

# 뉴로-심볼릭 AI

## Building Cognitive Data Architecture for Enterprise Intelligence

엔터프라이즈 인텔리전스를 위한  
코그니티브 데이터 아키텍처 구축 전략

v1.0

- 
- 기획: 페블러스 데이터 커뮤니케이션팀
  - 감수: 이주행 (공학박사/대표)
  - 작성일: 2026-01-19 (v1.0)
  - 발간일: 2026-02-01 (v1.1)

## 목차

<b>1. 서론: 제3의 AI 여름과 뉴로-심볼릭.....</b>	<b>3</b>
<b>2. 과거: 지능에 대한 변증법적 투쟁.....</b>	<b>4</b>
2.1 정(正, Thesis): 기호주의와 명시적 지식의 시대.....	4
2.2 반(反, Antithesis): 연결주의와 딥러닝의 부상.....	5
2.3 합(합, Synthesis): 뉴로-심볼릭 AI의 등장과 제3의 물결.....	5
<b>3. 현재: 추론형 아키텍처의 부상 (2024-2025년).....</b>	<b>6</b>
3.1 기술적 분류와 아키텍처.....	6
3.2 GraphRAG: 뉴로-심볼릭의 킬러 앱.....	9
3.3 Composite AI와 Agentic AI의 부상.....	10
<b>4. 미래: 피지컬 AI, OAG, 그리고 소버린 AI (2025-2030년).....</b>	<b>11</b>
4.1 피지컬 AI: 뉴로-심볼릭 AI의 궁극의 과제.....	11
4.2 OAG (Ontology-Augmented Generation).....	12
4.3 소버린 AI와 신뢰 경제.....	12
4.4 시장 전망.....	13
<b>5. 페블러스의 뉴로-심볼릭 비즈니스 모델.....</b>	<b>13</b>
5.1 Data Greenhouse: 뉴로-심볼릭 데이터 운영 체제.....	13
5.2 AADS: 에이전틱 AI의 실현.....	14
5.3 특허 전략: 측정 불가능의 측정화.....	14
5.4 피지컬 AI와 소버린 AI 시장 공략.....	15
5.5 미래 확장성: OAG로의 진화.....	16
<b>6. 결론: 필연적 융합과 페블러스의 기회.....</b>	<b>16</b>
<b>Works Cited.....</b>	<b>17</b>

# 1. 서론: 제3의 AI 여름과 뉴로-심볼릭

인공지능(AI)의 역사는 기술적 낙관과 실망이 교차하는 '여름'과 '겨울'의 순환으로 점철되어 왔다. 1980년대 전문가 시스템이 이끈 '제2의 AI 여름'을 지나, 우리는 현재 딥러닝과 빅데이터가 문을 열고 **생성형 AI가 폭발적으로 성장시킨 '제3의 AI 여름'**, 그 정점(Peak)에 서 있다. 이제 학계와 산업계는 이 확률적 성공을 넘어, 오랫동안 인공지능의 난제로 남아있던 논리적 추론과 통계적 학습의 결합, 즉 **뉴로-심볼릭 AI가 이끄는 '신뢰 가능한 AI'의 시대**로 진입하기 위한 중대한 전환점을 맞이하고 있다.<sup>1</sup>

이러한 패러다임의 전환은 단순한 기술적 유행이 아니다. 이는 현재 주류를 형성하고 있는 대규모 언어 모델(LLM)과 생성형 AI가 직면한 본질적인 한계에 대해, 산업계가 구조적인 해답을 요구하기 시작했기 때문이다. GPT-4와 같은 최신 모델들은 놀라운 언어 구사 능력을 보여주지만, 본질적으로 진실(Truth), 논리(Logic), 그리고 물리적 인과성(Physical Causality)을 온전히 이해하지 못한다. 이들은 다음에 올 단어를 확률적으로 예측하는 '**확률적 앵무새(Stochastic Parrot)**'의 특성을 지니며, 이는 고도의 신뢰성이 요구되는 의료, 금융, 제조, 국방 분야에서 도입을 주저하게 만드는 결정적인 요인으로 작용한다.

현재 AI가 직면한 확률적 한계는 고도의 신뢰성을 요구하는 기업 환경에서 '의사결정의 위기'를 초래한다. 이는 단순히 모델의 문제가 아니라, 기업 데이터가 논리적 맥락 없이 파편화되어 있어 AI가 진실과 인과성을 추론할 수 없기 때문이다. 따라서 기업은 데이터의 '**신뢰**'와 '**설명 가능성**'을 담보하는 새로운 데이터 운영 체계, 즉 **코그니티브 데이터 아키텍처(Cognitive Data Architecture)**의 구축을 필연적으로 요구받고 있다. 본 보고서는 이러한 아키텍처가 엔터프라이즈의 비즈니스 인텔리전스를 다음 단계로 끌어올리는 핵심 인프라임을 논증한다.

그리고 바로 이 코그니티브 데이터 아키텍처의 구축을 현실화하고, 기업 환경에 필수적인 '신뢰'와 '설명 가능성'을 제공하는 이상적인 융합 아키텍처가 바로 **뉴로-심볼릭 AI**이다. 이는 인간의 인지 과정을 모방하여, 직관적이고 빠른 패턴 인식을 담당하는 **신경망(시스템 1)**과 논리적이고 느린 추론을 담당하는 **기호주의(시스템 2)**를 통합한다. 본 보고서는 이러한 통합의 역사적 변증법을 추적하고, 현재 GraphRAG와 Composite AI 형태로 구체화되고 있는 기술적 구현체를 분석하며, 향후 2030년까지 **피지컬 AI와 에이전트 시스템**으로 확장될 미래를 조망한다.

결론부에서는 이러한 거시적 기술 흐름 속에서, 데이터 품질 관리 및 운영 플랫폼을 제공하는

페블러스(Pebblous)의 전략적 위치를 심층 분석한다. 페블러스가 추진하는 Data Greenhouse 전략과 AADS 아키텍처는 뉴로-심볼릭 AI라는 거대한 기술적 비전을 산업 현장에 실용적으로 적용하기 위한 '가장 구체적이고 선도적인 시도'로 해석된다. 이는 페블러스가 단순한 기술 기업을 넘어, 차세대 AI 인프라의 신뢰를 담보하는 핵심 플레이어로 성장할 수 있는 잠재력을 보여준다.<sup>3</sup>

## 2. 과거: 지능에 대한 변증법적 투쟁

뉴로-심볼릭 AI의 현재와 미래를 이해하기 위해서는, 지난 수십 년간 AI 분야를 양분해 온 두 가지 거대한 사상적 흐름, 즉 **기호주의(Symbolism)**와 **연결주의(Connectionism)** 간의 변증법적 투쟁을 먼저 이해해야 한다. 이 두 흐름은 지능의 본질을 바라보는 관점에서 근본적인 차이를 보여왔다.

### 2.1 정(正, Thesis): 기호주의와 명시적 지식의 시대

1950년대부터 1980년대까지 AI 연구를 지배했던 패러다임은 기호주의(Symbolic AI), 흔히 GOFAI(Good Old-Fashioned AI)라 불리는 접근 방식이었다.<sup>6</sup> 이 학파의 선구자들인 마빈 민스키(Marvin Minsky)와 존 매카시(John McCarthy)는 지능의 본질이 기호(Symbol)를 논리적 규칙(Rule)에 따라 조작하는 과정에 있다고 보았다.<sup>7</sup>

- **작동 메커니즘:** 기호주의 시스템에서 지식은 인간에 의해 명시적인 규칙으로 코딩된다. 예를 들어, "모든 포유류는 들이마신다", "고래는 포유류다"라는 규칙이 입력되면, 추론 엔진(Inference Engine)은 "따라서 고래는 들이마신다"라는 결론을 논리적으로 도출한다.<sup>8</sup> 이는 인지과학의 합리주의(Rationalism) 학파와 궤를 같이하며, 생물학적 진화나 학습보다는 타고난 논리 구조를 강조한다.<sup>7</sup>
- **성공과 한계:** 이 방식은 체스(Deep Blue)나 의료 진단 전문가 시스템(Expert Systems)과 같이 규칙이 명확한 닫힌 세계(Closed World)에서는 탁월한 성능을 발휘했다. 결정 과정이 투명하여 설명 가능성(Explainability)이 완벽했다.<sup>6</sup> 그러나 현실 세계의 모호함과 불확실성을 다루는 데 처참히 실패했다. 손글씨 숫자 '5'를 인식하기 위해 수천 개의 규칙을 작성해도 예외는 끝없이 발생했다. 이를 '지식 획득의 병목(Knowledge Acquisition Bottleneck)'이라 하며, 시스템의 '취약성(Brittleness)' 문제로 이어져 첫 번째 AI 겨울을

초래했다.<sup>9</sup>

## 2.2 반(反, Antithesis): 연결주의와 딥러닝의 부상

1980년대 중반 PDP(Parallel Distributed Processing) 그룹의 연구로 부활하고 2012년 이후 폭발적으로 성장한 연결주의(Connectionism)는 기호주의에 대한 반작용이었다. 이들은 지능이 명시적인 규칙이 아니라, 수많은 뉴런(노드) 간의 연결 강도(가중치) 조정을 통해 데이터로부터 패턴을 학습하는 과정에서 창발한다고 보았다.<sup>7</sup>

- **작동 메커니즘:** 신경망은 "고양이"가 무엇인지 정의하는 규칙을 배우지 않는다. 대신 수만 장의 고양이 사진을 보며 픽셀 간의 통계적 패턴을 스스로 학습한다. 이는 경험주의(Empiricism) 철학에 기반하며, 인간의 마음을 백지상태(Tabula Rasa)로 간주하고 감각 경험을 통해 지식을 쌓는다고 본다.<sup>7</sup>
- **딥러닝 혁명:** GPU의 연산 능력 향상과 인터넷을 통한 빅데이터의 확보는 연결주의의 전성시대를 열었다. 이미지 인식, 음성 번역, 그리고 현재의 생성형 AI에 이르기까지, 연결주의는 기호주의가 해결하지 못한 '인식(Perception)'의 문제를 해결했다.<sup>10</sup>
- **현존하는 위기:** 그러나 순수 연결주의는 이제 한계에 봉착했다. 딥러닝 모델은 내부 작동 원리를 알 수 없는 '블랙박스(Black Box)'이다.<sup>8</sup> 또한, 통계적 확률에 의존하기 때문에 사실이 아닌 것을 사실처럼 말하는 '환각(Hallucination)' 현상이 발생한다. 무엇보다, 데이터를 통한 학습은 엄청난 양의 데이터를 요구하며, 데이터가 희소한 물리적 세계나 특수 산업 도메인에서는 적용이 어렵다는 '데이터 효율성(Data Efficiency)' 문제가 대두되었다.<sup>11</sup>

## 2.3 합(合, Synthesis): 뉴로-심볼릭 AI의 등장과 제3의 물결

우리는 지금 이 두 패러다임의 변증법적 통합, 즉 뉴로-심볼릭 AI의 시대로 진입하고 있다. 이는 신경망의 '학습 및 인식 능력(System 1)'과 기호주의의 '추론 및 논리 능력(System 2)'을 결합하여, 강건하면서도 신뢰할 수 있는 AI를 구축하려는 시도이다.<sup>12</sup>

- **이중 과정 이론(Dual-Process Theory):** 많은 연구자들은 이를 대니얼 카너먼(Daniel Kahneman)의 인지 이론에 비유한다.
  - **시스템 1 (Neural):** 빠르고, 직관적이며, 무의식적이다. 이미지나 텍스트의 패턴을 인식하는 데 사용된다.

- **시스템 2 (Symbolic):** 느리고, 논리적이며, 의식적이다. 복잡한 계획을 세우거나 수학적 문제를 푸는 데 사용된다.<sup>1</sup>
- **필연성:** 딥러닝 모델의 크기를 키우는 것만으로는 논리적 추론 능력을 획득할 수 없다는 것이 명확해졌다. 엔터프라이즈 환경에서는 "아마도 그럴 것이다"라는 **확률적 답변이 아닌, "규정에 따르면 이렇다"라는 논리적 확답이 필요하다.** 이것이 뉴로-심볼릭 AI가 차세대 AI의 핵심 아키텍처로 주목받는 이유이다.<sup>15</sup>

### 3. 현재: 추론형 아키텍처의 부상 (2024-2025년)

2024년과 2025년, 뉴로-심볼릭 AI는 학술적 실험실을 벗어나 일반적인 AI 애플리케이션의 필수 요소로 빠르게 수용되고 있다. 모델의 구조 변경만으로는 성능 향상의 한계에 부딪힌 현재, 고품질 데이터로 문제를 해결하려는 '데이터 중심 AI(Data-Centric AI)' 흐름 속에서 뉴로-심볼릭 기술은 핵심적인 역할을 수행하고 있다. 이러한 기술적 융합이 산업 현장에 구체적으로 구현된 실체가 바로 '**코그니티브 데이터 아키텍처(Cognitive Data Architecture)**'이다. 특히 생성형 AI의 고질적인 문제인 환각(Hallucination)을 제어하고, 복잡한 산업 현장의 문제를 해결해야 하는 비즈니스 요구사항은 직관적 신경망과 논리적 추론 시스템을 결합한 이 새로운 아키텍처의 도입을 가속화하고 있다. 이는 단순한 저장소를 넘어, 기업 데이터를 인지하고 추론 가능한 지식으로 전환하는 엔터프라이즈 AI의 새로운 표준이 되고 있다.

#### 3.1 기술적 분류와 아키텍처

**헨리 카우츠(Henry Kautz)**는 6가지 뉴로-심볼릭 AI 분류체계를 제안하였고, 현재의 뉴로-심볼릭 시스템을 이해하는 표준으로 자리 잡았다.

##### 1. Symbolic[Neural]

- **Standard Operating Procedure**
- **정의:** 전체 시스템은 **기호적** 논리 구조로 되어 있고, 그 내부의 특정 서브루틴(함수)으로서 **신경망을 호출하는 방식.**
- **특징:** 신경망은 주로 직관이나 패턴 인식이 필요한 부분(예: 상태 평가)만 담당.

- **대표 사례: 알파고(AlphaGo).**

- 전체 의사결정은 몬테카를로 트리 탐색(MCTS)이라는 기호적 알고리즘이 주도함. 가능한 모든 수의 경로를 탐색하며 최적의 경로를 찾는 '논리적 추론'의 과정임. 하지만, 무한에 가까운 바둑의 경우의 수를 모두 탐색할 수 없으므로, 가치 네트워크(Value Network)를 호출해 "현재 판세가 유리한가?"를 판단하고, 정책 네트워크(Policy Network)를 통해 "어디에 두는 것이 좋은가?"라는 확률적 직관을 제공받아 탐색 범위를 획기적으로 좁힘.

## 2. Neural | Symbolic

- **Pipeline / Cascade**

- **정의:** 신경망이 먼저 비정형 데이터(이미지, 소리)를 처리하여 기호로 변환하면, 그 기호를 심볼릭 시스템이 받아서 추론하는 파이프라인 구조.

- **특징:** '지각(Perception)'은 신경망이, '추론(Reasoning)'은 심볼릭이 담당하여 역할이 명확히 분리됨.

- **대표 사례: NS-CL(Neuro-Symbolic Concept Learner).**

- 2019년 MIT-IBM Watson AI Lab 연구진이 발표한 모델로, 딥러닝의 시각적 인식과 기호 논리 기반의 언어 추론을 결합한 혁신적인 학습 방식. 명시적인 레이블 없이도 이미지와 질문 사이의 상호작용을 통해 사물의 속성과 관계를 스스로 학습하며 인간과 유사한 개념 형성 능력을 보여줌. 예를 들어, 이미지를 보고 "빨간 공이 파란 상자 안에 있니?"라는 질문에 답할 때, 이미지를 객체 리스트로 바꾼 뒤 논리 연산을 수행함.

## 3. Neural:Symbolic → Neural

- **Compiled**

- **정의:** 심볼릭 규칙(Rule)을 신경망의 구조(Structure)나 가중치로 컴파일(변환)하여 넣는 방식.

- **특징:** 학습 전에는 규칙 기반 시스템처럼 보이지만, 학습이 진행되면서 미분 가능한 신경망처럼 작동.

- **대표 사례: KBANN(Knowledge-Based Artificial Neural Networks).**

- 기호화된 '도메인 지식'과 인공 신경망의 '귀납적 학습 능력'을 결합한 하이브리드 머신러닝 시스템. 1990년대 초 제프리 토웰(Geoffrey Towell)과 주드

샤블릭(Jude Shavlik)에 의해 주로 개발되었으며, 기존의 규칙을 사용하여 신경망의 초기 구조를 정의한 후, 데이터를 통해 이를 정교하게 다듬는 방식.

#### 4. Neural:Symbolic → Output

- **Regularization**
- **정의:** 심볼릭 지식을 신경망 내부에 넣는 것이 아니라, 출력단의 손실 함수(Loss Function)나 제약 조건(Constraint)으로 사용하는 방식.
- **특징:** 신경망이 논리적 규칙(예: "사람은 동시에 두 장소에 있을 수 없다")을 위반하면 큰 페널티(Loss)를 주어, 규칙을 따르도록 유도함.
- **대표 사례: Semantic Loss, Logic Tensor Networks, LLM과 RLHF.**
  - Semantic Loss 적용 사례: UCLA의 Semantic Loss 연구에서는 신경망의 출력층에 논리적 제약식을 손실 함수로 추가하여, 학습 데이터에 없는 논리적 일관성을 강제로 학습시키는 기법을 제시함.
  - LLM과 RLHF 적용 사례: OpenAI의 RLHF 연구에서는 모델의 출력값에 대해 인간의 피드백(기호적 지침)을 기반으로 보상을 설계하여, 단순한 확률적 텍스트 생성을 넘어 사실 관계의 정확성과 윤리적 일관성을 유지하도록 출력단을 정규화함.

#### 5. Neural\_{Symbolic}

- **Embedded**
- **정의:** 기호적 구조(Symbol)를 벡터 공간(Embedding Space)으로 매핑하여 신경망이 처리할 수 있게 만드는 방식.
- **특징:** 심볼 자체가 임베딩(Embedding)되어 신경망의 입력이나 내부 표현으로 사용함.
- **대표 사례:**
  - **Graph Neural Networks (GNN):** 지식 그래프 내의 개체(Entity)와 관계(Relation)라는 기호적 구조를 벡터 공간으로 매핑하며, 이를 통해 신경망이 복잡한 네트워크 데이터 사이의 논리적 연결성을 직접 연산하고 추론할 수 있게 함. (2005년 Marco Gori, 2009년 Franco Scarselli)
  - **TensorLog:** 2016년 카네기 멜론 대학교의 William W. Cohen이 발표한 "TensorLog: A Differentiable Deductive Database". 이 연구는 복잡한 기호 논리 추론 과정을 일련의 행렬 곱셈으로 변환함으로써, 논리 데이터베이스 위에서



딥러닝의 역전파(Backpropagation)가 가능함을 증명

## 6. Neural[Symbolic]

- **Attention / Tool Use**
- **정의:** 신경망이 메인 컨트롤러가 되어, 필요할 때 심볼릭 시스템(계산기, 데이터베이스, 논리 엔진 등)을 도구(Tool)처럼 호출하는 방식.
- **특징:** 현재의 LLM 에이전트 개념과 가장 유사함. 신경망이 추론하다가 "이건 계산이 필요해"라고 판단하면 계산기 모듈을 부름.
- **대표 사례:** Neural Programmer, ChatGPT Plugin, Toolformer, GraphRAG
  - **Toolformer:** Meta AI의 연구에 따르면, 모델이 스스로 API 호출 시점을 학습하여 계산기나 번역기 같은 외부 기호적 도구를 호출하며, 이를 통해 언어 모델의 고질적인 문제인 연산 오류와 최신 정보 부재를 해결함.
  - **GraphRAG:** Microsoft Research에서 제안한 방식으로, 신경망이 질문에 답하기 위해 지식 그래프(Symbolic)를 탐색하여 비정형 데이터 간의 복잡한 관계를 구조적으로 파악하고 이를 답변 생성의 근거로 활용함.

## 3.2 GraphRAG: 뉴로-심볼릭의 킬러 앱

현재 엔터프라이즈 시장에서 가장 주목받는 뉴로-심볼릭 구현체는 **GraphRAG**이다. 기존의 RAG(검색 증강 생성)가 텍스트의 벡터 유사도에만 의존했다면, GraphRAG는 지식 그래프(Knowledge Graph)라는 기호적 구조를 활용한다.<sup>15</sup>

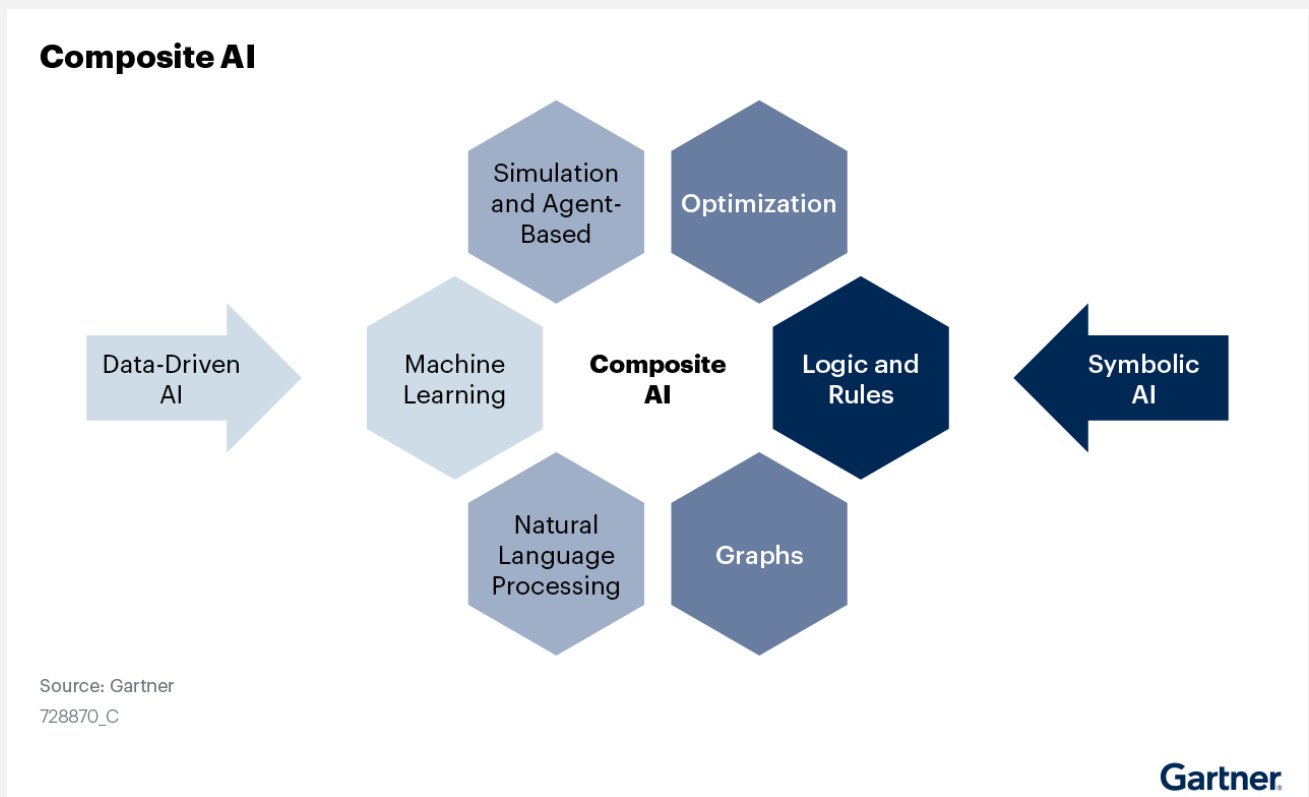
- 기존 RAG의 한계: 벡터 검색은 단어의 의미적 유사성은 잘 찾지만, 논리적 연결고리를 파악하지 못한다. 예를 들어 "A약물의 부작용이 B질환에 미치는 영향은?"이라는 질문에 대해, A와 B가 직접 언급된 문서가 없으면 답변하지 못하거나 엉뚱한 문서를 가져온다.<sup>15</sup>
- GraphRAG의 혁신:
  - 지식 구조화 (Symbolic Grounding): LLM을 사용하여 텍스트에서 개체(Node)와 관계(Edge)를 추출하여 지식 그래프를 구축한다.
  - 다단계 추론 (Multi-Hop Reasoning): 질문(A, B)에 대한 직접적인 사실이 없을 경우,  $A \rightarrow C \rightarrow B$ 와 같이 개체 C를 경유하는 간접적인 추론 경로를 그래프 순회를 통해

발견하고 논리적 근거로 제시합니다.<sup>17</sup>

- 환각 방지: LLM의 답변 생성을 그래프 상에 존재하는 검증된 사실(Fact)로 제한하여 신뢰성을 획기적으로 높인다.<sup>18</sup>
- 시장 도입: 마이크로소프트와 Neo4j 등은 GraphRAG를 차세대 엔터프라이즈 지식 관리의 표준으로 밀고 있으며, 이는 기업이 보유한 비정형 데이터를 '구조화된 지식 자산'으로 전환하는 핵심 도구가 되고 있다.<sup>19</sup>

### 3.3 Composite AI와 Agentic AI의 부상

가트너(Gartner)는 2025년 AI 분야의 핵심 트렌드의 하나로 **Composite AI(복합 AI)**를 선정했다. 이는 머신러닝, 규칙 기반 시스템, 최적화 그래프 등 다양한 AI 기술을 결합하여 비즈니스 문제를 해결하는 것으로, 사실상 **뉴로-심볼릭 AI의 산업적 명칭**이다.<sup>20</sup>



이 흐름은 **Agentic AI(에이전트 AI)**로 이어진다. 챗봇이 단순히 대답만 하는 수동적 존재라면, 에이전트는 목표를 달성하기 위해 **계획을 세우고, 도구(Tool)를 사용하여 행동을 실행하며, 복잡한 과업을 자율적으로 달성**하는 존재이다. 가트너(Gartner)는 2028년까지 엔터프라이즈 소프트웨어의 33%가 에이전트 AI를 통합할 것으로 예측하며, 앤드류 응(Andrew Ng) 교수는

LLM 자체의 발전보다 에이전트 워크플로우(Agentic Workflow)가 2024년 이후 AI 발전의 핵심 트렌드가 될 것이라고 전망했다.

- **에이전트의 뉴로-심볼릭 구조:** 에이전트가 복잡한 업무(예: 공급망 최적화, 데이터 품질 관리)를 수행하려면, 환경을 직관적으로 인식하는 신경망(Perception/시스템 1)과 목표 달성을 위해 작업을 순서대로 계획하고 제약 조건을 준수하는 기호적 플래너(Symbolic Planner/시스템 2)가 반드시 결합되어야 한다. 순수 신경망만으로는 계획과 통제, 신뢰성을 확보하기 어렵기 때문이다.<sup>5</sup>
- **수직적 에이전트 (Vertical Agents):** 법률, 코딩, 금융, 그리고 데이터 과학처럼 특정 도메인의 전문 지식(기호)을 내재화한 전문 에이전트들이 등장하고 있다. 이들은 범용 LLM의 한계를 보완하여 파이프라인 처리 시간을 30~50% 단축하고 데이터 품질 이슈를 60~80% 감소시키는 등 실제 산업적 성과를 입증하며 시장을 빠르게 확장하고 있다.

## 4. 미래: 피지컬 AI, OAG, 그리고 소버린 AI (2025-2030년)

향후 5년, 뉴로-심볼릭 AI는 디지털 세계를 넘어 물리적 세계로 확장되고, 기업의 운영 체제(OS)로 진화할 것이다.

이 중대한 전환기는 AI의 임무가 단순한 확률적 예측을 넘어, 물리적 인과성과 논리적 정합성을 모두 갖춘 '신뢰 가능한 행동'으로 바뀌는 것을 의미한다. 2025년부터 2030년까지 뉴로-심볼릭 AI는 특히 피지컬 AI, 온톨로지-증강 생성(OAG), 소버린 AI의 세 가지 핵심 축을 중심으로 발전하여 글로벌 AI 시장 성장의 핵심 동력이 될 것으로 전망된다.

### 4.1 피지컬 AI: 뉴로-심볼릭 AI의 궁극의 과제

피지컬 AI는 로봇, 자율주행차, 스마트 팩토리 등 물리적 실체를 가진 AI 시스템을 의미한다. 이 영역은 순수 딥러닝으로는 해결할 수 없는 난제들을 안고 있으며, 뉴로-심볼릭 접근이 필수적이다.<sup>23</sup>

- **데이터 희소성과 이질성 (Scarcity & Heterogeneity):** 인터넷상의 텍스트 데이터와

달리, 로봇이 넘어지거나 공장이 멈추는 '실패 데이터'는 극히 드물다. 또한, 카메라, 라이다, 열화상 등 이질적인 센서 데이터가 혼재한다.<sup>11</sup>

- **물리 정보 신경망 (PINNs, Physics-Informed Neural Networks):** 딥러닝 모델의 손실 함수(Loss Function)에 물리 법칙(미분 방정식 등)을 제약 조건으로 포함시켜, AI가 물리적으로 불가능한 예측을 하지 못하도록 강제하는 기술이 주류가 될 것이다.<sup>25</sup>
- **제로 피지컬 할루시네이션 (Zero Physical Hallucination):** 텍스트나 이미지 생성 AI의 환각이 '오정보'에 그친다면, 피지컬 AI의 환각은 중력을 무시하거나 벽을 통과하려 하는 '물리적 재앙'이다. 따라서 확률적인 신경망의 판단을 기호적 안전 규칙(Symbolic Guardrails)으로 통제하여, 물리 법칙을 위배하는 동작을 원천적으로 차단하는 '무결점(Zero-Defect)' 제어 시스템이 요구된다.<sup>26</sup>

## 4.2 OAG (Ontology-Augmented Generation)

RAG가 텍스트 유사도를 바탕으로 정보를 검색 증강한다면, **OAG (Ontology-Augmented Generation)**는 온톨로지를 참조하여 논리적 정합성을 증강한다. 특히, 기업의 규정 및 운영 맥락을 반영한 생성 결과를 도출할 수 있다

- **개념의 진화:** 온톨로지는 단순한 데이터 사전이 아니라, 기업의 실체, 행동, 제약 조건을 정의한 '디지털 트윈'이자 '운영 체제'이다.
- **작동 방식:** AI 에이전트가 의사결정을 내릴 때, 온톨로지를 참조하여 "현재 재고 상황에서 이 행동이 가능한가?", "규정상 허용되는가?"를 검증한다. 이는 AI를 기업의 운영 프로세스와 완벽하게 동기화시키는 핵심 기술이 된다. **팔란티어(Palantir)**와 같은 기업들이 이 분야를 선도하고 있다.

## 4.3 소버린 AI와 신뢰 경제

국가와 기업이 자체적인 AI 인프라를 보유하려는 소버린 AI 트렌드는 더욱 가속화될 것이다.<sup>5</sup>

- **보안과 폐쇄형망:** 국방, 금융, 공공 기관은 민감한 데이터를 클라우드로 보낼 수 없다. 따라서 외부 통신 없이 내부망(On-Premise)에서 작동하는 고성능 AI가 필요하다.
- **SLM + Symbolic:** 거대한 범용 모델 대신, 특정 도메인에 특화된 소형 언어 모델(SLM)에 강력한 지식 그래프를 결합한 형태가 선호될 것이다. 이는 낮은 비용으로 높은 정확도와

보안성을 동시에 달성하는 전략이다.<sup>29</sup>

## 4.4 시장 전망

글로벌 뉴로-심볼릭 AI 시장은 **설명 가능한 AI(XAI)**와 신뢰 기반 자동화에 대한 규제적·산업적 요구가 급증함에 따라 폭발적인 성장이 예상된다. 시장 조사에 따르면, 본 시장은 2024년 17.2억 달러에서 2033년 252.2억 달러 규모로 연평균 36.4% 성장할 것으로 전망된다.<sup>30</sup>

이러한 성장은 뉴로-심볼릭 아키텍처가 핵심 동력으로 작용하는 주요 시장 트렌드와 맥을 같이한다. 특히 자율성을 통해 복잡한 과업을 수행하는 **에이전틱 AI 시장**은 2024년 54억 달러에서 2030년 503억 달러로 연평균 44.8% 성장할 것으로 예상되며, 로봇/제조 분야의 **피지컬 AI 시장** 또한 2024년 120억 달러에서 2030년 1,240억 달러로 급성장할 전망이다. 이 두 분야는 뉴로-심볼릭 AI가 디지털 세계를 넘어 산업 현장의 '신뢰 기반 인프라'로 자리 잡고 있음을 방증하며, 시장 성장의 핵심 동력이 될 것이다.

## 5. 페블러스의 뉴로-심볼릭 비즈니스 모델

이 절에서는 **페블러스(Pebblous)**의 비즈니스 모델과 뉴로-심볼릭 AI 관련성을 분석한다. 페블러스는 '데이터클리닉' 솔루션을 기반으로 데이터 품질진단에 개선까지의 올인원 서비스를 제공하고 있는데, 2026년 대한민국 과학기술부에서 지원하는 'AI 글로벌 빅테크 육성사업' 2단계 주관기관으로 선정된 바 있다. 기존 데이터클리닉 솔루션에 AADS(Agentic AI Data Scientist) 기술을 적용하여 피지컬 AI 시대를 위한 뉴로-심볼릭 데이터 인프라 아키텍트로서 전략적 포지셔닝을 구축하고 있다.

### 5.1 페블러스의 전략적 아키텍처 접근: Type 3 + Type 5 하이브리드

#### 5.1.1 시장 현황 vs 페블러스의 차별점

현재 대부분의 LLM 에이전트 및 서비스는 Type 6 (Neural[Symbolic]) 방식에 집중하고 있다. 이는 LLM이 메인이 되어 검색기나 계산기를 호출하는 방식이나, 복잡한 엔터프라이즈 환경에서는 호출의 정확도 문제와 속도 지연(Latency)이 발생할 수 있다. 페블러스는 데이터의 완결성과 처리 효율을 위해 Type 3과 Type 5를 결합한 하이브리드 아키텍처를 채택했습니다.

### 5.1.2 페블러스 아키텍처: Data Greenhouse & PebbloSim

페블러스는 단순한 도구 호출을 넘어, 데이터 자체를 구조화하고 이를 모델의 내재적 지식으로 변환합니다.

- **Type 5 (Embedded) 접근 - Data Greenhouse:**
  - 전략: 기업의 도메인 지식(Ontology)과 데이터 간의 관계를 벡터 공간으로 매핑합니다.
  - 역할: 비정형 데이터(문서, 로그)를 'Data Greenhouse'를 통해 \*\*그래프 구조의 고품질 데이터(High-quality structured data)\*\*로 변환하여 신경망이 이해할 수 있는 기호적 임베딩을 생성합니다.
- **Type 3 (Compiled) 접근 - PebbloSim:**
  - 전략: 핵심 비즈니스 로직과 물리적 제약 조건을 신경망의 추론 과정에 내재화(Compile)합니다.
  - 역할: 외부 도구를 매번 호출하는 대신, 학습 단계에서 규칙을 모델의 가중치나 구조에 반영하여 PebbloSim 실행 시 지연 없이 논리적 정합성을 보장합니다.

페블러스는 "**지식의 임베딩(Type 5)과 규칙의 내재화(Type 3)**"를 통해, 기존 LLM이 가진 확률적 불확실성을 제거하고 엔터프라이즈급 신뢰성을 제공하는 차세대 뉴로-심볼릭 솔루션을 구현합니다.

## 5.1 Data Greenhouse: 뉴로-심볼릭 데이터 운영 체제

페블러스의 플래그십 제품인 Data Greenhouse는 사용자의 요청에 기반하여 데이터를 진단 및 개선하는 '클리닉'을 넘어, 데이터를 능동적으로 배양하고 관리하는 '운영 체제(OS)'를 지향한다.<sup>3</sup> 이 시스템의 설계 사상은 뉴로-심볼릭 AI의 원리를 충실히 따르고 있다.

- **관측 (Neural Layer):** 페블러스의 **DataLens**는 텍스트나 이미지를 벡터 임베딩(Vector Embeddings)으로 변환하여 고차원 공간에 매핑한다. 이를 통해 데이터의 밀도(Density), 분포(Distribution), 공백(Void)을 시각적이고 통계적으로 파악한다. 이는 연결주의적 접근으로, 데이터의 '형태(Shape)'를 보는 것이다. 시간화 기반의 데이터 커뮤니케이션은

PebbloScope가 담당한다.<sup>3</sup>

- **판단 (Symbolic Layer):** 단순히 분포를 보여주는 것에 그치지 않고, 온톨로지(Ontology) 레이어를 통해 그 분포가 무엇을 의미하는지 해석한다. 예를 들어 "이 데이터 공백은 로봇 팔의 충돌 시나리오가 부족함을 의미하며, 이는 ISO 5259 표준의 다양성 요건 위반이다"라고 판단한다. 이는 기호주의적 접근으로, 데이터의 '의미(Semantics)'를 부여하는 것이다.<sup>3</sup>
- **뉴로-심볼릭 통합:** 이 두 레이어의 결합을 통해 페블러스는 "**무엇이 이상한가(Neural)**"와 "**왜 중요한가(Symbolic)**"를 동시에 제공한다. 이는 경쟁사들이 제공하지 못하는 '해석 가능한 데이터 품질 진단'이라는 독보적인 가치를 창출한다.

## 5.2 AADS: 에이전틱 AI 데이터 과학자

페블러스의 **AADS(Agentic AI Data Scientist)**는 2025년의 핵심 트렌드인 '에이전트 AI'를 데이터 과학 및 데이터 품질관리 도메인에 적용한 사례이다.<sup>5</sup>

- **뉴로-심볼릭 아키텍처:** AADS는 KISTI의 KONI LLM(신경망 두뇌)을 사용하되, LangGraph 기반의 워크플로우(기호적 지휘자)를 통해 통제된다. 여기에 기업의 데이터 통제를 위한 온톨로지가 강화될 예정이다.
- **Logic First, GenAI Second:** 페블러스는 생성형 AI의 자율성에 전적으로 의존하지 않고, 명확한 논리적 계획(Plan)과 규제 검증(Govern)을 선행하는 'Logic First' 전략을 취한다.<sup>4</sup> 이는 환각을 억제하고 기업이 요구하는 수준의 신뢰성을 보장하기 위한 필수적인 뉴로-심볼릭 접근법이다. 특히, 피지컬 AI에서의 물리적 환각을 방지하는데 주력한다.

## 5.3 특허 전략: 측정 불가능의 측정화

페블러스가 확보한 미국 특허 US 12,481,720 B2는 기술적 해자(Moat)를 구성하는 핵심 자산이다.<sup>31</sup>

- **특허의 핵심:** 이 특허는 뉴로-심볼릭 AI의 원리를 적용하여, 데이터의 추상적인 속성(다양성, 대표성 등)을 임베딩 공간상의 기하학적 속성(밀도, 매니폴드 형상)으로 변환하고 진단 및 개선하는 방법론을 보호한다.
- **전략적 의미:** 이는 ISO 5259와 같은 국제 표준의 추상적 요구사항을 '측정 가능한 공학적

지표'로 전환하는 독점적 기술이다. 뉴로(임베딩)와 심볼릭(표준 준수 여부)을 연결하는 이 '번역 기술'을 특허로 선점함으로써, 페블러스는 향후 급성장할 규제 준수 시장에서 강력한 기술적 진입 장벽을 구축한다.

## 5.4 피지컬 AI와 소버린 AI 시장 공략

페블러스는 자신의 기술이 가장 필요한 곳이 어디인지 정확히 파악하고 있다. 바로 피지컬 AI(제조, 국방, 로봇) 시장이다.<sup>23</sup>

- **희소 데이터 해결:** 피지컬 AI의 가장 큰 문제는 희귀한 사고 데이터(Edge Case)가 부족하다는 점이다. 페블러스의 Data Bulk-up 기술은 임베딩 공간의 '공백'을 찾아내고, 그 위치에 해당하는 합성 데이터를 정밀하게 생성하여 채워 넣는다. 이는 신경망 기반 생성(Generative)과 기호적 진단(Diagnostic)이 결합된 Neural: Symbolic → Neural 패턴의 전형이다. 특히, 페블러스의 핵심 기술인 PebbloSim(페블로심)의 역학을 활용하여, 디지털 트윈 시뮬레이터를 Data Greenhouse와 연동해 벌크업을 수행한다. 이는 물리 법칙을 엄격히 준수하는 시뮬레이션 환경에서 '**제로 피지컬 할루시네이션 합성데이터**'를 대량으로 확보함으로써, AI 시스템의 안전성과 강건성을 근본적으로 확보하는 전략이다.
- **규제 강화 대응:** 이는 GraphRAG가 표방하는 Neural[Symbolic] 패턴과 병행한다. 이 패턴은 단순한 확률적 예측을 넘어, 물리적 인과성과 논리적 정합성에 기반한 신뢰 가능한 행동을 요구하는 규제 환경에서 필수적이다. 특히 피지컬 AI 영역에서는 LLM의 확률적 판단을 **기호적 안전 규칙(Symbolic Guardrails)**으로 통제하여, 물리 법칙을 위배하는 동작을 원천적으로 차단하는 '**제로 피지컬 할루시네이션(Zero Physical Hallucination)**' 체계가 요구된다. 또한, ISO 42001 및 ISO 5259와 같은 국제 표준이 요구하는 **설명 가능성(Explainability)**과 **감사 가능성(Auditability)**을 충족시키기 위해, 논리적 증거(Symbolic)를 기반으로 LLM의 출력을 제한하고 검증하는 GraphRAG 아키텍처는 고신뢰 시스템 구축의 핵심 기반을 제공한다.
- **소버린 전략:** 데이터 보안이 생명인 국방, 금융, 공공 등 **고보안 시장**은 민감한 데이터를 클라우드로 보낼 수 없다. 이에 따라 국가와 기업이 자체 AI 인프라를 보유하려는 소버린 AI 트렌드는 더욱 가속화된다. Data Greenhouse는 이러한 시장의 요구를 반영하여, 외부 통신 없이 내부망(On-Premise)에서 완벽하게 동작하는 **구축형 배포 옵션**을 지원한다. 이는 클라우드 기반 경쟁사들이 접근할 수 없는 고부가가치 시장을 점유할 수 있게 하는 핵심

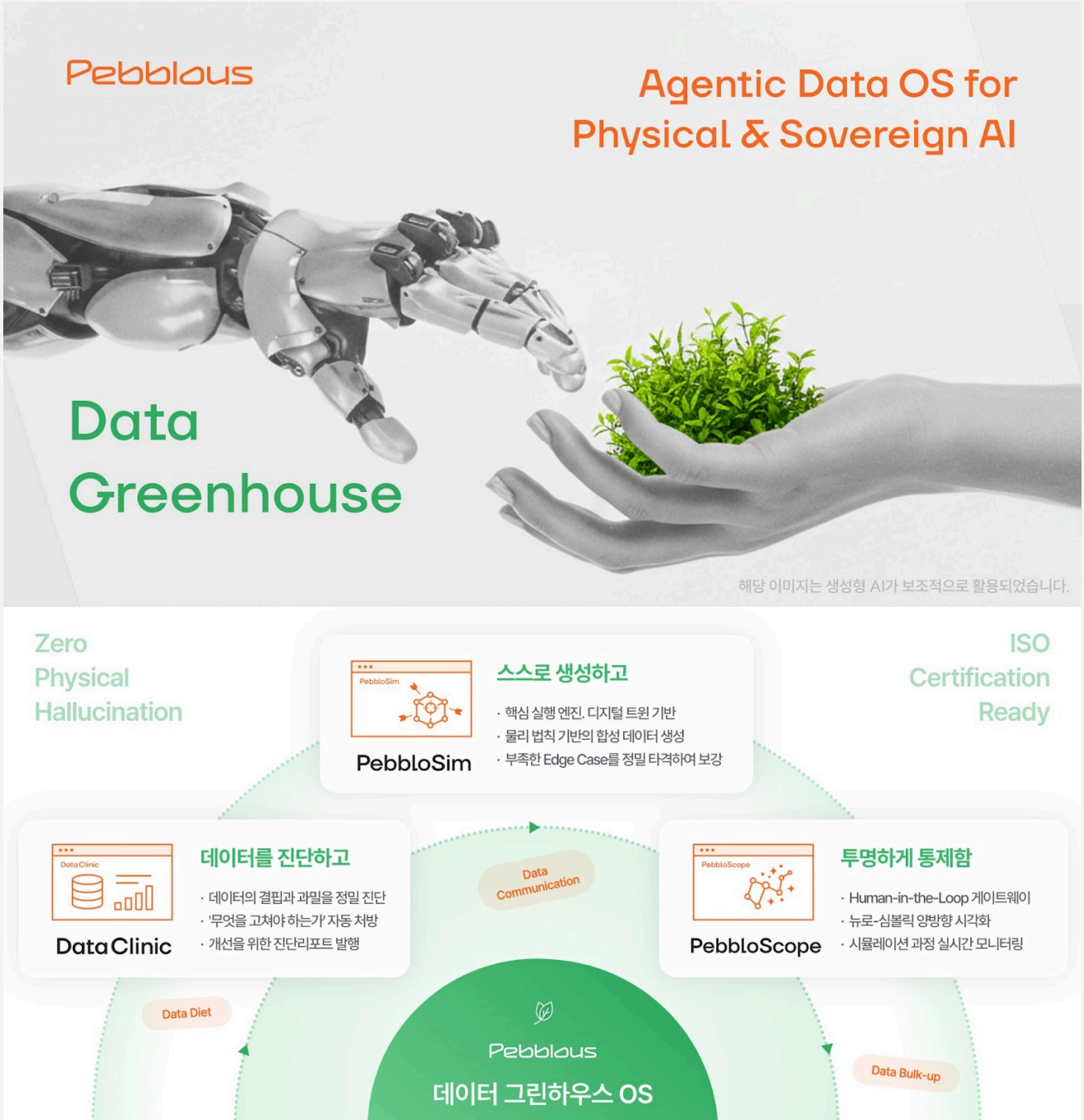


전략이다. 특히, 거대한 범용 모델 대신 특정 도메인에 특화된 SLM에 **Data Greenhouse**가 구축하는 강력한 메타 지식 그래프(Symbolic)를 결합하는 하이브리드 전략을 통해, 낮은 비용으로 최고 수준의 정확도와 보안성을 동시에 달성한다. 이처럼 Data Greenhouse는 단순히 기술을 제공하는 것을 넘어, AI 시대의 데이터 주권과 신뢰를 담보하는 운영 인프라로 포지셔닝한다.

## 5.5 미래 확장성: OAG로의 진화

보고서 분석 결과, 페블러스의 Data Greenhouse는 향후 OAG(Ontology-Augmented Generation) 플랫폼으로 진화할 필연적인 잠재력을 가지고 있다. 이 진화의 핵심은 Data Greenhouse가 운영 과정에서 축적하는 모든 기록이 기업 데이터 자산의 '**메타 지식 그래프(Meta Knowledge Graph)**'로 기능한다는 점이다.

- **메타 지식 그래프의 구축:** 데이터의 품질 진단 이력, 개선 과정, 그리고 ISO/IEC 5259 및 ISO 42001에 따른 규제 준수 여부 로그가 이 그래프를 구성한다. 이는 단순한 메타데이터를 넘어, 데이터가 언제, 어떻게, 왜 사용되어야 하는지에 대한 신뢰의 연대기를 기록하며, 데이터 기반 의사결정의 핵심 증거(System of Record)가 된다.
- **OAG 작동의 핵심:** 향후 기업 내 AI 에이전트들(AADS 포함)은 데이터를 사용하거나 특정 행동을 실행하기 전에, 페블러스의 시스템(온톨로지 레이어)에 질의하여 데이터의 신뢰성과 운영 가능성을 검증하게 될 것이다. 즉, 온톨로지를 참조하여 "현재 재고 상황에서 이 행동이 가능한가?", "규정상 허용되는가?"와 같은 논리적 정합성을 확인하며, AI를 기업의 **운영 프로세스(OS)**와 완벽하게 동기화시키는 핵심 기술이 된다.
- **신뢰 레이어(Trust Layer)로의 격상:** 이러한 축적형 가치 구조는 페블러스를 단순한 톨 공급자가 아닌, 엔터프라이즈 AI의 의사결정을 **논리적으로 담보하는 '신뢰 레이어(Trust Layer)'**이자 '**핵심 기록 시스템(System of Record)**'으로 격상시킨다. 이 구조는 고객의 이탈 비용(Switching Cost)을 증가시키는 구조적 락인(Lock-In)을 자연스럽게 형성하며, 장기적인 경쟁 우위를 확보한다.<sup>3</sup>



## 6. 결론: 필연적 융합과 페블러스의 기회

본 심층 조사를 통해 도출된 결론은 명확하다. 순수 딥러닝의 시대는 저물고 있으며, 뉴로-심볼릭 AI는 산업용 AI가 나아가야 할 필연적인 미래이다. 이 새로운 패러다임은 확률적 예측을 넘어선 논리적 설명력과 물리적 정합성을 요구하며, 이를 시스템적으로 구현하는 것이 바로 **코그니티브 데이터 아키텍처**이다.

페블러스(Pebblous)는 이러한 시대적 흐름에 완벽하게 부합하며, 자사의 **Data Greenhouse**를 통해 코그니티브 데이터 아키텍처의 구축을 현실화하는 기술적, 사업적 포트폴리오를 갖추고 있다.

1. **과거와의 조화 (신뢰성 확보):** 신경망(관측)과 기호주의(판단/규제)를 결합하여 AI 역사의 오랜 난제인 '신뢰성' 문제를 해결하고 있다.
2. **현재의 적합성 (자동화된 운영):** Data Greenhouse는 에이전틱 워크플로우(AADS)와 GraphRAG적 접근을 통해 코그니티브 데이터 아키텍처의 핵심 요소인 '자동화된 데이터 운영' 솔루션을 제공한다.
3. **미래의 선점 (확장성 및 방어력):** 피지컬 AI와 소버린 AI라는, 가장 성장성이 높고 진입 장벽이 높은 시장을 타겟팅하고 있으며, 이를 강력한 특허로 방어하고 있다.

결국 페블러스는 AI라는 골드러시 시대에 단순히 곡괭이를 파는 것이 아니라, 그 곡괭이가 부러지지 않고 정확하게 금맥을 찾을 수 있도록 보증하는 코그니티브 데이터 아키텍처 기반의 '검증과 신뢰의 인프라'를 구축하고 있는 것이다. 이는 다가오는 'AI 대경쟁의 시대(The Great Competition Wars)'<sup>28</sup>에서 생존을 넘어 승자가 될 수 있는 강력한 기반이 될 것이다.

## Works Cited

1. Neuro-Symbolic AI in 2024: A Systematic Review - ResearchGate, accessed December 28, 2025, [https://www.researchgate.net/publication/387873043\\_Neuro-Symbolic\\_AI\\_in\\_2024\\_A\\_Systematic\\_Review](https://www.researchgate.net/publication/387873043_Neuro-Symbolic_AI_in_2024_A_Systematic_Review)
2. A Roadmap Toward Neurosymbolic Approaches in AI Design - IEEE Xplore, accessed December 28, 2025, <https://ieeexplore.ieee.org/iel8/6287639/10820123/11192262.pdf>
3. 페블러스 투자 유치 제안서: Physical AI 시대를 위한 데이터 그린하우스 전략, <https://blog.pebblous.ai/project/IR/PBLS-IR-Physical-AI-01.html>
4. Pebblous Data Greenhouse 설계서, <https://blog.pebblous.ai/project/DataClinic/data-greenhouse.html>
5. AADS 국내외 기술 및 시장 동향 분석, <https://drive.google.com/open?id=1c9-cEjNo439EfXjKjy2wopVhiqQKXjU8jgludgMU8LQ>
6. AI for Beginners - The Difference Between Symbolic & Connectionist AI, accessed December 28, 2025, <https://blog.re-work.co/the-difference-between-symbolic-ai-and-connectionist-ai/>

7. Looking back, looking ahead: Symbolic versus connectionist AI, accessed December 28, 2025, <https://ojs.aaai.org/aimagazine/index.php/aimagazine/article/download/15111/18883>
8. Avoiding LLM Hallucinations: Neuro-symbolic AI and other Hybrid AI approaches, accessed December 28, 2025, <https://www.cotacapital.com/knowledge-base/avoiding-llm-hallucinations-neuro-symbolic-ai-and-other-hybrid-ai-approaches/>
9. Neuro-Symbolic AI in 2024: A Systematic Review - arXiv, accessed December 28, 2025, <https://arxiv.org/html/2501.05435v2>
10. Symbolism Versus Connectionism In AI: Is There A Third Way? - Forbes, accessed December 28, 2025, <https://www.forbes.com/councils/forbestechcouncil/2020/09/01/symbolism-versus-connectionism-in-ai-is-there-a-third-way/>
11. Challenges of Data Scarcity in Physical AI - QKS Group, accessed December 28, 2025, <https://qksgroup.com/blogs/challenges-of-data-scarcity-in-physical-ai-928>
12. Neuro-symbolic AI - Wikipedia, accessed December 28, 2025, [https://en.wikipedia.org/wiki/Neuro-symbolic\\_AI](https://en.wikipedia.org/wiki/Neuro-symbolic_AI)
13. Neurosymbolic AI - Why, What, and How - Scholar Commons, accessed December 28, 2025, [https://scholarcommons.sc.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1590&context=aai\\_fac\\_pub](https://scholarcommons.sc.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1590&context=aai_fac_pub)
14. Neuro-Symbolic AI: A Future of Tomorrow - ASEAN Journal on Science and Technology for Development - Universiti Brunei Darussalam, accessed December 28, 2025, <https://ajstd.ubd.edu.bn/cgi/viewcontent.cgi?article=1620&context=journal>
15. GraphRAG Explained: Building Knowledge-Grounded LLM Systems with Neo4j and LangChain | by DhanushKumar | Dec, 2025 | Towards AI, accessed December 28, 2025, <https://pub.towardsai.net/graphrag-explained-building-knowledge-grounded-llm-systems-with-neo4j-and-langchain-017a1820763e>
16. Welcome - GraphRAG, accessed December 28, 2025, <https://microsoft.github.io/graphrag/>
17. Graph RAG vs Traditional RAG: Choosing the Right RAG Architecture - Designveloper, accessed December 28, 2025, <https://www.designveloper.com/blog/graph-rag-vs-traditional-rag/>
18. Talk to Your Graph on top of Nature FIRST Biodiversity Knowledge Graph - Graphwise, accessed December 28, 2025, <https://graphwise.ai/blog/talk-to-your-graph-on-top-of-nature-first-biodiversity-knowledge-graph/>
19. The AI-Native GraphDB + GraphRAG + Graph Memory Landscape & Market Catalog, accessed December 28, 2025, <https://dev.to/yigit-konur/the-ai-native-graphdb-graphrag-graph-memory-landscape-market-catalog-2198>
20. Gartner says Composite AI is Required to Super Charge Decision Intelligence - Diwo,

- accessed December 28, 2025,  
<https://diwo.ai/blog/gartner-says-composite-ai-is-required-to-super-charge-decision-intelligence/>
21. Hype Cycle for Artificial Intelligence, 2025, accessed December 28, 2025,  
<https://www.gartner.com/interactive/hc/6579402>
  22. Top 10 Agentic AI Alternatives & Competitors in 2025 - G2, accessed December 28, 2025, <https://www.g2.com/products/agentic-ai/competitors/alternatives>
  23. 피지컬 AI 시대의 도래: 기술 동향, 데이터 전략 및 스타트업 협력 가이드,  
<https://blog.pebblous.ai/project/PhysicalAI/physical-ai-competition-strategy.html>
  24. AI goes physical: Navigating the convergence of AI and robotics - Deloitte, accessed December 28, 2025,  
<https://www.deloitte.com/us/en/insights/topics/technology-management/tech-trends/2026/physical-ai-humanoid-robots.html>
  25. What are Physics-Informed Neural Networks (PINNs)? Guide 2025 - Articsledge, accessed December 28, 2025,  
<https://www.articsledge.com/post/physics-informed-neural-networks-pinns>
  26. Physical Artificial Intelligence for Powering the Next Revolution in Robotics, accessed December 28, 2025,  
<https://asmedigitalcollection.asme.org/computingengineering/article/25/12/120809/1225298/Physical-Artificial-Intelligence-for-Powering-the>
  27. Neuro Symbolic Architectures with Artificial Intelligence for Collaborative Control and Intention Prediction - GSC Online Press, accessed December 28, 2025,  
<https://gsconlinepress.com/journals/gscarr/sites/default/files/GSCARR-2025-0288.pdf>
  28. 페블러스 사업 전망 분석: PitchBook '2026 AI Outlook' 관점,  
<https://blog.pebblous.ai/project/IR/pitchbook-ai-outlook-analysis.html>
  29. Composite AI Market Size, Trends, Growth, Analysis & Forecast, accessed December 28, 2025, <https://www.verifiedmarketresearch.com/product/composite-ai-market/>
  30. Neuro-Symbolic AI Market Research Report 2033 - Dataintel, accessed December 28, 2025, <https://dataintel.com/report/neuro-symbolic-ai-market>
  31. 페블러스 미국 특허(US 12,481,720 B2) 기술 및 비즈니스 가치 분석 보고서,  
<https://blog.pebblous.ai/project/DataClinic/pbls-patent-us-01.html>
  32. Physical AI 시대의 패권 경쟁: 데이터 중심 생존 전략과 페블러스의 역할,  
<https://blog.pebblous.ai/project/PhysicalAI/physical-ai-competition-strategy.html>
  33. 대한민국 AI 행동계획과 페블러스 AADS의 전략적 정합성 분석,  
<https://blog.pebblous.ai/project/AADS/korea-ai-strategy-aads-alignment.html>