발 및 Cortex 코인의 유용성에 중대한 영향을 미칠 수 있습니다.***

토큰 판매, 암호화폐, 블록체인 기술, 암호화폐 교환소와 같은 토큰(Cortex 코인 포함) 및 토큰 제공에 대한 규제는 현재 개발되어 있지 않으나 빠르게 발전할 가능성이 있으며, 세계, 연방, 주 및 지방 관할권에 따라 크게 다르고 상당히 불확실할 수 있습니다. 싱가포르와 다른 국가의 여러 입법 기관 및 집행 기관은 향후 Cortex 플랫폼의 개발 및 성장과 Cortex 코인의 채택 및 유용성에 심각한 영향을 줄 수 있는 법률, 규정, 지침 또는 기타 조치를 채택할 수 있습니다. 토큰 발행사, 프로젝트 회사 또는 Cortex 플랫폼의 사용자가 그 일부가 아직 존재하지 않거나 해석의 대상이 아니며 변경될 수 있는 법률, 규칙 및 규정을 준수하지 못하면 민사 처벌 및 벌금을 포함한 여러 불리한 결과를 초래할 수 있습니다. 블록체인 네트워크는 또한 유럽 연합, 중국, 한국 및 러시아와 같은 많은 외국 관할권에서 불확실한 규제 상황에 직면해 있습니다. 가까운 미래에 다양한 외국의 관할권이 Cortex 플랫폼에 영향을 미치는 법률, 규정 또는 지침을 채택할 수 있습니다. 그러한 법률, 규정 또는 지침은 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사 각각의 사업에 직접적이고 부정적인 영향을 미칠 수 있습니다. 미래의 모든 규제 변화의 효과는 예측하기가 불가능하지만, 그러한 변화는 Cortex 플랫폼의 개발 및 성장과 토큰의 채택 및 유용성에 실질적이고 중대하게 불리한 영향을 미칠 수 있습니다.

새로운 법률 또는 규정 또는 기존 법률 및 규정에 대한 해석은 Cortex 코인이 판매될 수 있는 통화의 가치, 토큰 발행사 및/또는 프로젝트 회사가 할 수 있는 배포물의 가치, Cortex 코인의 유용성, Cortex 코인을 거래 할 수 있는 시장 또는 거래소에 액세스 할 수 있는 능력과 Cortex 코인의 구조, 권리 및 양도 가능성 등에 실질적으로 중대하게

악영향을 미칠 수 있습니다.

***Cortex 코인 보유자는 토큰 발행사 또는 프로젝트 회사를 통제할 수 없습니다.***

Cortex 코인 보유자는 어떠한 목적으로도 투표권을 행사하거나 배당을 받을 자격이 없거나 토큰 발행사 또는 프로젝트 회사의 자본금 보유자로 여기지 않으며, 구매자에게 토큰 발행사 또는 프로젝트 회사의 주주 권리 또는 이사를 선출하거나 주주 총회에 제출한 사안에 대해 투표권을 행사하거나 기업 활동에 대한 동의를 제공하거나 보류하거나 회의의 통지를 받거나 구독권 등을 받을 권리가 부여되지 않습니다. 구매자는 자신의 투자를 모니터링하기 위한 정보가 부족할 수 있습니다. Cortex 코인의 구매자는 토큰 발행사, 프로젝트 회사, Cortex 코인 또는 Cortex 플랫폼과 관련하여 필요한 정보를 시기적절하게 또는 전혀 얻지 못할 수 있습니다. 구매자는 발생한 중대한 불리한 변경 사항을 적시에 알지 못할 수도 있습니다. 토큰 발행사가 공개 소스 개발을 Cortex 코인을 위해 사용하기 위해 노력하였지만, 이 정보는 특성상 매우 기술적일 수 있습니다. 다른 불확실성뿐만 아니라 이러한 어려움의 결과로 구매자는 Cortex 플랫폼에 대한 정확하거나 접근 가능한 정보를 보유하지 못할 수 있습니다.

***Cortex 코인에서 발생하는 예상치 못한 위험이 있을 수 있습니다.***

Cortex 코인같은 암호 토큰은 비교적 새롭고 역동적인 기술입니다. 이 절에 포함된 위험 이외에 토큰 발행사 및 프로젝트 회사가 예상할 수 없는 위험을 포함하여 Cortex 코인의 구매, 보유 및 사용과 관련된 다른 위험이 있습니다. 이러한 위험은 예상치 못한 변동이나 이 보고서에서 논의된 위험 조합으로 더 구체화할 수 있습니다.