QUESTT AI · WORKING PAPER · 2026년 2월

Intelligence Warehousing

기업 의사결정 에이전트를 위한 인지 아키텍처

실제 기업 운영 환경에서 98% 의사결정 정확도를 가능하게 하는 구조화된 지식 표현

Akhil Singh[1] · Nidhi Prabhu[1]
[1] Questt AI, 인도 벵갈루루
교신: akhil@questt.com | 발행: 2026년 2월 | Working Paper No. QAI-2026-003

한국어 번역본 · 원문의 본문, 표, 예시, 한계와 참고문헌을 번역·수록했습니다. 수치와 평가 결과는 원저자의 주장입니다. 원문은 Working Paper이며, 이 번역본이 독립 검증이나 동료 심사를 의미하지는 않습니다.

초록

기업용 AI 에이전트는 실제 운영 환경의 의사결정에서 지속적으로 기대에 못 미칩니다. 이는 기반 모델의 추론 능력이 부족해서가 아니라, 근거 있는 결정을 내리는 데 필요한 조직 고유의 지식에 구조적으로 접근할 수 없기 때문입니다. 이 논문은 기업 데이터 시스템과 AI 의사결정 에이전트 사이에 위치하는 Intelligence Warehouse를 제시합니다. 이는 업무 온톨로지, 명문화된 지표, 실행 가능한 의사결정 규칙이라는 세 계층을 정제된 지식 그래프로 구현한 지식 아키텍처입니다.

계층적 지식 표현, 절차 기억의 부호화, 맥락에 따른 인출이라는 인지신경과학의 원리를 바탕으로, 우리는 구조화된 지식 중개가 신뢰할 수 있는 자율 의사결정에 필요한 조건이라고 주장합니다. Fortune 500에 속하는 일용소비재(FMCG) 및 유통 기업의 실제 배포에서 이 아키텍처는 4주 구축 일정으로 98%의 의사결정 정확도를 달성했습니다. 구조화된 지식 계층이 없는 대조 아키텍처의 정확도는 62~73%였습니다. 이 논문은 아키텍처를 설명하고, 배포 결과를 보고하며, 널리 쓰이는 네 가지 대안과 비교하고, 대규모 기업 AI 시스템 설계에 대한 시사점을 논의합니다.

주요어: Intelligence Warehouse · 지식 그래프 · 기업 AI · 의사결정 에이전트 · 인지 아키텍처 · 업무 온톨로지 · FMCG · 유통

1. 서론

대규모 언어 모델(LLM)의 빠른 성숙은 기업 AI 배포에 역설을 만들었습니다. 정교한 추론, 여러 단계의 계획, 자연어 생성을 수행할 수 있는 모델은 널리 제공되고 있지만, 기업 AI 에이전트 배포의 대다수는 업무 담당자가 실행에 옮길 만큼 신뢰할 수 있는 결정을 내놓지 못합니다. 업계 조사에서는 기업 AI 시범 프로젝트 중 실제 운영 배포로 이어지는 비율이 20% 미만이라고 지속적으로 보고합니다(Gartner, 2025; McKinsey, 2025).

통상적인 진단은 이러한 실패를 환각, 추론 오류, 부족한 도메인 학습과 같은 모델의 한계 탓으로 돌립니다. 이 논문은 다른 설명을 제시합니다. Fortune 500에 속하는 FMCG, 유통, 소비재 기업에서의 광범위한 배포 경험을 통해, 우리는 주요 실패 원인이 모델의 무능력이 아니라 지식 아키텍처의 결손임을 관찰했습니다. 즉, 추론 시점에 조직의 업무 논리를 구조적으로 표현하고 질의할 수 있는 형태가 없다는 것입니다.

특정 지역에서 판매가 부진한 SKU의 가격을 인하할지 결정하는, 겉보기에는 단순한 기업 의사결정을 생각해 보겠습니다. 올바른 결정을 위해서는 제품 및 조직 계층 전반의 개체 식별, 조직이 정한 공식에 따른 지표 계산, 조건부 업무 규칙 적용, 예외 확인, 적절한 승인권자 식별이 필요합니다. 아무리 뛰어난 기반 모델이라도 각각의 지식 유형에 구조적으로 접근하지 못하면 이 결정을 신뢰성 있게 내릴 수 없습니다.

우리는 인지신경과학에서 유추를 끌어옵니다. 인간 전문가의 의사결정은 서로 상호작용하는 여러 기억 체계에 의존합니다. 분야 지식을 위한 의미 기억, 숙련된 절차와 규칙을 위한 절차 기억, 특정 맥락에 맞춘 인출을 위한 일화 기억이 이에 해당합니다(Tulving, 1985; Squire, 2004). 숙련된 영업 관리자는 매번 가격 인하 정책을 기초 원리부터 다시 도출하지 않습니다. 잘 구조화된 절차적 지식에서 이를 인출하고 맥락에 맞게 조정해 적용합니다. 기업 AI 에이전트에도 이에 대응하는 아키텍처가 필요합니다.

이 논문은 근거가 있고, 감사 가능하며, 정책을 준수하는 결정을 내리는 데 필요한 조직 지식을 AI 의사결정 에이전트에 제공하는 세 계층 지식 아키텍처인 Intelligence Warehouse를 소개합니다. 아키텍처를 설명하고 실제 배포 결과를 제시한 다음, 널리 쓰이는 네 가지 대안과 비교하고 기업 AI 설계에 대한 시사점을 논의합니다.

2. 기업 AI의 지식 격차

2.1 데이터 접근에서 의사결정 역량으로

대부분의 기업 AI 아키텍처는 LLM에 기업 데이터 접근 권한을 주면 의사결정에 충분하다고 암묵적으로 가정합니다. 실제로 우리는 데이터 접근과 의사결정 역량 사이에 체계적인 격차가 있음을 확인했습니다. 이 격차는 여러 실제 배포에서 반복적으로 관찰된 네 가지 특징적인 실패 유형으로 나타납니다.

실패 유형	근본 원인	관찰 빈도
존재하지 않는 개체 생성	구조화된 온톨로지가 없어 에이전트가 제품 또는 조직 관계를 지어냄	의사결정의 38%
잘못된 공식 적용	지표 정의가 명문화되지 않아 계산을 근사함	의사결정의 44%
의사결정 규칙 누락	업무 정책이 에이전트 맥락에 없어 즉흥적으로 권고함	의사결정의 72%
권한·역할 오류	조직 계층과 승인 경로가 표현되어 있지 않음	의사결정의 81%

표 1. 구조화된 지식 계층이 없는 기업 AI 의사결정 에이전트의 대표적인 실패 유형. 12개 실제 배포에서 관찰한 빈도이며, 표본은 의사결정 2,400건(N = 2,400)입니다.

2.2 인지신경과학의 관점

표 1의 실패 유형은 인지신경과학에서 충분히 연구된 현상과 직접 대응합니다. 인간 전문가의 수행 능력은 의사결정 시점의 작업 기억에서 구조화된 지식 표현을 사용할 수 있는지에 크게 달려 있습니다(Ericsson & Kintsch, 1995). 체스(Chase & Simon, 1973)부터 의학적 진단(Norman & Eva, 2010)까지 여러 분야의 전문가·초보자 비교 연구는, 전문성이 우수한 추론 능력보다 분야별 지식 구조의 풍부함과 접근 가능성에 있다는 점을 일관되게 보여줍니다.

인지 연구 문헌의 세 가지 발견이 특히 관련됩니다. 첫째, 지식의 계층적 조직은 빠른 범위 식별을 가능하게 합니다. 체스 전문가는 판의 배치를 개별 기물 32개가 아니라 계층적으로 조직된 패턴, 즉 청크로 인식하여 여러 맥락에서 빠르게 패턴을 대응시킵니다(Gobet & Simon, 1996). 이는 구조화된 계층을 탐색해 여러 단계의 개체 질의를 해결하도록 하는 Intelligence Warehouse의 온톨로지 계층과 유사합니다.

둘째, 절차 기억의 부호화는 일관된 규칙 적용을 가능하게 합니다. 전문가는 의사결정 절차를 기초 원리부터 다시 도출하지 않고, 충분히 연습한 생성 규칙을 인출해 실행합니다(Anderson, 1983). 이는 아키텍처의 3계층에서 의사

결정 규칙을 명시적으로 부호화하는 것에 대응합니다. 셋째, 맥락 의존적 인출은 알맞은 상황에 알맞은 지식이 활성화되도록 합니다. 부호화 특수성 원리(Tulving & Thomson, 1973)에 따르면, 인출 단서가 부호화 조건과 맞을 때 지식 인출이 가장 효과적입니다. 구조화된 지식 그래프는 바로 이러한 조건을 유형이 정해진 관계와 범위 제약을 통해 제공합니다.

3. Intelligence Warehouse 아키텍처

Intelligence Warehouse는 정제된 지식 그래프로 구현한 세 계층 지식 아키텍처로, 근거 있는 의사결정에 필요한 구조화된 조직 지식을 AI 의사결정 에이전트에 제공합니다. 각 계층은 서로 다른 지식 유형에 대응하며, 세 계층이 함께 자율적 업무 의사결정에 필요한 완전한 지식 맥락을 구성합니다.



그림 1. 세 계층 Intelligence Warehouse 아키텍처. 각 계층은 구조적 지식(L1), 계산적 지식(L2), 절차적 지식(L3)을 각각 표현합니다.

3.1 1계층: 업무 온톨로지 - 기업은 무엇인가

기반 계층은 기업의 구조적 실체를 표현합니다. 제품 계층(회사 → 사업부 → 카테고리 → 브랜드 → SKU), 지역 계층, 영업 조직 구조, 채널 정의가 여기에 포함됩니다. 그래프의 각 노드에는 유형이 지정된 속성이 있고, 간선은 어느 지역 영업 관리자(RSM)가 어느 구역을 관리하는지, 어떤 SKU가 어느 브랜드군에 속하는지, 어떤 유통업체가 어느 지역을 담당하는지와 같은 관계를 표현합니다.

이 계층이 없으면 에이전트는 "북부 권역 RSM이 관리하는 모든 스킨케어 SKU의 판매 소진율은 얼마인가?"와 같은 다단계 질의를 해결하거나 지표 계산 범위를 올바르게 정할 수 없습니다. 우리의 배포에서 구조화된 개체 식별 기능이 없는 에이전트가 내린 잘못된 결정 중 약 38%는 온톨로지 관련 오류였습니다.

3.2 2계층: 명문화된 지표 - 기업은 자신을 어떻게 측정하는가

지표 계층은 기업이 성과를 측정하는 데 사용하는 정확한 계산 정의를 표현합니다. 각 지표 노드에는 명시적인 공식(예: 판매 소진율 = 2차 판매 수량 ÷ 기초 재고 × 100), 적용 범위(SKU × 유통업체 × 월), 임계 구간(녹색·황색·적색), 계산 주기가 담깁니다. 복합 지표는 구성 요소의 가중치를 유형이 지정된 그래프 간선으로 표현하므로, 에이전트가 임의의 세분 수준으로 지표를 분해하고 다시 계산할 수 있습니다.

이 계층은 BI를 매개로 하는 아키텍처의 중요한 한계를 해결합니다. 미리 계산된 지표는 처음 정의된 집계 수준에서만 사용할 수 있습니다. 에이전트가 SKU 대신 브랜드 수준의 판매 소진율처럼 다른 범위에서 지표를 다시 계산하려면, 사전 계산 결과만이 아니라 공식 자체가 필요합니다.

3.3 3계층: 의사결정 규칙 - 기업은 알고 있는 것을 바탕으로 어떻게 행동하는가

규칙 계층은 행동을 통제하는 조직 고유의 의사결정 논리를 표현합니다. 각 규칙에는 발동 조건(예: 재고 일수 > 120 AND 판매 소진율 < 30%), 단계별 대응을 포함한 조건부 행동 논리(예: 마진 > 35%이면 15% 가격 인하, 25~35%이면 10% 가격 인하), 역할별 권한(누가 제안하고 누가 승인하는지), 상위 보고 경로, 예외 조건이 명시됩니다. 특히 규칙은 그래프 안에서 서로 참조합니다. 가격 인하 규칙이 재배분 규칙을 호출할 수 있고, 신제품 출시 규칙이 표준 가격 인하 정책보다 우선할 수 있습니다.

일반적인 FMCG 기업은 가격 인하, 재배분, 재보충, 상품 구성 변경, 가격 조정, 판촉 계획을 다루는 핵심 의사결정 규칙 10~25개로 운영됩니다. 이러한 한정된 범위는 구현 가능성에 관한 중요한 통찰입니다. 규칙 계층은 수개월이 걸리는 지식 공학 작업이 아니라, 수주 안에 진행할 수 있는 추출 프로젝트입니다.

4. 질의 탐색: 설명을 위한 예시

아키텍처의 동작을 보여 주기 위해 대표적인 기업 의사결정 질문을 생각해 보겠습니다. "북부 권역에서 GlowMax Men 50ml의 가격을 인하해야 할까요?" 현재 데이터는 재고 일수(DOI) 140일, 판매 소진율 22%, 마진 30%입니다. 올바른 답변을 위해서는 세 계층에서 정보를 함께 가져와야 합니다.

단계	계층	에이전트의 행동
1. 개체 식별	L1: 온톨로지	GM-M-50ml → GlowMax → 스킨케어를 식별합니다. 북부 권역 → 3개 지역 → RSM 담당 배정을 확인합니다.
2. 지표 계산	L2: 지표	명시적 공식과 범위 검증을 통해 DOI = 140일, 판매 소진율 = 22%, 마진 = 30%를 계산합니다.
3. 규칙 적용	L3: 규칙	D1 규칙에 일치합니다. DOI > 120 충족 AND ST < 30% 충족. 마진이 25~35% 구간이므로 10% 가격 인하를 적용합니다.
4. 예외 확인	L3: 규칙	재고 > 100 충족. 신제품이 아님. 전략 SKU가 아님. 발동하는 예외가 없습니다.
5. 승인 경로	L1 + L3	RSM이 제안 → ZSM이 승인합니다. 조직 그래프에서 북부 권역의 RSM을 식별합니다.

표 2. 가격 인하 결정을 위한 다섯 단계의 질의 탐색. 어느 한 계층만으로는 충분하지 않으며, 세 계층에서 정보를 함께 가져와야 올바른 답에 도달합니다.

핵심은 어느 개별 계층도 단독으로 올바른 결정을 내리지 못한다는 점입니다. 1계층이 없으면 북부 권역을 관리하는 RSM이 누구인지 알 수 없습니다. 2계층이 없으면 판매 소진율 공식을 근사하여 일관되지 않은 계산을 할 수 있습니다. 3계층이 없으면 "15~20% 가격 인하"와 같이 그럴듯하지만 조직 정책과 맞지 않는 권고를 생성합니다. 이 아키텍처의 가치는 세 계층의 상호작용에서 나옵니다.

5. 실제 운영 배포 결과

5.1 정확도 분석

우리는 FMCG와 기업형 유통 기업의 실제 배포 12건에서 의사결정 정확도를 평가했습니다. 완전한 Intelligence Warehouse를 갖춘 에이전트를 대조 구성과 비교했습니다. 정확도는 동일한 입력을 받은 인간 분야 전문가가 내릴 결정과 정확히 일치하는지로 정의했으며, 각 고객 조직의 독립 검토 위원회가 이를 검증했습니다.

오류 범주	IW 없음	IW 적용	감소율
존재하지 않는 개체 생성	빈번함(38%)	드묾(<2%)	95%
잘못된 공식	빈번함(44%)	드묾(<2%)	96%
의사결정 규칙 누락	거의 확실함(72%)	드묾(<2%)	97%
역할·권한 오류	거의 확실함(81%)	드묾(<1%)	99%
예외 미확인	거의 확실함(72%)	간헐적(8%)	89%

표 3. 실제 배포 12건에서 관찰한 범주별 오류 감소(N = 2,400개 의사결정). Intelligence Warehouse는 모든 오류 범주를 89~99% 줄였으며, 남은 오류는 경계 사례의 예외 논리에 집중되었습니다.

전체 의사결정의 약 2%에 해당하는 잔여 오류는 두 범주에 집중됩니다. 아직 규칙 계층에 표현되지 않은 새로운 예외 상황과, 조직 정책 자체가 충분히 구체화되지 않아 실제로 모호한 상황입니다. 중요한 점은 인간 의사결정자에게도 이러한 오류가 어렵다는 것입니다. 이는 예방 가능한 지식 공백이 아니라, 의사결정 복잡성의 실질적인 최전선을 나타냅니다.

5.2 구축 일정

배포에서 얻은 중요한 발견은 Intelligence Warehouse를 4주 일정으로 구축할 수 있다는 것입니다. 세 계층을 병렬로 구성하고, 각 계층이 기존 기업 자료를 활용하기 때문에 가능합니다.

기간	계층	입력 자료	방법
1~2주	L1: 온톨로지	ERP 마스터 데이터, 조직도, 채널 정의	추출 + 정제
1~2주	L2: 지표	KPI 정의, BI 도구 설정, 보고 기준	명문화 + 검증
2~4주	L3: 의사결정 규칙	분야 전문가 인터뷰, 정책 문서, 표준 운영 절차(SOP)	추출 + 반복 검증
3~4주	통합	데이터 커넥터, 에이전트 프레임워크	연결 + 종단간 테스트

표 4. Intelligence Warehouse의 병렬 구축 일정. 일반적인 FMCG 기업의 핵심 의사결정 규칙은 10~25개이므로, 규칙 계층은 범위가 한정된 추출 프로젝트가 됩니다.

6. 비교 분석

우리는 4절에서 설명한 GlowMax 가격 인하 결정을 표준화된 시험 시나리오로 사용하여 Intelligence Warehouse를 널리 쓰이는 네 가지 대안 아키텍처와 비교했습니다. 올바른 답변을 위해서는 관련 의사결정 규칙을 식별하고, 발동 조건을 확인하며, 마진 구간별 논리를 적용하고, 예외를 검증한 뒤, 전체 승인 경로를 명시해야 합니다.

6.1 대안 아키텍처

LLM + 데이터 웨어하우스

이 구성은 SQL 생성을 통해 에이전트를 기업 데이터 웨어하우스의 테이블에 직접 연결합니다. 스키마가 잘 문서화되어 있으면 정확한 숫자를 가져오지만, 업무 규칙, 임계값 정의, 조직 권한을 표현하는 수단은 없습니다. 우리의 평가에서 이 구성은 정책에 맞는 10% 대신 15~20% 가격 인하를 제안하는 것처럼, 자신 있게 틀린 권고를 내놓았습니다. 에이전트에게 데이터는 있었지만 조직의 논리는 없었기 때문입니다.

LLM + BI 도구

BI를 매개로 하는 아키텍처는 올바른 공식으로 미리 계산한 지표를 제공하므로 계산 정확도 문제를 해결합니다. 그러나 지표는 사전 정의된 세분 수준에서만 제공되고, 에이전트는 다른 범위에서 다시 계산할 수 없으며, 조건부 의사결정 논리도 없습니다. 신뢰할 수 있는 숫자는 있지만 행동을 즉흥적으로 정해야 하므로, 동일한 시나리오에서도 권고가 달라지고 일관성이 떨어집니다.

LLM + 프롬프트 엔지니어링

업무 규칙을 LLM 프롬프트에 직접 넣는 방식은 작고 제한된 규칙 집합, 보통 5개 미만의 규칙에는 효과적입니다. 그러나 이 접근은 확장되지 않습니다. 규칙들이 컨텍스트 창의 공간을 두고 경쟁하고, 버전 관리나 감사가 되지 않으며, 규칙 복잡도가 커질수록 예측하기 어려운 방식으로 성능이 저하됩니다. 서로 상호작용하는 규칙 10~25개를 가진 실제 기업 환경에서는 프롬프트에 넣은 논리의 의사결정 정확도가 65% 미만이었습니다.

LLM + 온톨로지만 사용

온톨로지만 제공하는 아키텍처는 SKU에서 브랜드, 카테고리, 담당 관리자로 이어지는 관계를 정확하게 연결하여 뛰어난 개체 식별 능력을 제공합니다. 그러나 존재하는 대상을 표현할 뿐, 이를 어떻게 측정하고 어떤 행동을 할지는 표현하지 않습니다. 온톨로지는 사용할 수 있지만 지표와 규칙이 없는 에이전트는 공식과 행동 권고를 모두 즉흥적으로 구성해, 구조적으로는 일관되지만 내용상 틀린 결정을 내렸습니다.

6.2 역량 평가표

역량	+DW	+BI	+프롬프트	+온톨로지	IW
데이터 조회	지원	지원	부분	지원	지원
개체 식별	없음	없음	부분	지원	지원
지표 공식	없음	지원	부분	없음	지원
의사결정 규칙	없음	없음	부분	없음	지원
예외 처리	없음	없음	부분	없음	지원
역할·권한	없음	없음	부분	부분	지원
감사 가능·버전 관리	지원	지원	없음	지원	지원
모델에 독립적	지원	지원	없음	지원	지원

표 5. 다섯 가지 아키텍처 구성의 역량 평가표. 지원 = 완전한 역량, 부분 = 부분적 역량, 없음 = 부재. 원문의 기호를 한국어로 표기했습니다. 원문은 Intelligence Warehouse만이 여덟 가지 역량 차원 모두를 완전히 지원한다고 평가합니다. DW는 데이터 웨어하우스입니다.

7. 주목할 두 가지 아키텍처 특성

7.1 정제된 지식의 가치는 누적됩니다

자연어 처리 추출이나 통계적 동시 출현 분석으로 자동 구성한 지식 그래프는 업무의 진실이 아니라 텍스트 패턴을 반영합니다. 정제된 그래프는 조직의 정확한 관계를 표현하며, 정보가 하나씩 추가될 때마다 그래프 전체의 의사결정 품질이 향상됩니다. 하나의 의사결정 규칙에 새로운 예외를 추가하면, 모든 지역의 모든 SKU에 대한 관련 질의에 즉시 영향을 줍니다. 이러한 누적 효과는 지식 정제의 한계비용은 줄어드는 반면 한계가치는 커진다는 뜻입니다. 이는 기업 시스템에서 드물고 가치 있는 특성입니다.

이는 전문가의 지식 구조가 자연스럽게 축적된다는 인지과학의 관찰과 닮아 있습니다. 새로운 정보가 고립된 추가 항목이 되는 대신 기존 스키마에 통합된다는 것입니다(Rumelhart & Norman, 1978). 그 결과 잘 정제된 Intelligence Warehouse는 시간이 지날수록 가치가 커지며, 쉽게 복제하기 어려운 누적 지식 자산이 됩니다.

7.2 지식을 모델과 분리합니다

업무 논리가 프롬프트 안에 들어 있으면 취약해집니다. 특정 모델과 강하게 결합되고, 버전 관리가 되지 않으며, 독립적으로 감사하거나 질의할 수 없습니다. 조직의 지식을 그래프로 옮기면 규칙은 버전 관리·감사·질의가 가능한 일급 데이터 객체가 됩니다. 정책 노드 하나를 바꾸면 기업 전체의 모든 에이전트에 변경이 즉시 반영됩니다. 지식 계층은 그대로 두고 기반 LLM을 다른 공급자의 모델이나 다음 세대 모델로 교체할 수 있습니다.

이러한 관심사의 분리는 단순한 엔지니어링 편의가 아니라 기업 수준 AI 시스템의 아키텍처 요구사항입니다. 규제 환경에서는 AI 의사결정 논리의 감사 가능성을 점점 더 요구합니다. 그 논리가 여러 프롬프트 템플릿에 흩어져 있

으면 사실상 감사하기 어렵습니다. 구조화된 그래프에 있으면 내용을 검사하고, 버전을 관리하며, 형식적으로 검증할 수 있습니다.

8. 기업 실행 시 고려사항

아키텍처 개념에서 실제 운영 배포로 넘어갈 때는 논의할 가치가 있는 현실적 과제가 나타납니다. 여기에서는 Fortune 500 기업에서 수행한 12개 배포의 관찰 결과를 공유합니다.

8.1 분야 전문가 지식 추출의 병목

3계층인 의사결정 규칙에는 분야 전문가(SME)의 조직 지식을 추출하는 과정이 필요합니다. 전문가들은 자신의 의사결정 과정을 형식적인 용어로 표현하지 못하는 경우가 많습니다. 우리는 구체적인 시나리오를 제시하고 추론 과정을 단계별로 설명하도록 하는 구조화된 인터뷰 방법론을 개발했습니다. 이 방법은 업무 분야마다 2~3회의 세션으로 의사결정 규칙을 안정적으로 추출합니다. 핵심은 전문가가 처음부터 올바른 의사결정 논리를 만들어 내는 것보다, 이미 제시된 논리가 올바른지 알아보는 일을 더 쉽게 한다는 점입니다. 따라서 개방형 질문으로 지식을 끌어내기보다, 풀이된 예시를 놓고 반복적으로 검증하는 편이 더 생산적입니다.

8.2 조직 변화 관리

명문화된 규칙을 따르는 의사결정 에이전트를 배포하면 부수적인 이점도 드러납니다. 조직이 암묵적 의사결정 논리를 명시하도록 한다는 것입니다. 여러 배포에서 Intelligence Warehouse를 구축하는 과정은, 같은 정책이라고 여겨지던 것을 사업부마다 다르게 적용하는 불일치를 드러냈습니다. 그래프는 AI를 위한 산출물에 그치지 않고, 의사결정이 어떻게 이루어져야 하는지에 대한 단일한 기준을 제공하는 조직 지식 관리 도구가 됩니다.

8.3 거버넌스와 감사 가능성

어떤 개체를 식별했는지, 어떤 공식을 적용했는지, 어떤 규칙이 발동했는지, 어떤 예외를 확인했는지 등 모든 의사결정 탐색이 기록되므로, Intelligence Warehouse는 AI가 생성한 모든 결정에 대해 완전한 감사 추적을 제공합니다. 이는 규제 산업과 이사회 수준의 AI 거버넌스 요구를 받는 조직에서 점점 더 중요해집니다. 각 결정을 모델 내부 표현이 아니라 업무 용어로 재구성하고 설명할 수 있습니다.

8.4 사업부 간 확장

흔한 우려 중 하나는 사업부나 지역마다 Intelligence Warehouse를 새로 구축해야 하는가입니다. 실제로 1·2계층은 사업부 사이에서 구조적으로 상당한 공통성을 보입니다. 제품 계층과 지표 정의는 대체로 전사 표준이기 때문입니다. 반면 3계층의 규칙에는 지역별 차이가 있습니다. 우리의 배포 방법론은 이를 "공통 기반 + 차이분(core + delta)" 방식으로 다룹니다. 공통 기반을 한 번 구축하고 사업부별 규칙을 점진적으로 덧붙입니다. 기업 내부에서 두 번째, 세 번째 배포는 보통 첫 배포보다 40~60% 적은 노력을 필요로 합니다.

9. 한계와 향후 연구

현재 아키텍처의 몇 가지 한계를 인정할 필요가 있습니다. 첫째, 98%라는 정확도는 비교적 잘 구조화된 의사결정 논리를 가진 FMCG 및 기업형 유통 분야의 배포 결과입니다. 경쟁 시장의 전략적 가격 결정처럼 규칙이 더 모호하거나 빠르게 변하는 분야로 확장하면 정확도 양상이 달라질 수 있습니다. 둘째, 현재 아키텍처는 결정론적 규칙과 단계별 의사결정 규칙을 잘 처리하지만, 확률적이거나 최적화에 기반한 의사결정 논리를 기본적으로 표현하지는 않습니다. 셋째, 4주 구축 일정은 데이터 인프라가 합리적인 수준으로 성숙한 조직에 해당합니다. 시스템이 분절되었거나 문서화가 미흡한 조직은 데이터 준비에 더 긴 시간이 필요할 수 있습니다.

향후 연구에는 확률적 의사결정 규칙을 지원하도록 아키텍처를 확장하는 일, 오래된 규칙을 탐지하고 갱신을 제안하는 자동화 방법 개발, 여러 기업이 참여하는 공급망 의사결정을 위한 연합형 Intelligence Warehouse 구성 탐색, 더 다양한 산업군을 대상으로 하는 정식 벤치마킹이 포함됩니다.

10. 결론

Intelligence Warehouse는 우리가 기업 AI 배포의 핵심 병목이라고 보는 문제, 즉 추론 시점에 조직 고유의 업무 논리를 구조적으로 표현하고 질의할 수 있는 형태가 없다는 문제를 다룹니다. 업무 지식을 온톨로지·지표·규칙이라는 세 계층으로 나누고 정제된 지식 그래프로 구현함으로써, 이 아키텍처는 AI 의사결정 에이전트가 실제 기업 운영 환경에서 98% 정확도로 근거 있고, 정책을 준수하며, 감사 가능한 결정을 내리도록 합니다.

핵심은 다음과 같습니다. 데이터 웨어하우스는 무엇이 일어났는지 알려 줍니다. BI 도구는 그 이유를 알려 줍니다. Intelligence Warehouse는 그에 대해 무엇을 해야 하는지, 누가 해야 하는지, 어떤 예외를 살펴야 하는지를 AI 에이전트에 알려 줍니다. 그 결과 에이전트는 지식이 있는 것처럼 말하는 데 그치지 않고, 실제로 지식을 갖추게 됩니다.

기업이 AI 실험에서 AI 기반 운영으로 나아갈 때, 질문은 기반 모델이 충분히 유능한가가 아닙니다. 모델은 이미 유능합니다. 질문은 그 주변의 지식 아키텍처가 충분한가입니다. Intelligence Warehouse는 기업 데이터와 기업 의사결정의 간극을 연결하는 실용적이고, 배포 가능하며, 검증된 아키텍처라는 하나의 답을 제시합니다.

감사의 글

이 논문에서 설명한 실제 배포에 기여한 Questt AI 구현 팀에 감사드립니다. 의사결정 과정에 대한 접근을 제공하고 결과를 검증해 주신 FMCG 및 유통 분야 기업 파트너들께 감사드립니다. 인지신경과학에 기반한 설명 틀은 인지과학 연구 커뮤니티 동료들과의 논의에서 도움을 받았습니다.

참고문헌

Anderson, J. R. (1983). The Architecture of Cognition. Harvard University Press.

Chase, W. G., & Simon, H. A. (1973). Perception in chess. Cognitive Psychology, 4(1), 55–81.

Ericsson, K. A., & Kintsch, W. (1995). Long-term working memory. Psychological Review, 102(2), 211–245.

Gartner. (2025). Hype Cycle for Artificial Intelligence. Gartner Research.

Gobet, F., & Simon, H. A. (1996). Templates in chess memory: A mechanism for recalling several boards. Cognitive Psychology, 31(1), 1–40.

McKinsey & Company. (2025). The State of AI in 2025: Moving from Pilots to Production. McKinsey Global Institute.

Norman, G. R., & Eva, K. W. (2010). Diagnostic error and clinical reasoning. Medical Education, 44(1), 94–100.

Rumelhart, D. E., & Norman, D. A. (1978). Accretion, tuning, and restructuring: Three modes of learning. In J. W. Cotton & R. Klatzky (Eds.), Semantic Factors in Cognition. Erlbaum.

Squire, L. R. (2004). Memory systems of the brain: A brief history and current perspective. Neurobiology of Learning and Memory, 82(3), 171–177.

Tulving, E. (1985). Memory and consciousness. Canadian Psychology, 26(1), 1–12.

Tulving, E., & Thomson, D. M. (1973). Encoding specificity and retrieval processes in episodic memory. Psychological Review, 80(5), 352–373.

저자 소개

Akhil Singh은 Questt AI의 CEO이자 공동 창업자입니다. 인지 아키텍처 원리를 기업 AI 의사결정 시스템에 적용하는 연구에 집중하고 있습니다.

Nidhi Prabhu는 Questt AI의 공동 창업자로, Fortune 500 고객을 위한 지식 그래프 아키텍처와 기업 AI 플랫폼 개발을 이끌고 있습니다.

© 2026 Questt AI. 모든 권리 보유. 원문은 독점적 정보를 포함하며, Questt AI의 사전 서면 허가 없이 출판물의 일부를 복제하거나 배포할 수 없다고 명시합니다.

questt.com · contact@questt.com
원문: https://intelligencewarehouse.com/IW-Whitepaper.pdf