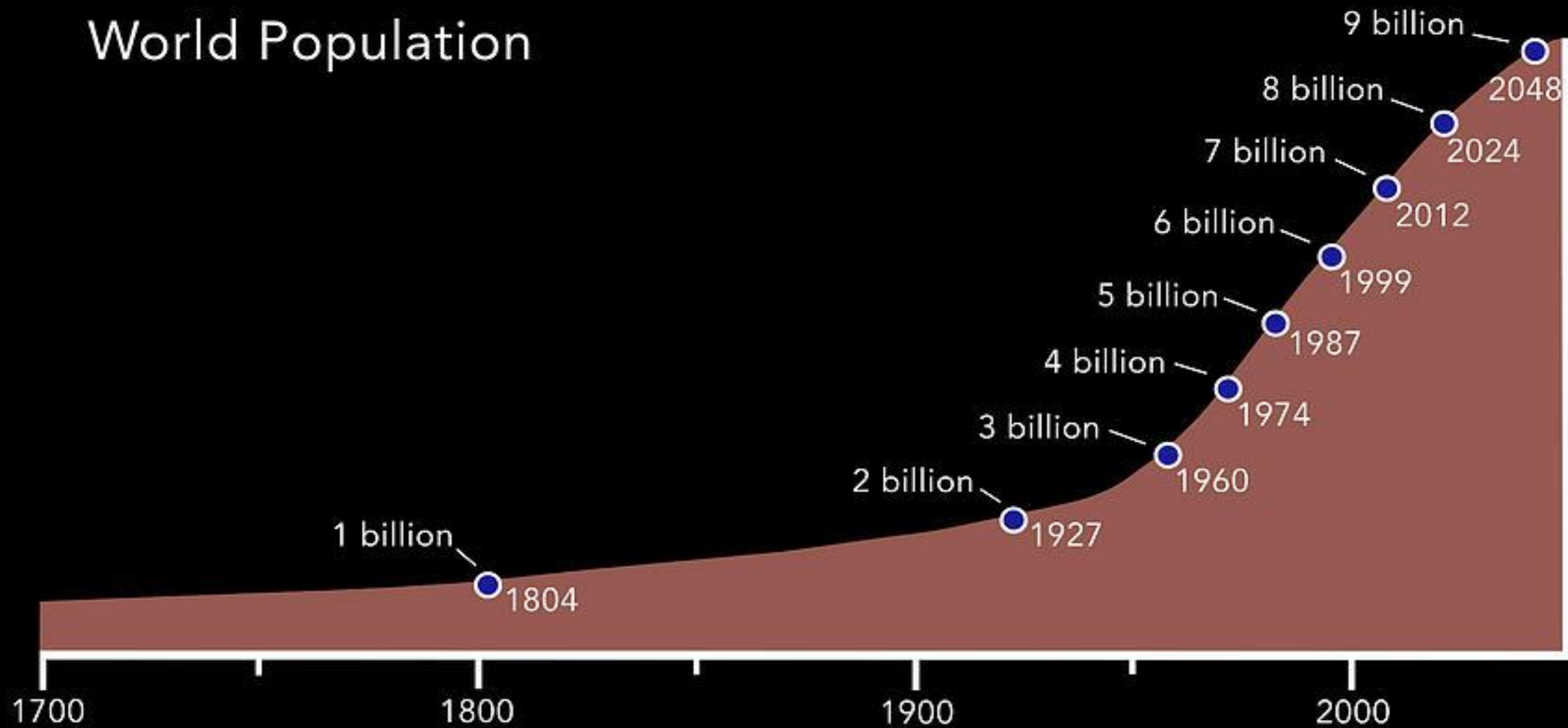


2026 제1차 기록관리 연구 세미나

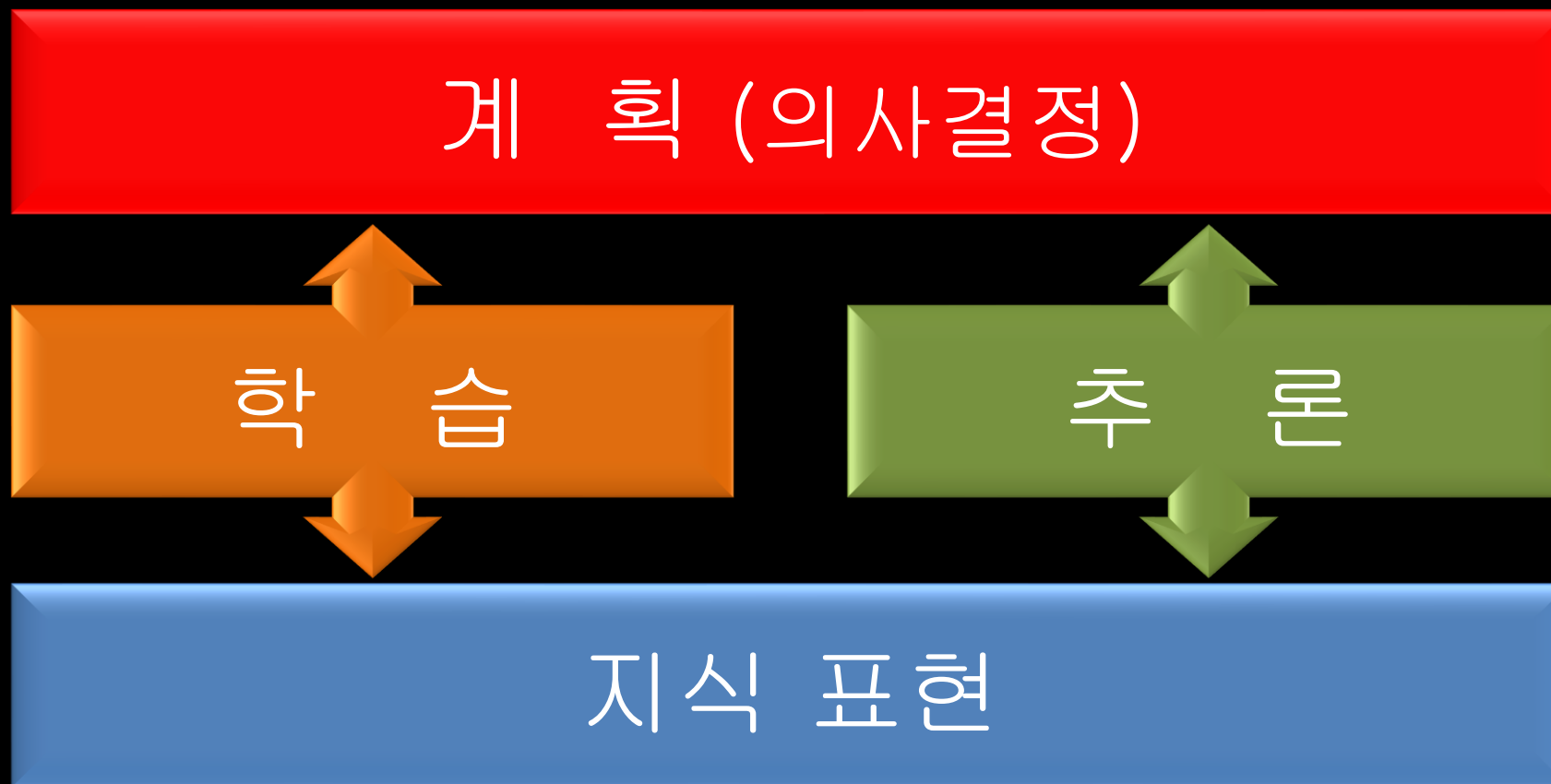
AI 에이전트 폭증의 시대 공공서비스의 미래

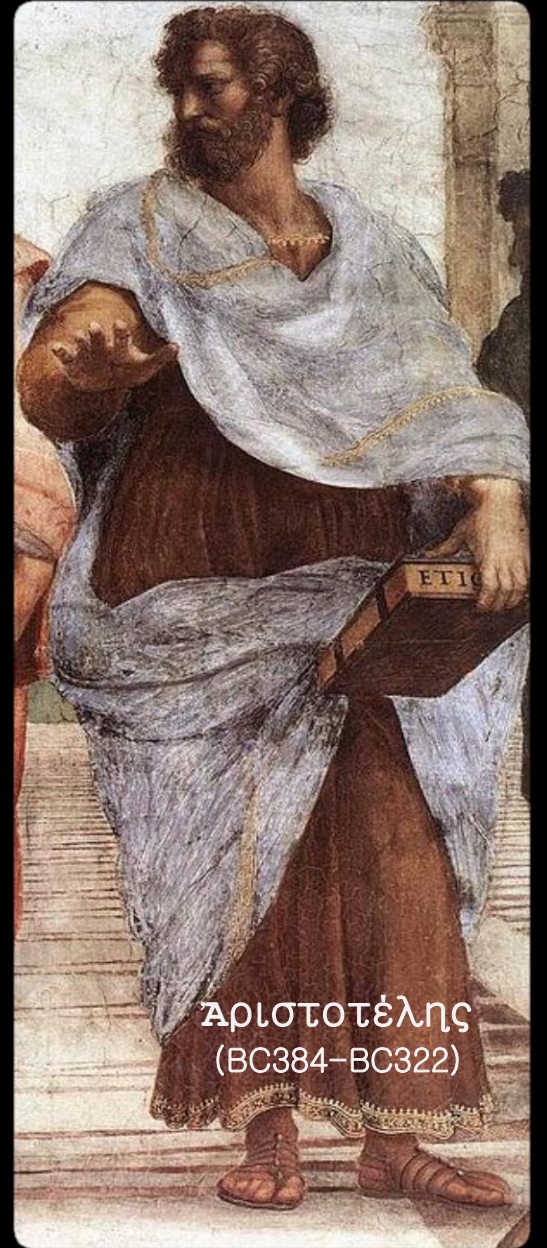
이 경 일 | tony.lee@saltlux.com

World Population

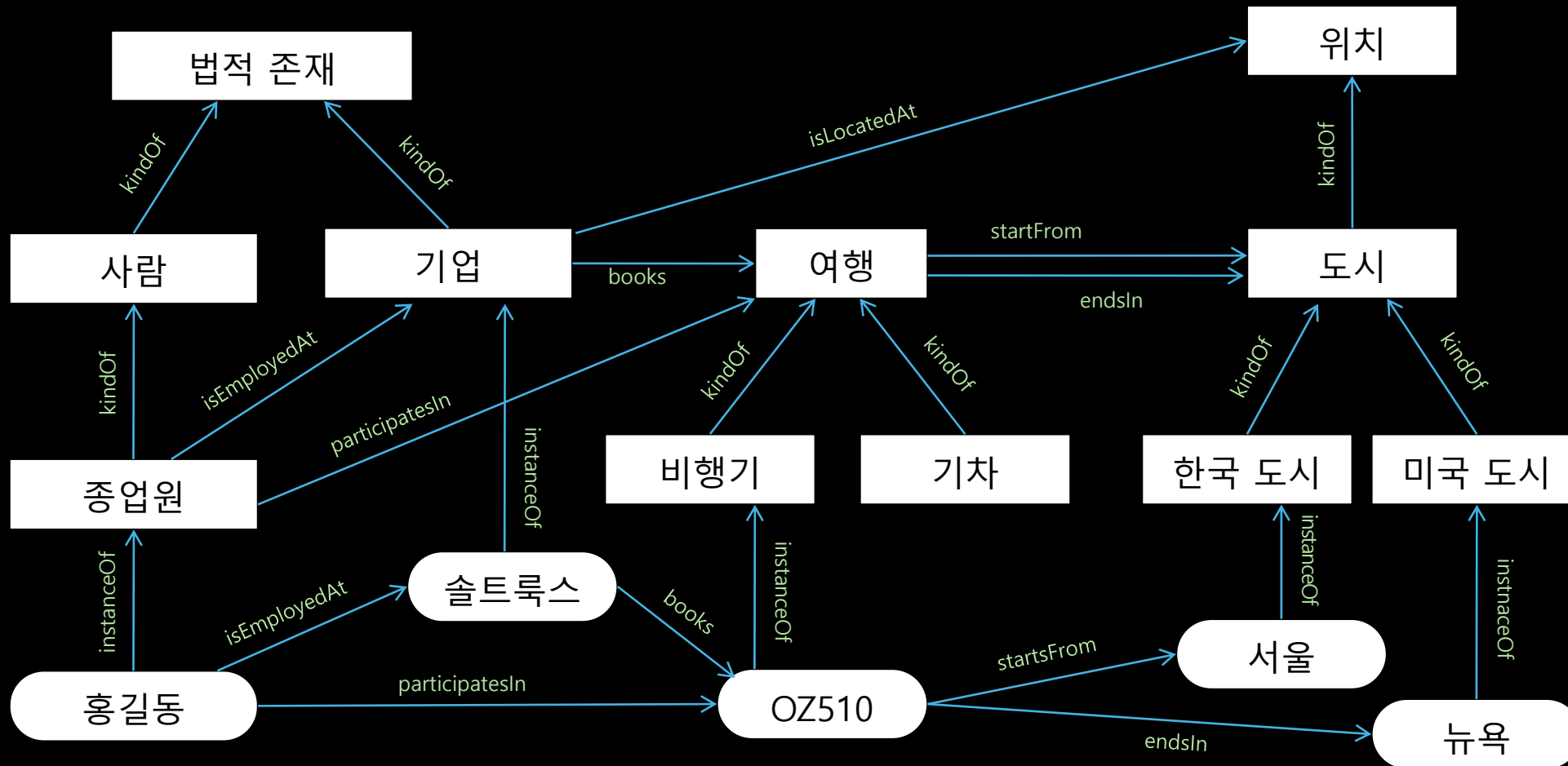


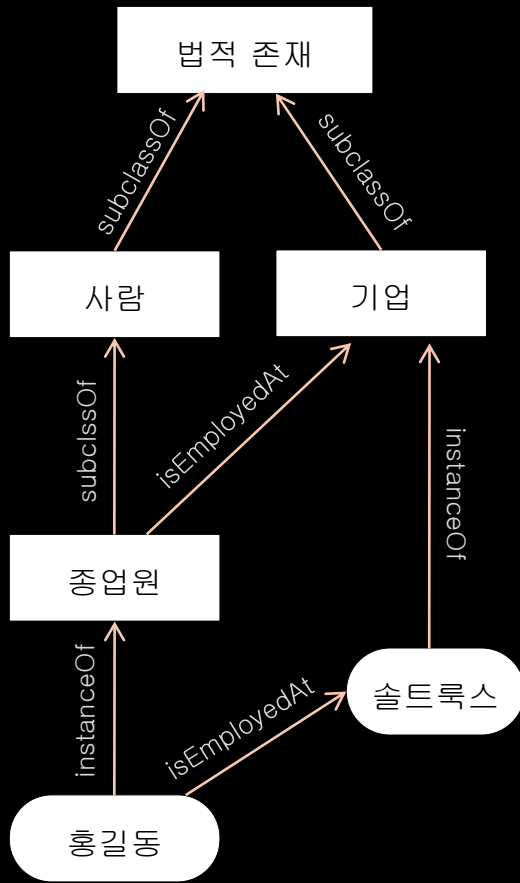
지능 (知能)



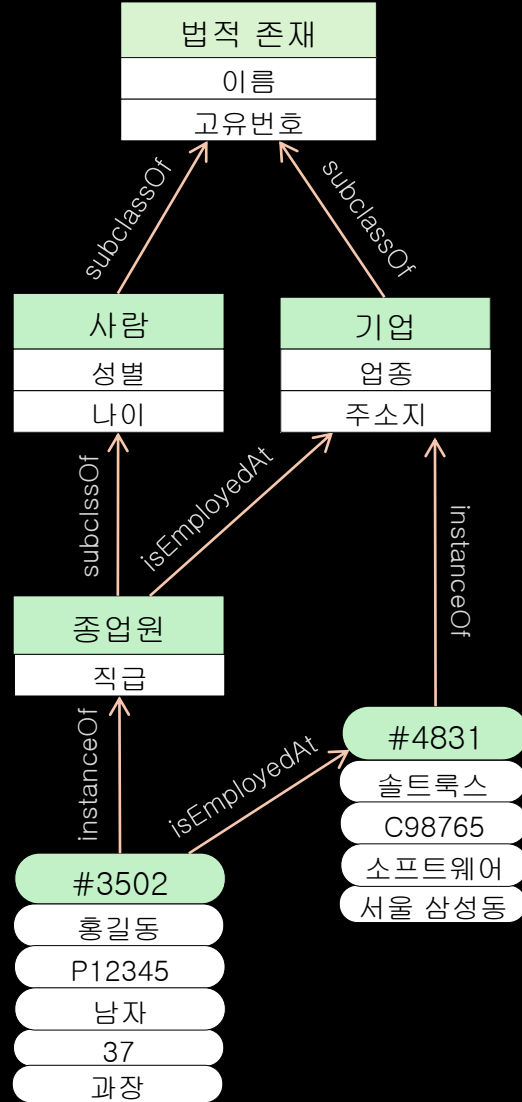


기업에 종사하는 종업원은 사람들이고, 기업과 종업원은 모두 법적 존재이다. 기업은 직원들을 위해 여행 예약을 할 수 있다. 여행은 한국 내 도시, 혹은 미국의 도시를 오고 가는 비행기 혹은 기차를 통해 가능하다. 기업들과 출장지는 도시에 위치하고 있다. 솔트룩스는 홍길동을 위해 서울과 뉴욕 왕복 항공편인 OZ510을 예약하였다.

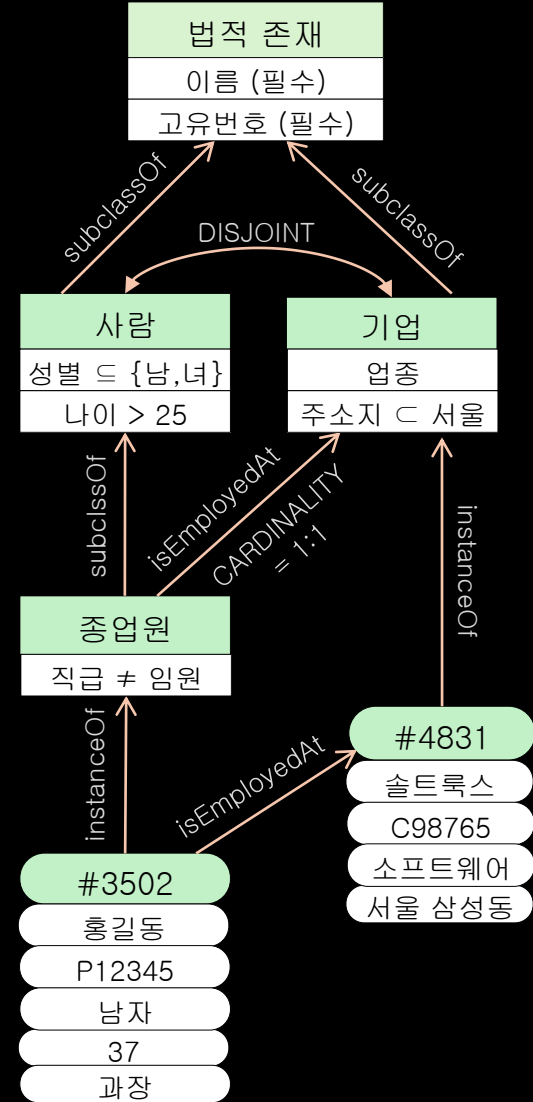




(a) 지식 그래프



(b) a + 프레임(프로퍼티)



(c) b + 공리, 제약조건 = 온톨로지

기계 학습

(Machine Learning)



문제 해결 및 과업 달성을 위해 ;

- 사람이 컴퓨터 코드를 일일이 작성하지 않고,
- 대규모 데이터와 일반화된 알고리즘을 통해 ,
- 문제 해결 패턴(모델)을 자동 학습하는 기술.

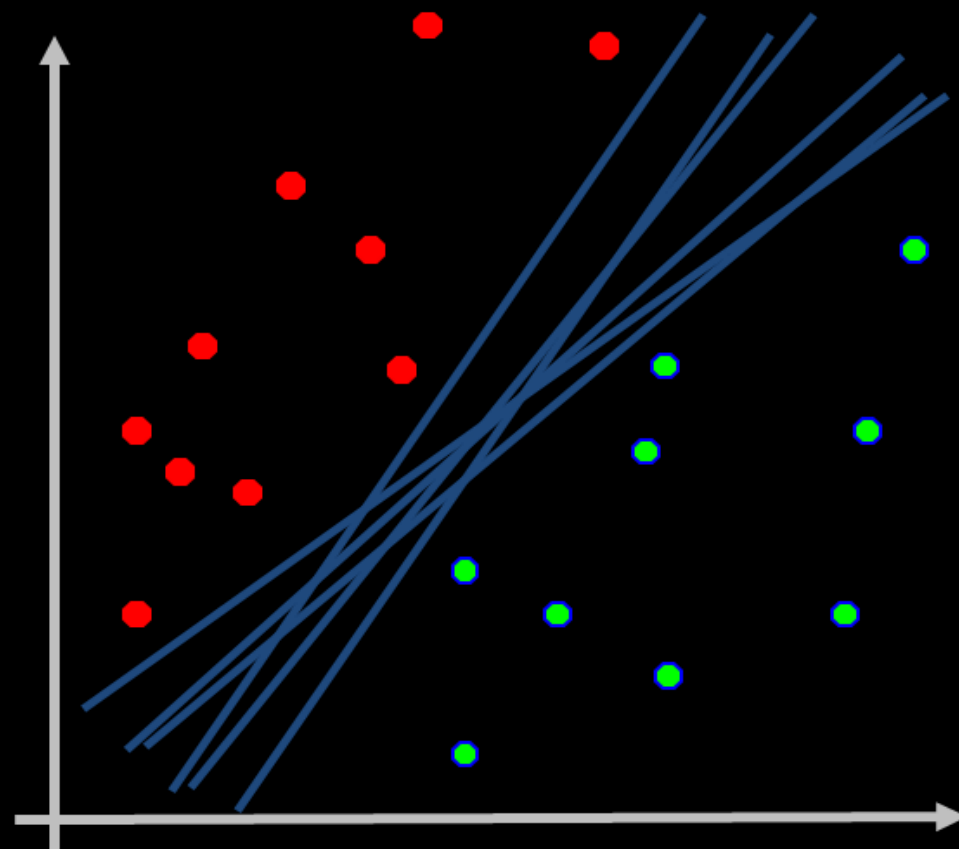
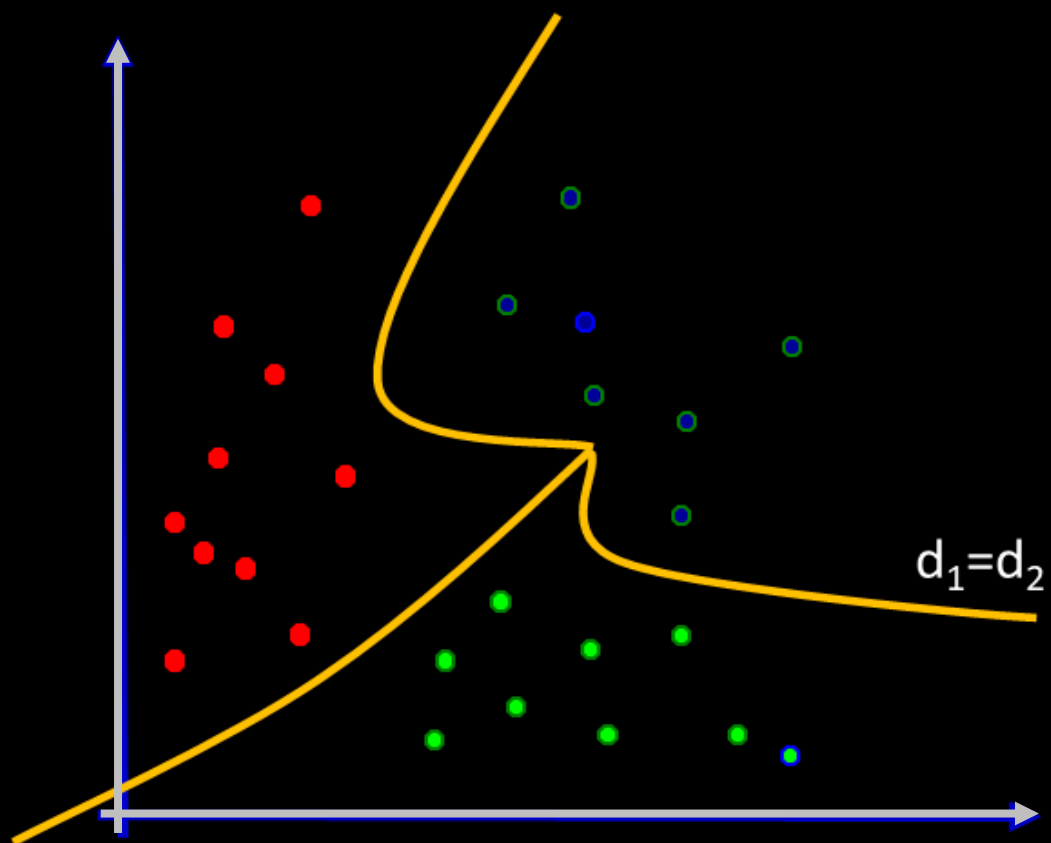
A



B

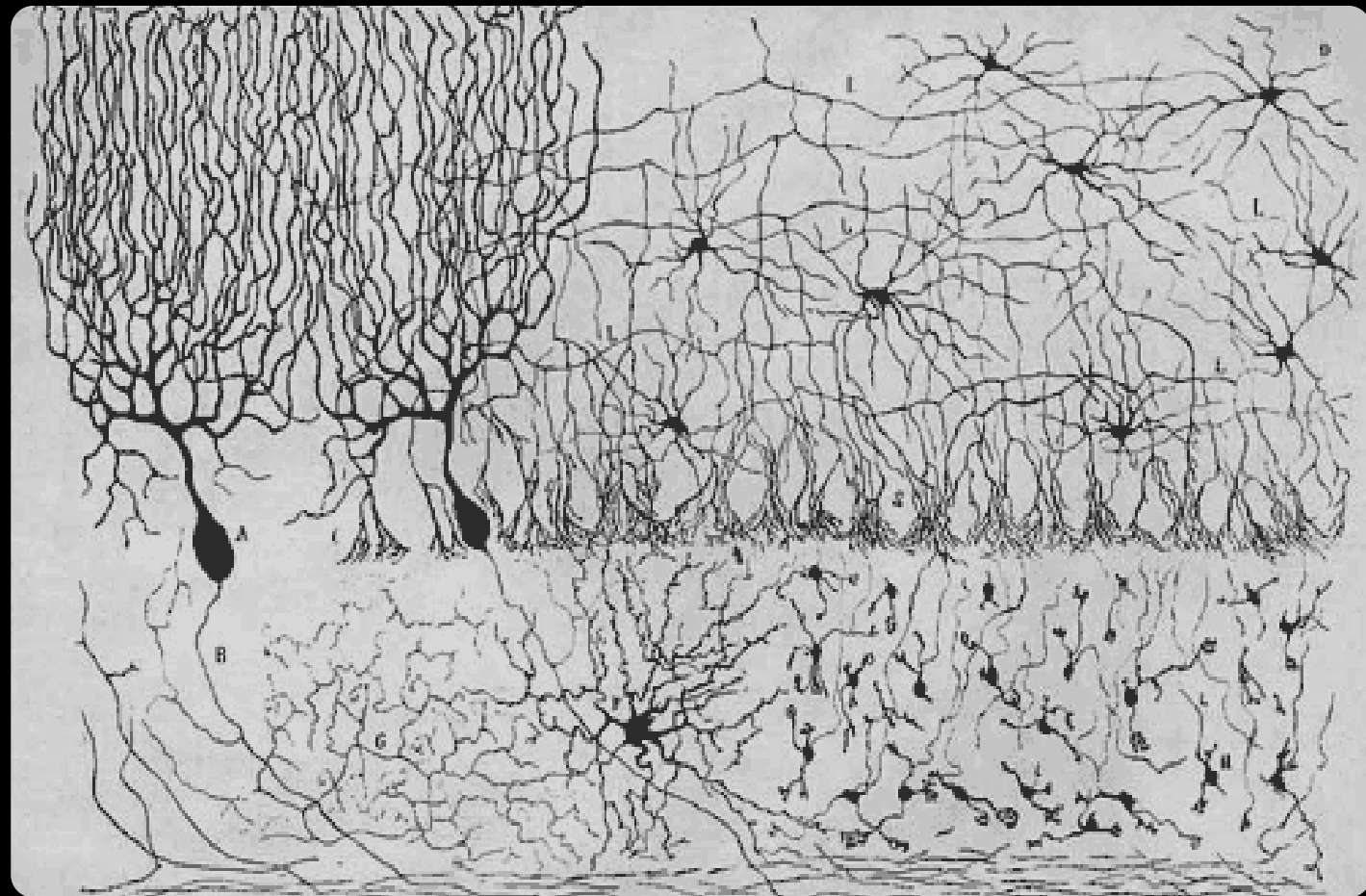
Saltlux



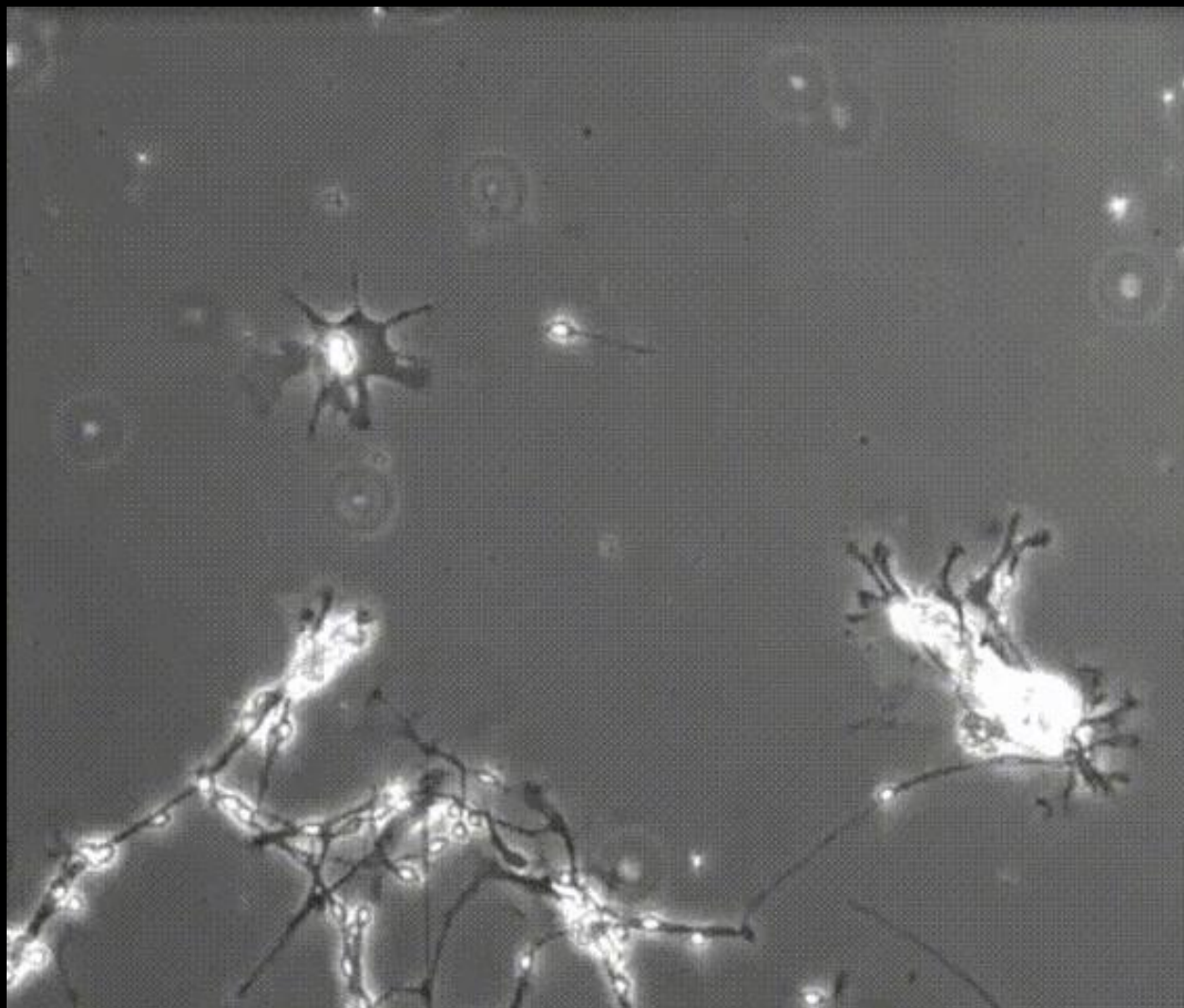




Santiago Ramón y Cajal (1852–1934)

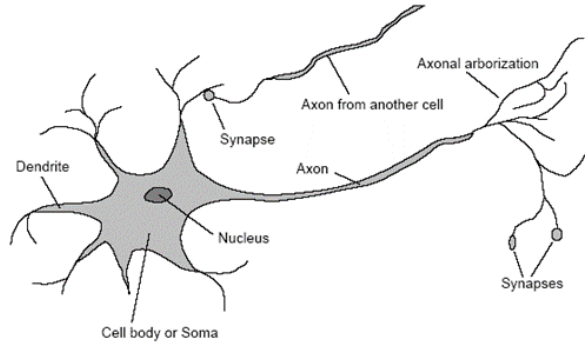


1905

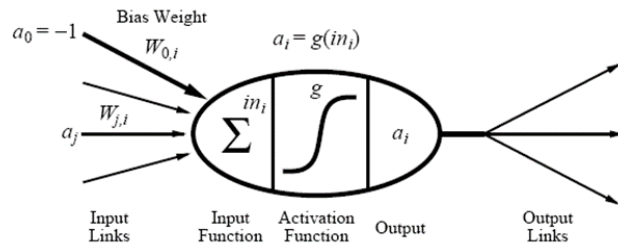


Dr. Lila Landowski

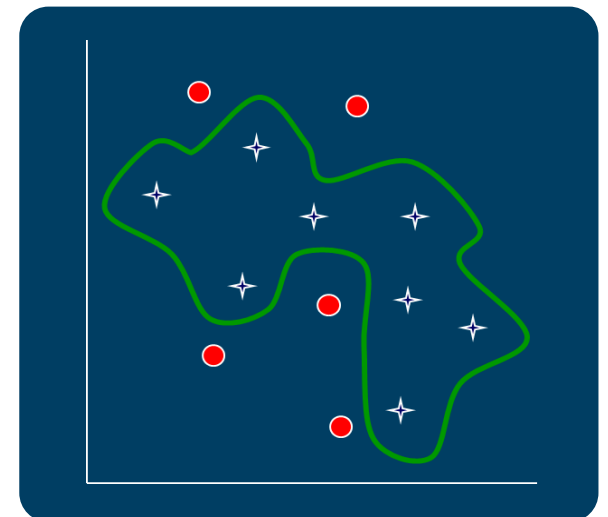
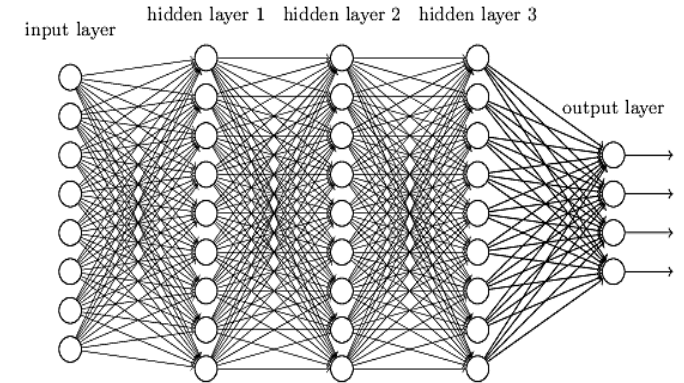
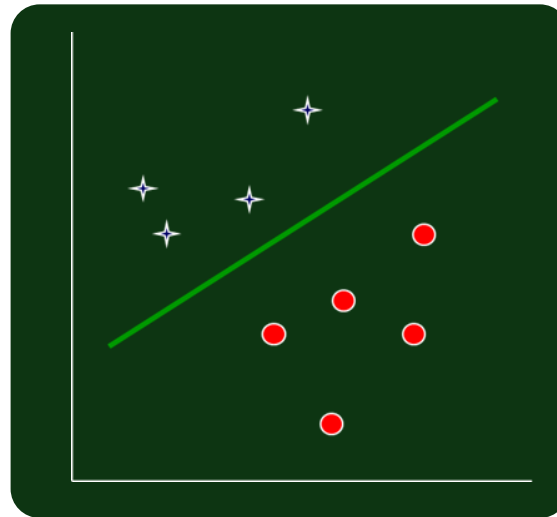
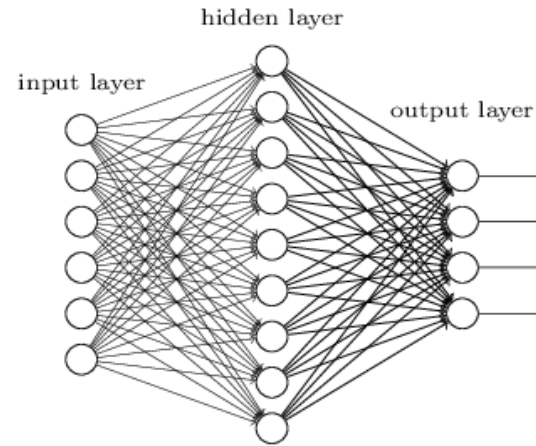
심층 신경망 (딥러닝)



- 대규모 병렬 네트워크 (10^{11} neurons, ~20 types)
- 단순하고 느린 정보교환 체계를 가진 단위세포들의 복잡한 연결 (10^{14} synapses, 1-10ms signal)



- 가중치 값을 가진 각 연산단위(neurons)가 직접적으로 연결된 논리적 네트워크
- 임계값을 가진 활성화함수를 통한 입출력 조절



A mostly complete chart of Neural Networks

©2019 Fjodor van Veen & Stefan Leijnen asimovinstitute.org

- Input Cell
- Backfed Input Cell
- △ Noisy Input Cell
- Hidden Cell
- Probabilistic Hidden Cell
- △ Spiking Hidden Cell
- Capsule Cell
- Output Cell
- Match Input Output Cell
- Recurrent Cell
- Memory Cell
- △ Gated Memory Cell
- Kernel
- Convolution or Pool

Perceptron (P)



Feed Forward (FF)



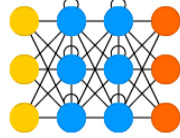
Radial Basis Network (RBF)



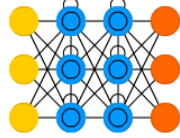
Deep Feed Forward (DFF)



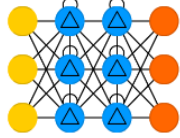
Recurrent Neural Network (RNN)



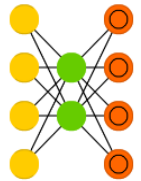
Long / Short Term Memory (LSTM)



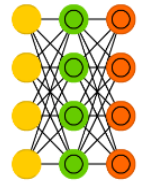
Gated Recurrent Unit (GRU)



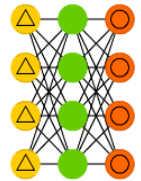
Auto Encoder (AE)



Variational AE (VAE)



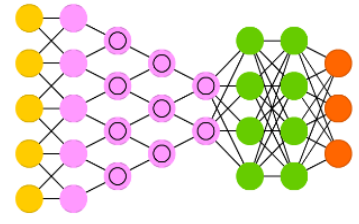
Denoising AE (DAE)



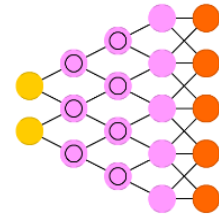
Sparse AE (SAE)



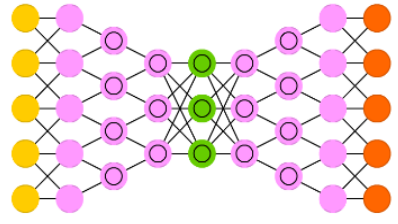
Deep Convolutional Network (DCN)



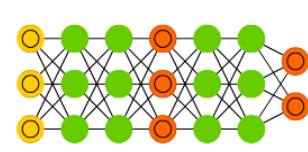
Deconvolutional Network (DN)



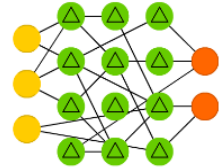
Deep Convolutional Inverse Graphics Network (DCIGN)



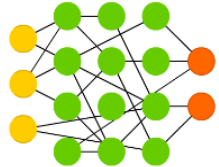
Generative Adversarial Network (GAN)



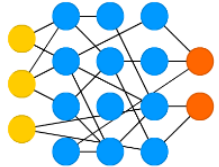
Liquid State Machine (LSM)



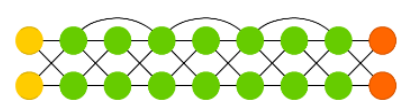
Extreme Learning Machine (ELM)



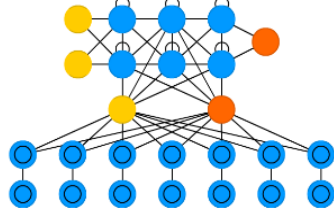
Echo State Network (ESN)



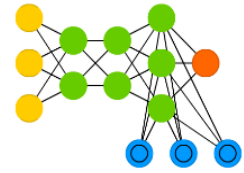
Deep Residual Network (DRN)



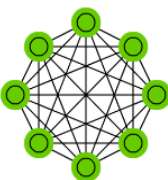
Differentiable Neural Computer (DNC)



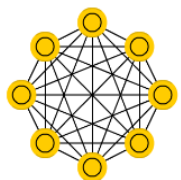
Neural Turing Machine (NTM)



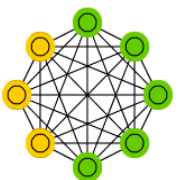
Markov Chain (MC)



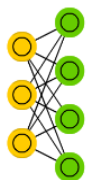
Hopfield Network (HN)



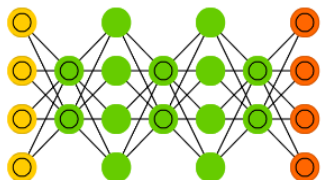
Boltzmann Machine (BM)



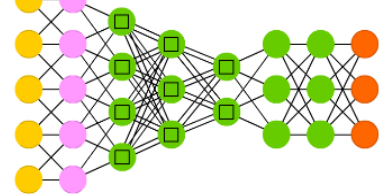
Restricted BM (RBM)



Deep Belief Network (DBN)



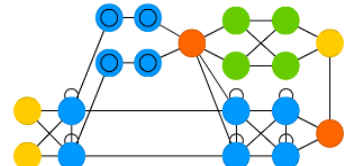
Capsule Network (CN)



Kohonen Network (KN)

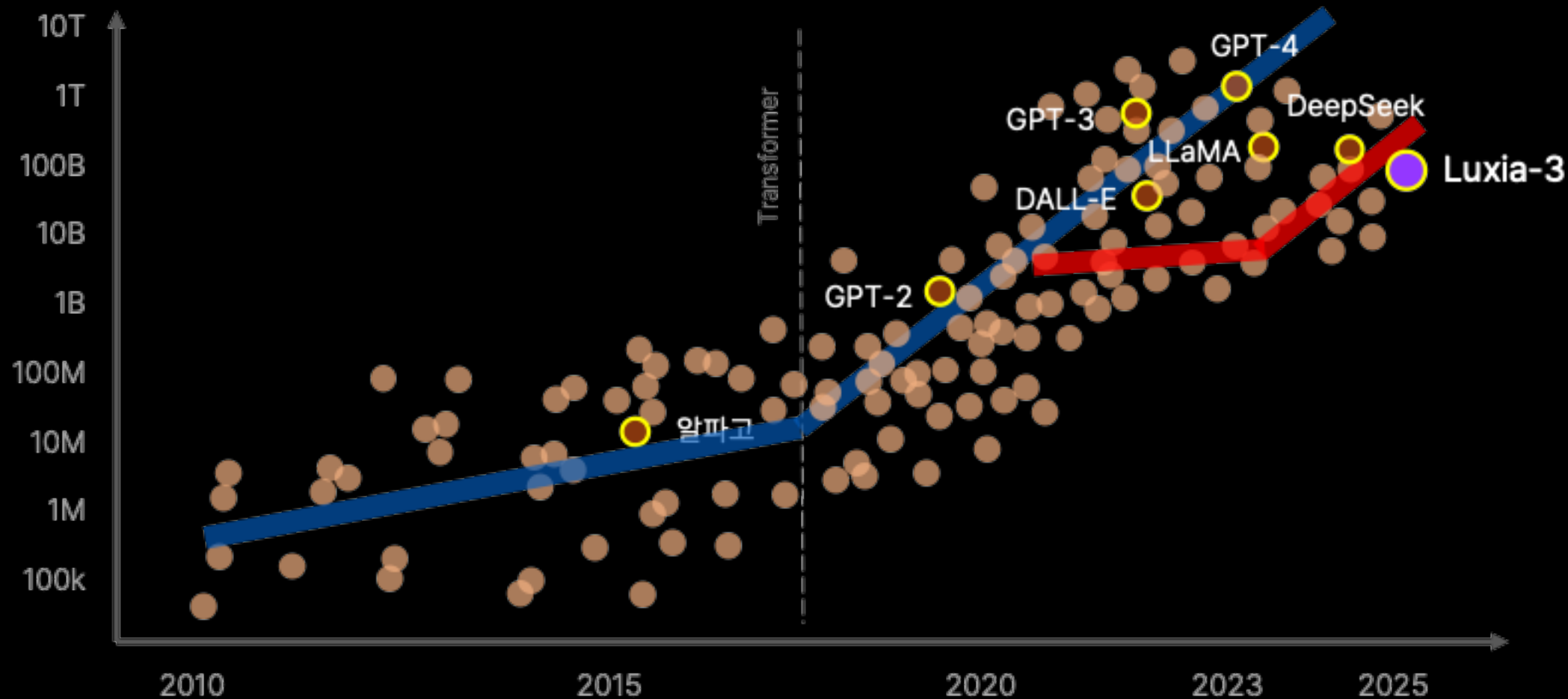


Attention Network (AN)

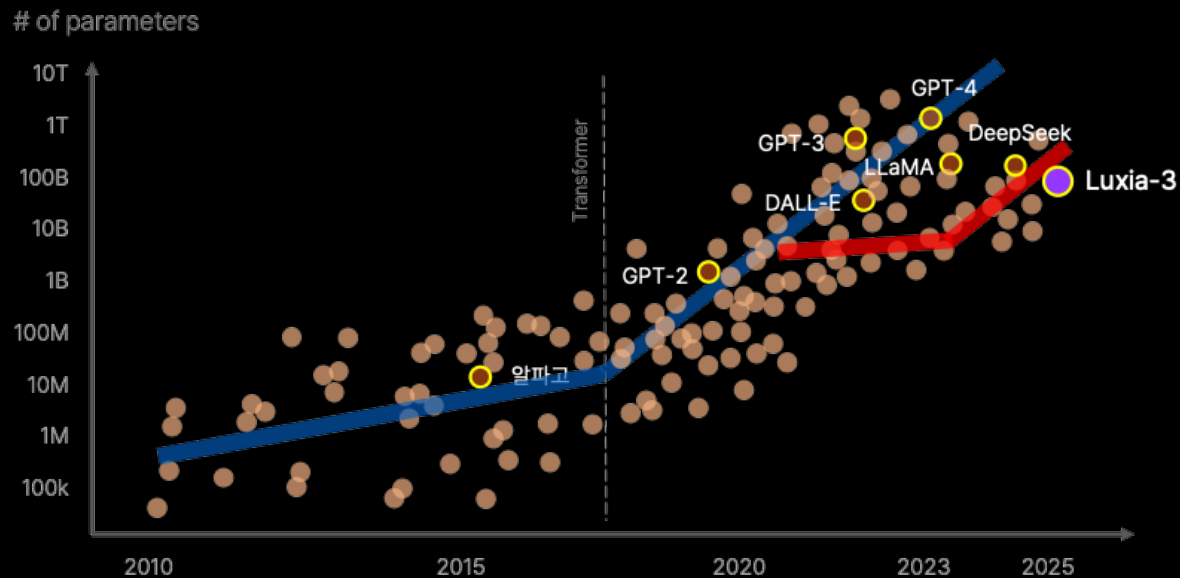


위대한 변곡점 - 큰 것과 똑똑한 것

of parameters



인공지능 규모의 법칙



Architecture
Scaling

Pre-Train
Scaling

Pos-Train
Scaling

Test-Time
Scaling

Agentic AI

- Reasoning
- Planning
- Multi-modal

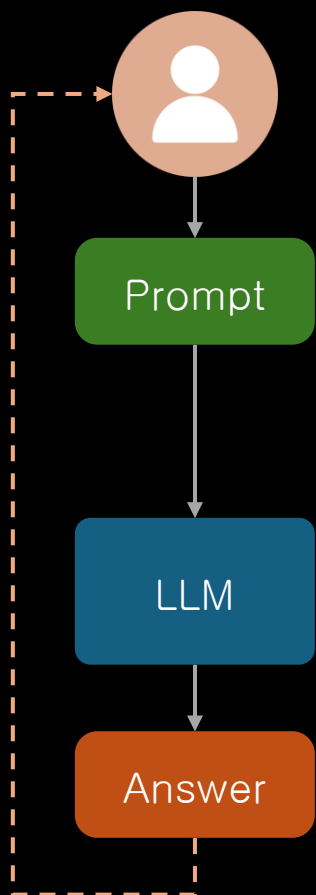
에이전트 Agent



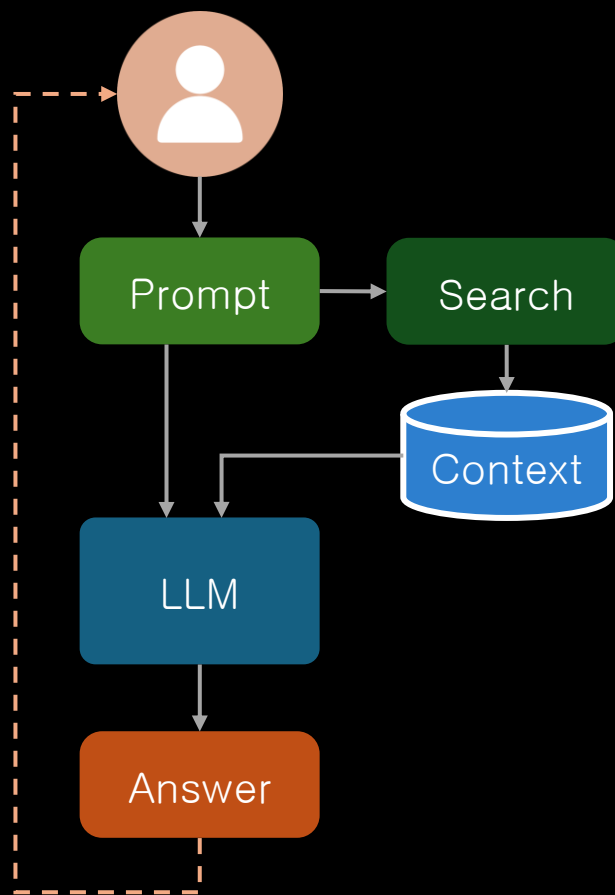
대행 · 기획 · 실행 · 책임 · 전문성 · 위험관리 · 경제성

업무 프로세스

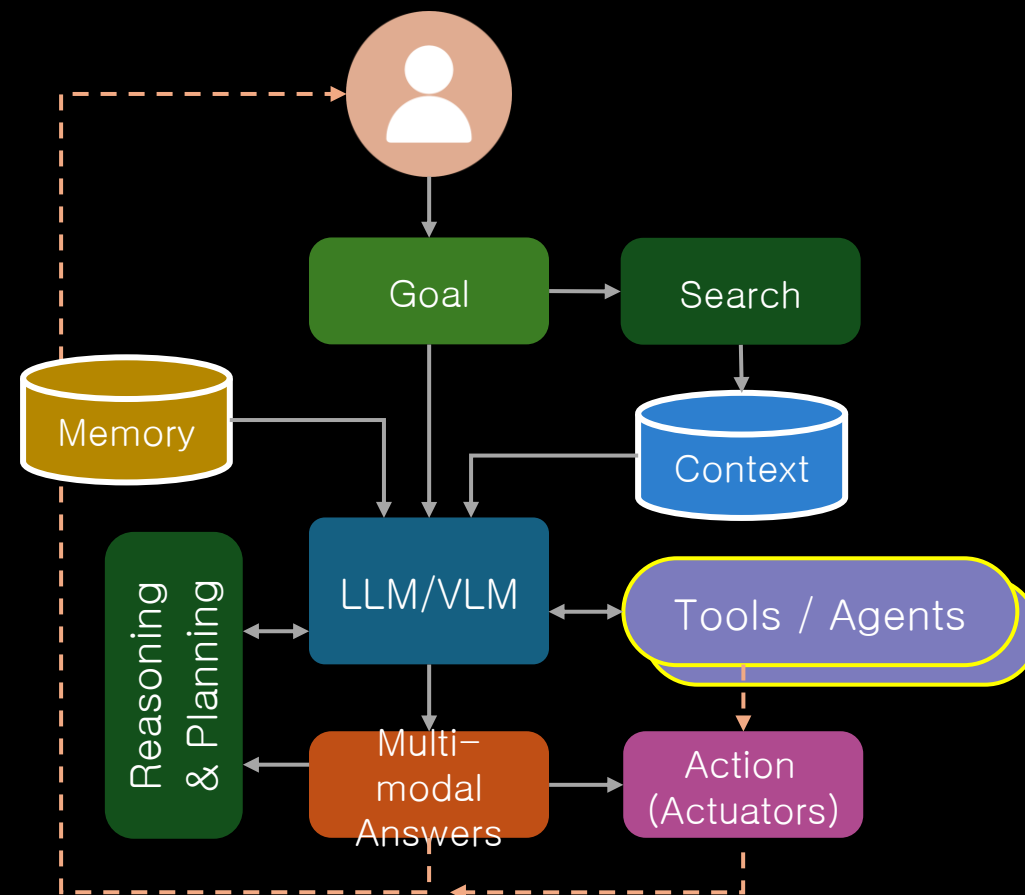




L.L.M
ChatGPT

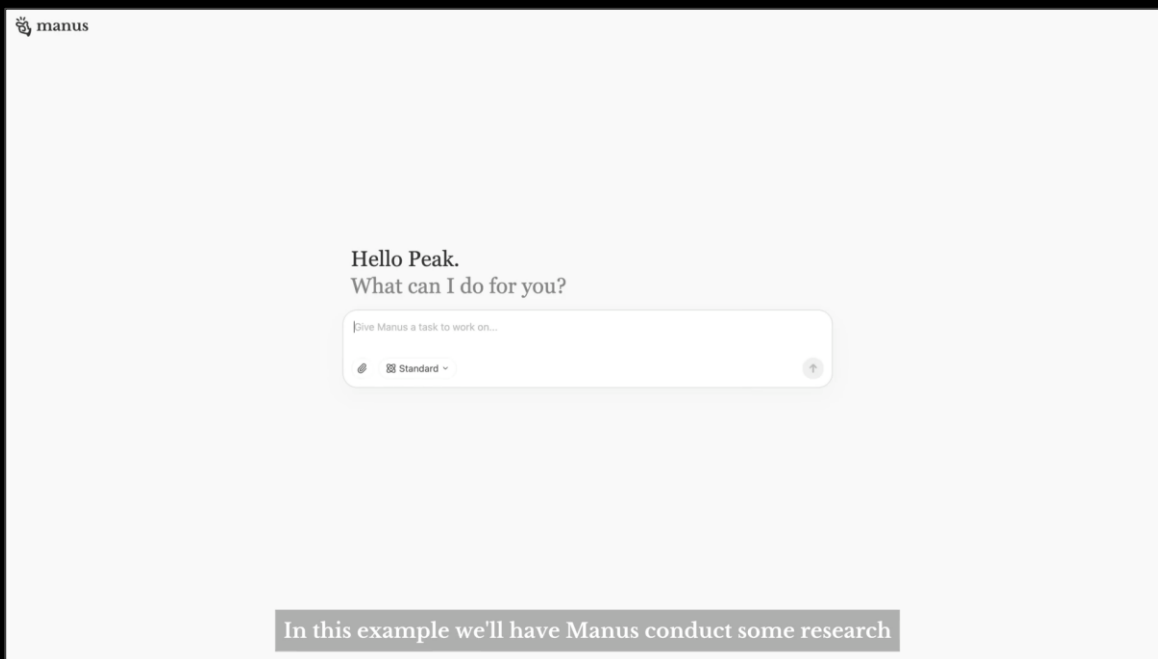


R.A.G
Perplexity

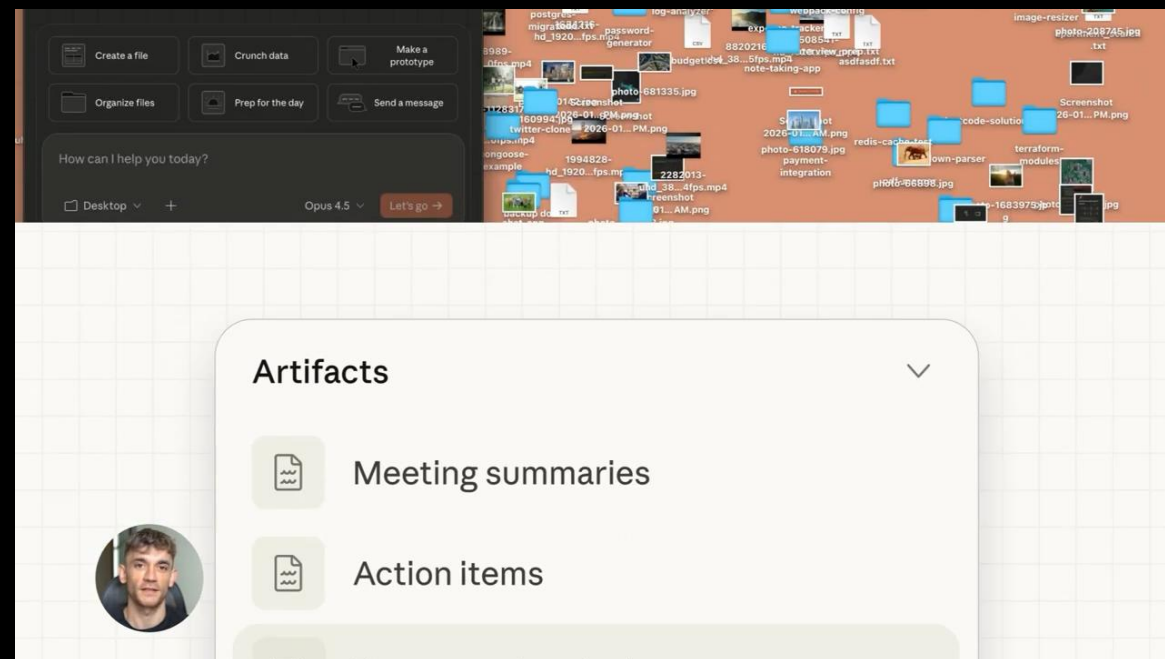


Agentic AI
Goover / Operator

Agentic AI Services

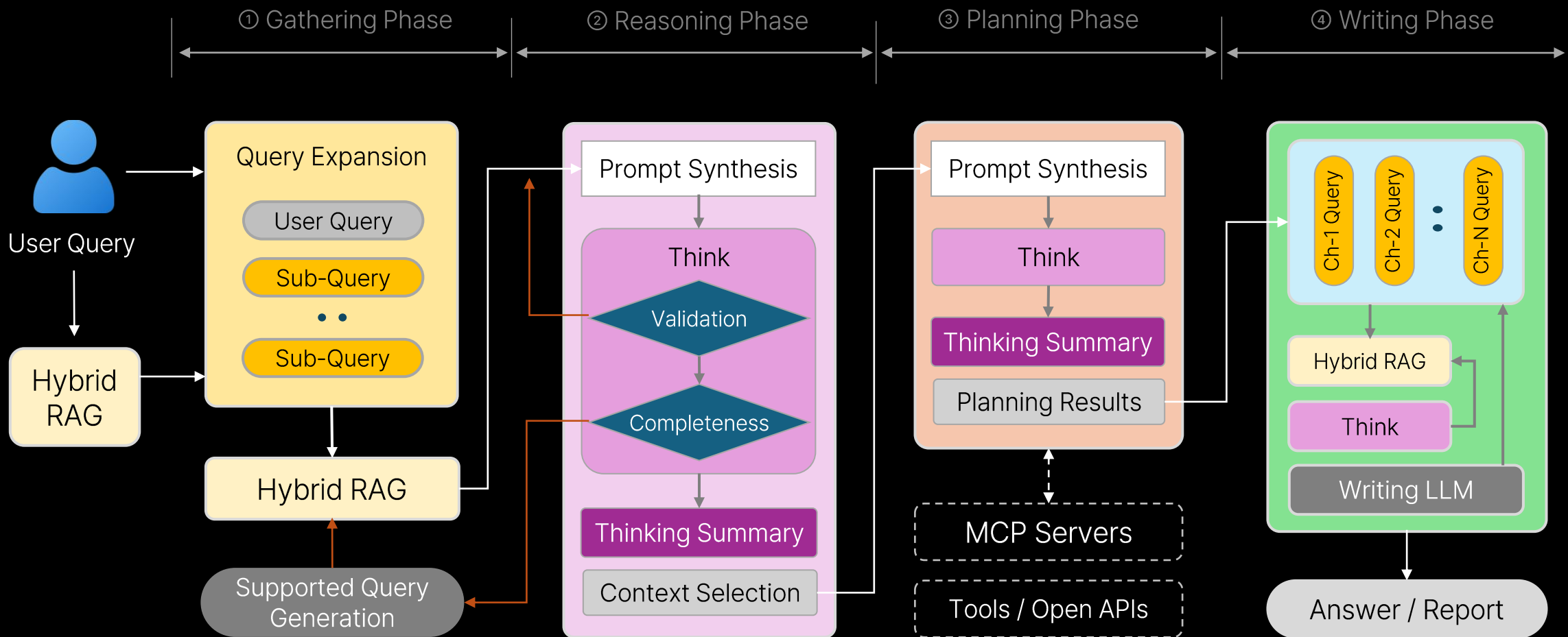


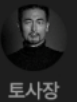
Manus AI



Claude Cowork

딥 리서치 에이전트 CoT and Agentic RAGs





당신만의 리서치 에이전트, **Goover**

삼성전자와 네이버의 경영 전략을 어떻게 비교할 수 있나요?

사용자 맞춤형 경험이 기업 경쟁력에 미치는 효과는 무엇인가요?

삼성전자의 사업지원실 격상의 이유는 무엇인가요?

초개인화 기술이 검색엔진에 미치는 영향은 무엇인가요?

리서치

무엇이 궁금하신가요? Goover에게 물어보세요!

+ 퀵 리서치 ▾ 선택 없음 ▾ 웹 ▾



리서치



캐릭터 챗



리포트



팟캐스트



이미지



영상



BGM



노래



캐릭터

토사장 님 맞춤 큐레이션을 준비했어요!

공공을 위한 Agentic AI Use-Case

- 정책 및 정세 분석과 전략 도출
- 국민 목소리 분석과 대응 마련
- 민원 서비스 행정 자율화
- 신시장, 신기술 분석과 전망
- 국가 재정 및 자본 시장 관리
- 부처 및 기관 평판 모니터링
- MCP 기반 데이터 개방과 활용

트럼프와 이재명 시대, AI 및 관세 정책 및 산업 분석
정책과 공공 서비스에 대한 국민 목소리의 깊이 있는 분석
국민 비서, 국민 신문고 등 고객 민원 행정 서비스 자율화
Neo-antigen 및 mRNA 기반 암치료제 동향과 진흥 방안
국제 정세와 경제 정책, 민간 및 공공 투자 현황 분석
공공 정책 및 대국민 서비스에 대한 실시간 모니터링, 대응
공공 데이터 개방에 MCP 적용, 지능적이고 안전한 활용

국가 기록 관리 시사점

소장 기록물 현황



일반 기록물

5,793,725



시청각 기록물

353,402



총독부 기록물

850,517



정부 간행물

372,988

1 기록 관리 자율화

- 분류 체계 자동 맵핑
- 메타 데이터 자동 생성
- 기록물 공개 여부 판단

2 기록물 활용 강화

- 기록물 의미적 인지
- 검색, 요약, 분석, 재구성
- 2차 저작물 창작 지원

3 대국민/민원 서비스

- 검색 > 대화 > 자율화
- 기록 관리 교육, 훈련
- 국민 소통 업무 개선

4 정보 공개 및 개방

- 공개 청구 업무 자율화
- OpenAPI > MCP
- 기록관리 온톨로지 표준화

Document Studio

Document AI

Search...

Home

Document Analysis

Document Parser

Document OCR

Information Extraction

Document Classification

Key Information Detection

Document Understanding

Document Summarization

Document QA

Service Management

Monitoring

API Keys

User My workspace

Document parsing

Feedback Go to AWS

Document Parser > 공공하면 '통계' 클릭! .pdf

50% 1/1

Preview HTML JSON

③ 서로 밀고 돕는 사회란?
우리 사회에 대한 신뢰도

	2021년 (%)	2023년 (%)
매우 믿음	4.5	4.1
약간 믿음	51.1	54.0
약간 안 믿음	39.1	37.2
전혀 안 믿음	5.3	4.7

자료: 통계청 (사회조사) *13세 이상

과연 우리는 서로 믿을 수 있는 사회에 살고 있을까요? 2023년 '사회조사'에 따르면 우리 사회를 매우 믿음 수 있다는 응답은 4.1%, 약간 믿을 수 있다는 응답은 54.0%였습니다. 약 10명 중 6명은 우리 사회를 믿을 수 있다고 응답한 것이지요.

더 나은 사회를 위해서는 신뢰와 더불어 실질적으로 도움 받을 사람이 주변에 있는 것도 중요해요. 2023년 '사회조사'에서는 몸이 아픈 때 집안일을 부탁할 사람이 있는 경우가 74.0%, 급하게 돈을 빌릴 사람이 있는 경우가 51.0%로 나타났습니다. 우물쭈물 해 이야기할 상대가 있는 경우는 79.8%로 조사됐어요. 서로 신뢰하며 돕는 것은 공동체 전체에 긍정적인 영향을 주는데요. 우리 모두가 서로 믿고 돕는 사회를 만들기 위해 노력해야겠습니다.

몸이 아파 집안일을 부탁해야 할 경우	급하게 돈을 빌려야 할 경우	낙심하거나 우울해서 이야기 상대가 필요한 경우				
도움받을 사람 있음	사람 수	도움받을 사람 있음	사람 수	도움받을 사람 있음	사람 수	
2021년	72.8	2.3	50.1	2.2	79.6	2.9
2023년	74.0	2.3	51.0	2.2	79.8	2.9

사회적 관계망 - 도움 받을 수 있는 사람 (단위: %, 명)

Configuration

Model: document-parser-1207

OCR Mode: Auto (Always apply OCR)

Chart Recognition:

Coordinates:

Output Formats: HTML Text Markdown

Base64 Encoding: Figure Table Chart Header Caption Index Footer List Paragraph Footnote

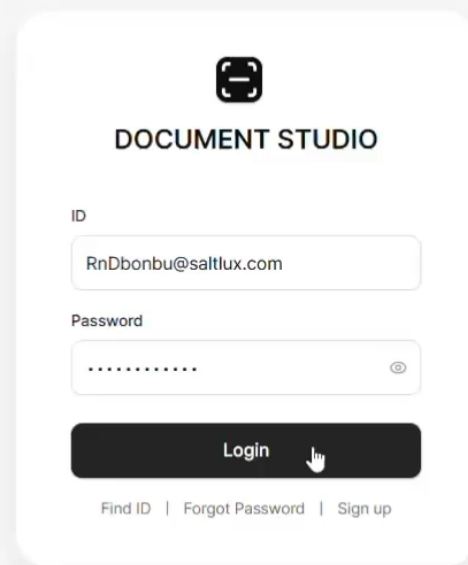
Reset to default

We prioritize data security over everything else. Your data is SSL-encrypted and secured on AWS and Google Cloud storage. As a testament to our commitment, we adhere to stringent compliance standards, including GDPR, SOC 2, and HIPAA.

- AI OCR, Doc Filter, VLM, Doc Parser를 하나의 솔루션으로
- 세계 최고 수준의 25 문서 디자인 지원
- 93% 이상의 텍스트, 테이블, 도표 등 인식률
- HTML, Json and Markdown 출력 제공
- 분당 110 pages 처리 능력

Layout Category	Description	U사	Saltlux
abstract	초록	X	0
algorithm	알고리즘	X	0
aside_text	사이드 텍스트	X	0
chart	차트	0	0
content	주요 내용 블록	X	0
formula(display_formula)	독립 블록 수식	X	0
doc_title	문서 제목	X	0
figure_title	그림 제목	X	0
footer1	기본 바닥글	0	0
footer2	추가/보조 바닥글	X	0
footnote	해단 주석	X	0
formula_number	수식 번호	X	0

Document Studio 각종 문서 및 시각 정보 인지와 통합 OCR



The image shows a login form for Document Studio. At the top is a logo consisting of a square with a horizontal line and a vertical line, resembling a document icon. Below the logo is the text "DOCUMENT STUDIO". The form has two input fields: "ID" with the value "RnDbonbu@saltlux.com" and "Password" with a masked password ".....". A "Login" button is positioned below the password field. At the bottom of the form, there are three links: "Find ID", "Forgot Password", and "Sign up".

DOCUMENT STUDIO

ID

RnDbonbu@saltlux.com

Password

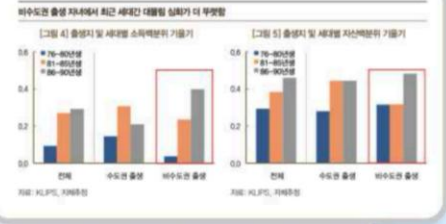
.....

Login

[Find ID](#) | [Forgot Password](#) | [Sign up](#)

1. LOGIN

16. 우리나라의 세대간 자산백분위 기울기(자산 RRS)는 0.38로, 소득 RRS(0.25)보다 높은 것으로 추정된다. 이는 부모 자산순위가 100명 중 1위 상순이면 자녀의 자산순위가 평균 0.38위 상순한다는 의미이다. 국가별 자산의 세대간 대물림 관련 연구는 소득 대물림 연구에 비해 드물고 단순 비교하기도 어렵지만, 일부 선행연구를 보면 우리나라의 자산 대물림이 다른 주요국보다 덜하다는 결론으로 추측된다. <그림 3>에서 볼 수 있듯이 소득과 마찬가지로 자산 RRS도 최근 세대에서 과거보다 상승(71~80년생 0.28 → 81~90년생 0.42)하여 세대 간 자산의 대물림도 심화되고 있는 것으로 나타났다(<그림 3>).
17. 특징적인 것은 최근 대물림 심화 현상이 출생지역에 따라 상당히 다르게 나타났다는 사실이다. <그림 4, 5>에서 보듯이 출산지역별로 소득 및 자산 RRS를 추정할 결과, 수도권보다 비수도권 출생 자녀에서 최근 세대의 대물림 심화(소득 및 자산 RRS가 상승) 현상이 뚜렷하게 나타났다. 이는 세대간 대물림의 변화에 지역 변수가 밀접하게 연관되어 있을 가능성을 시사한다.



BANK OF KOREA

16. 우리나라의 세대간 자산백분위 기울기(자산 RRS)는 0.38로, 소득 RRS(0.25)보다 높은 것으로 추정된다. 이는 부모 자산순위가 100명 중 1위 상순이면 자녀의 자산순위가 평균 0.38위 상순한다는 의미이다. 국가별 자산의 세대간 대물림 관련 연구는 소득 대물림 연구에 비해 드물고 단순 비교하기도 어렵지만, 일부 선행연구를 보면 우리나라의 자산 대물림이 다른 주요국보다 덜하다는 결론으로 추측된다. <그림 3>에서 볼 수 있듯이 소득과 마찬가지로 자산 RRS도 최근 세대에서 과거보다 상승(71~80년생 0.28 → 81~90년생 0.42)하여 세대 간 자산의 대물림도 심화되고 있는 것으로 나타났다(<그림 3>).
17. 특징적인 것은 최근 대물림 심화 현상이 출생지역에 따라 상당히 다르게 나타났다는 사실이다. <그림 4, 5>에서 보듯이 출산지역별로 소득 및 자산 RRS를 추정할 결과, 수도권보다 비수도권 출생 자녀에서 최근 세대의 대물림 심화(소득 및 자산 RRS가 상승) 현상이 뚜렷하게 나타났다. 이는 세대간 대물림의 변화에 지역 변수가 밀접하게 연관되어 있을 가능성을 시사한다.



13. 예를 들어 미국 가구 패널자료(PSID)를 분석한 연구(Charles & Hurst 2003)는 세대간 자산전환율을 0.37로, 덴마크 행정자료를 분석한 연구(Boserup et al. 2017)는 세대간 자산백분위 기울기를 0.27로 추정하였다.

2022년도 개인회계 과세기준 요약자료

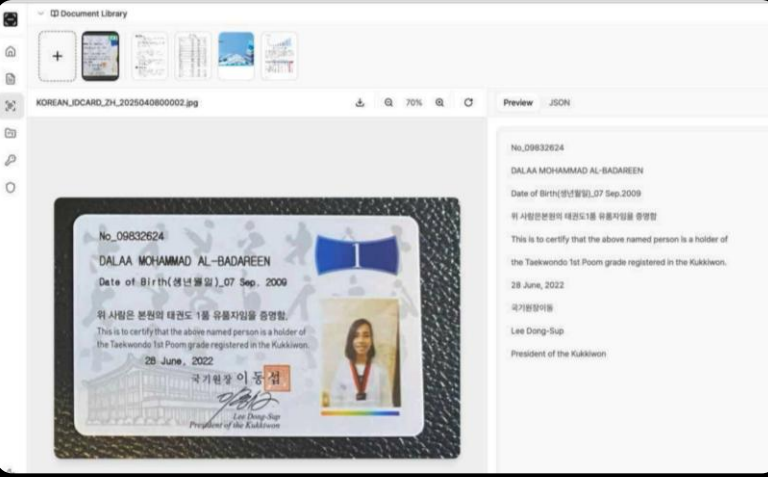
(표 3-102) 수입 추가가 시점별 물품(1+2+3생년, 당월 5명)

구분	사액(명)	모토 2량	수간 2량	취합 1개	당월 물품 2량	당월 2량	기타
전체	(51)	29.5	60.8	35.9	43.4	28.5	51.8
2022년 10월 1일 기준	(6)	14.3	42.9	14.3	85.7	28.6	100.0
2021년 10월 1일 기준	(1)	-	-	-	100.0	-	-
2021년 10월 1일 기준	(2)	100.0	-	-	50.0	-	-
2021년 10월 1일 기준	(3)	23.7	76.3	47.4	23.7	28.9	47.4
2020년 10월 1일 기준	(6)	80.0	20.0	60.0	60.0	-	60.0
2019년 10월 1일 기준	(18)	17.1	85.4	34.1	26.8	34.1	34.1
2019년 10월 1일 기준	(1)	-	33.3	-	100.0	100.0	66.7
2019년 10월 1일 기준	(41)	33.7	65.5	42.9	32.6	26.2	40.9
2019년 10월 1일 기준	(10)	12.3	41.5	12.3	87.7	38.4	95.4
남자	(26)	33.4	63.8	30.4	44.2	26.6	47.2
여성	(25)	25.6	58.0	43.5	42.6	30.5	56.0
30대 미만	(2)	-	100.0	50.0	-	100.0	-
20대	(2)	50.0	100.0	-	-	100.0	50.0
30대	(3)	-	56.2	56.2	43.8	43.8	43.8
40대	(6)	32.1	71.2	32.3	57.0	32.3	42.9
50대	(6)	29.2	47.3	21.5	68.5	37.2	58.8
60대	(17)	47.8	37.8	55.4	53.4	2.8	58.2
70대	(8)	-	84.1	27.9	15.9	32.2	55.9
80세 이상	(3)	-	100.0	-	-	33.5	68.5
1인 가구	(3)	-	100.0	80.8	-	30.2	39.6
2인 가구	(48)	31.4	58.3	34.8	48.2	28.4	52.3
3인 이상	(2)	31.4	58.9	33.4	38.3	14.6	59.0
가구주	(26)	28.1	62.9	39.7	47.4	38.4	48.8
비가구주	(25)	39.9	60.1	59.9	39.9	20.3	59.9
연말미달	(4)	28.5	60.9	36.6	43.7	29.4	54.7
소득세 과세 대상 여부	(6)	18.1	71.3	50.1	18.1	39.3	21.2
소득세 과세 대상 여부	(6)	41.8	52.8	47.2	52.4	10.6	41.7
소득세 과세 대상 여부	(18)	19.7	63.2	33.8	47.4	27.9	68.2
소득세 과세 대상 여부	(15)	41.7	56.2	27.3	47.7	33.1	56.2

2022년도 개인회계 과세기준 요약자료

(표 3-102) 수입 추가가 시점별 물품(1+2+3생년, 당월 5명)

구분	사액(명)	모토 2량	수간 2량	취합 1개	당월 물품 2량	당월 2량	기타
전체	(51)	29.5	60.8	35.9	43.4	28.5	51.8
2022년 10월 1일 기준	(6)	14.3	42.9	14.3	85.7	28.6	100.0
2021년 10월 1일 기준	(1)	-	-	-	100.0	-	-
2021년 10월 1일 기준	(2)	100.0	-	-	50.0	-	-
2021년 10월 1일 기준	(3)	23.7	76.3	47.4	23.7	28.9	47.4
2020년 10월 1일 기준	(6)	80.0	20.0	60.0	60.0	-	60.0
2019년 10월 1일 기준	(18)	17.1	85.4	34.1	26.8	34.1	34.1
2019년 10월 1일 기준	(1)	-	33.3	-	100.0	100.0	66.7
2019년 10월 1일 기준	(41)	33.7	65.5	42.9	32.6	26.2	40.9
2019년 10월 1일 기준	(10)	12.3	41.5	12.3	87.7	38.4	95.4
남자	(26)	33.4	63.8	30.4	44.2	26.6	47.2
여성	(25)	25.6	58.0	43.5	42.6	30.5	56.0
30대 미만	(2)	-	100.0	50.0	-	100.0	-
20대	(2)	50.0	100.0	-	-	100.0	50.0
30대	(3)	-	56.2	56.2	43.8	43.8	43.8
40대	(6)	32.1	71.2	32.3	57.0	32.3	42.9
50대	(6)	29.2	47.2	21.5	68.5	37.2	58.8
60대	(17)	47.8	37.8	55.4	53.4	2.8	58.2
70대	(8)	-	84.1	27.9	15.9	32.2	55.9
80세 이상	(3)	-	100.0	-	-	33.5	68.5
1인 가구	(3)	-	100.0	80.8	-	30.2	39.6
2인 가구	(48)	31.4	58.3	34.8	48.2	28.4	52.3
3인 이상	(2)	31.4	58.9	33.4	38.3	14.6	59.0
가구주	(26)	28.1	62.9	39.7	47.4	38.4	48.8
비가구주	(25)	39.9	60.1	59.9	39.9	20.3	59.9
연말미달	(4)	28.5	60.9	36.6	43.7	29.4	54.7
소득세 과세 대상 여부	(6)	18.1	71.3	50.1	18.1	39.3	21.2
소득세 과세 대상 여부	(6)	41.8	52.8	47.2	52.4	10.6	41.7
소득세 과세 대상 여부	(18)	19.7	63.2	33.8	47.4	27.9	68.2
소득세 과세 대상 여부	(15)	41.7	56.2	27.3	47.7	33.1	56.2



3.조세관련사항

조세 대상 기관 - 종합신용정보집계기관(사)한국신용정보

신용정보회사(NICE평가정보)㈜, 코리아데이터㈜, 한국기업데이터(주)

조세 목적 (금융)거래와 관련한 개인(신용)정보의 조회

[당월]의 조회 결과 귀하의(금융)거래가 개시되는 경우에는 해당 조세 동의를 (금융)거래 종료일까지 조세 동의를 효력이 지속됩니다.

효력기간 다만, [당월]의 조회 결과 귀하가 신용(금융)거래의 설정이 거절된 경우에는 그 시점부터 동의를 효력이 소멸합니다.

거부 권리 및 불이익 제공 및 이항을 위하여 필수적이며, 위 사항에 동의하시어(금융)가 수 있습니다. (다만, 개인(신용)정보 조회에 관한 동의는 계약의 유효성이 가능합니다.

조세 항목

-금융신용정보 주변동특목번호, 외국인동특목번호

위 금융신용정보 조회에 동의하십니까? 동의하지 않음/동의함

개인(신용)정보

KOCES 가맹점명,가맹점주소가 실제와 다른경우

한국신용카드결제(주) 예신금융협회 02-2011-0700 신고번호(포상금 10만원 지급)무

신용번호 1108-57(L)

초등유신부인과의원 TID:***2506093

서울주 669-56-00790 Tel: 0220387375

서울 강남구 선릉로 431 에스케이허브오피스텔 306 호

카드종류: 삼성카드 (38개월) IC승인

카드번호: 5361-8190-****-715*

거래일시: 2025/10/01 11:08:56

매입사명: 삼성카드 DDC매출표 KOCES제출

금 액: 17,300원 부가세: 0원

합 계: 17,300원

승인No: 75100652 일련번호: 000001069157

가맹점No: 199831892

AI-네이티브 정부?

각종 공공 서비스 정책과 관련 문서, 데이터, 행정 서비스 체계가 통합 AI 플랫폼으로 연결되어 정부의 신경망처럼 실시간 정보를 취합하고, 분야별 자율 AI 에이전트가 이를 해석·서비스 반영·스스로 최적화 가능한 지능형 생태 정부를 지향

구분	디지털 정부	AI 네이티브 정부
중심 주체	인간 공무원	인간 + AI 에이전트
자동화	규칙 기반 자동화	목표 기반 자율 수행
서비스	신청 중심	선제·맞춤형
의사결정	인간 판단	인간-기계 협업
데이터 활용	사후 분석	실시간 추론·예측



국민 맞춤형 행정서비스 강화

개인 맞춤형 알림, 24h/7d AI 상담, 선제적 행정 서비스



업무 자동화, 의사결정 고도화

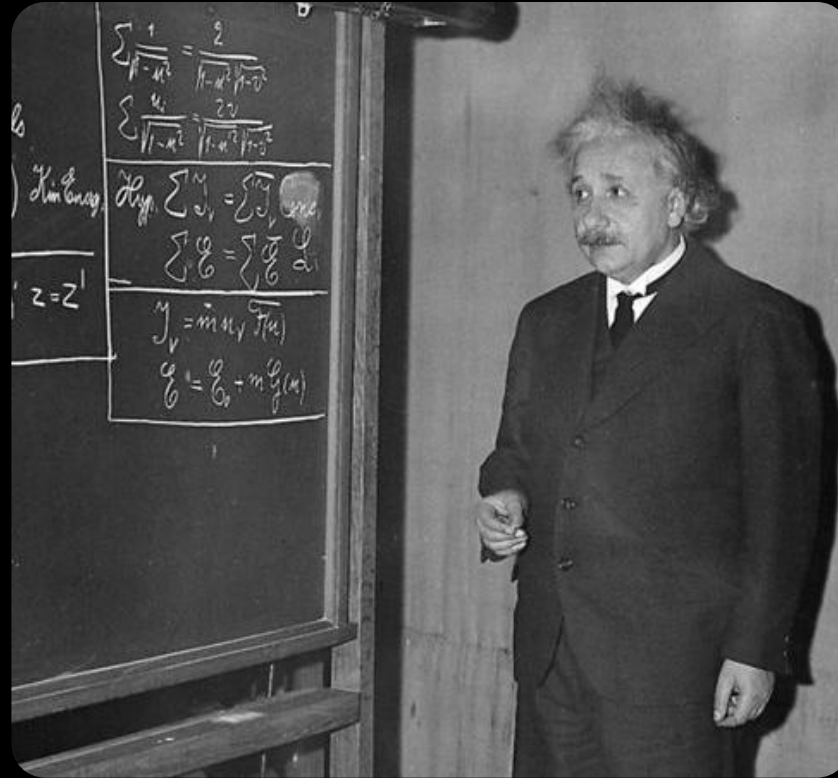
민원 시간 단축, 정책 시뮬레이션, 데이터 기반 의사결정



국민 맞춤형 행정서비스 강화

실시간 상황 인지, 자율적 정책 실행, Meta-거버넌스 체계

우리 뇌는 왜 별도의 '기호적' 지식 표현이 필요할까?



뉴로-심볼릭 Neuro-Symbolic 인공지능 ?

Three Waves of AI (DARPA, 2019)



1st Wave (1990~2010)

지식베이스 (Knowledge Base)

- 논리 지식표현 (Logic knowledge representation)
- 온톨로지, 추론 (Ontology, Reasoning)
- 명시적, 연역적 (Explicit, Deductive)

인 지	■	□	□	□
학 습	□	□	□	□
추상화	■	■	□	□
추론	■	■	■	□

2nd Wave (2010~2030)

기계학습(딥러닝) (Machine Learning (Deep Learning))

- 기계학습(딥러닝) (Machine Learning (Deep Learning))
- 인지모델, 예측 (Cognitive models, Prediction)
- 암묵적, 귀납적 (Implicit, Inductive)

인 지	■	■	□	□
학 습	■	■	■	□
추상화	■	□	□	□
추론	■	□	□	□

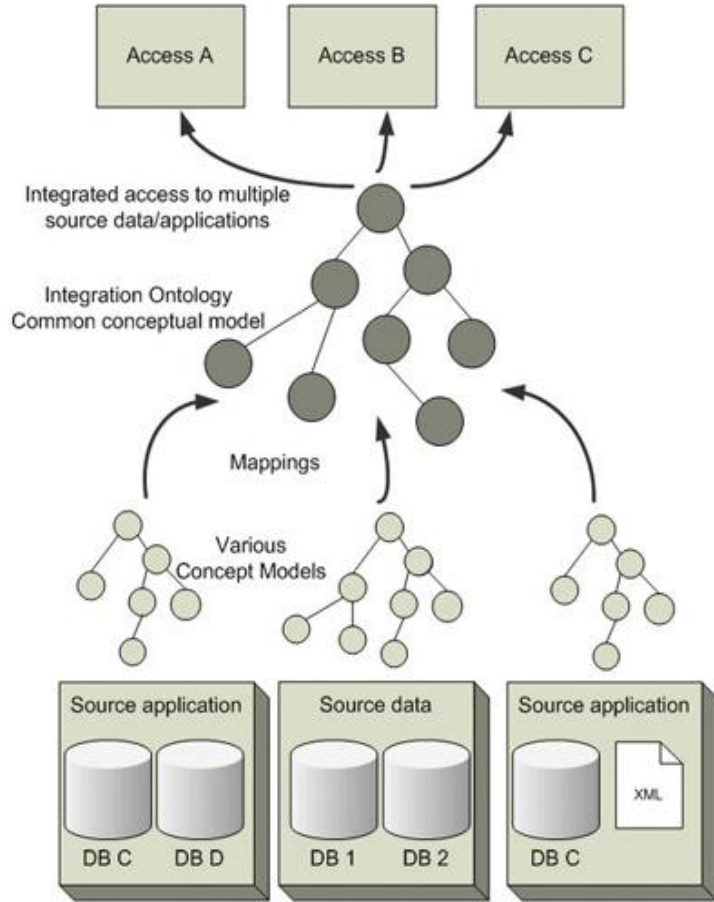
3rd Wave (2020~2040)

지식 임베딩 (Knowledge Embedding)

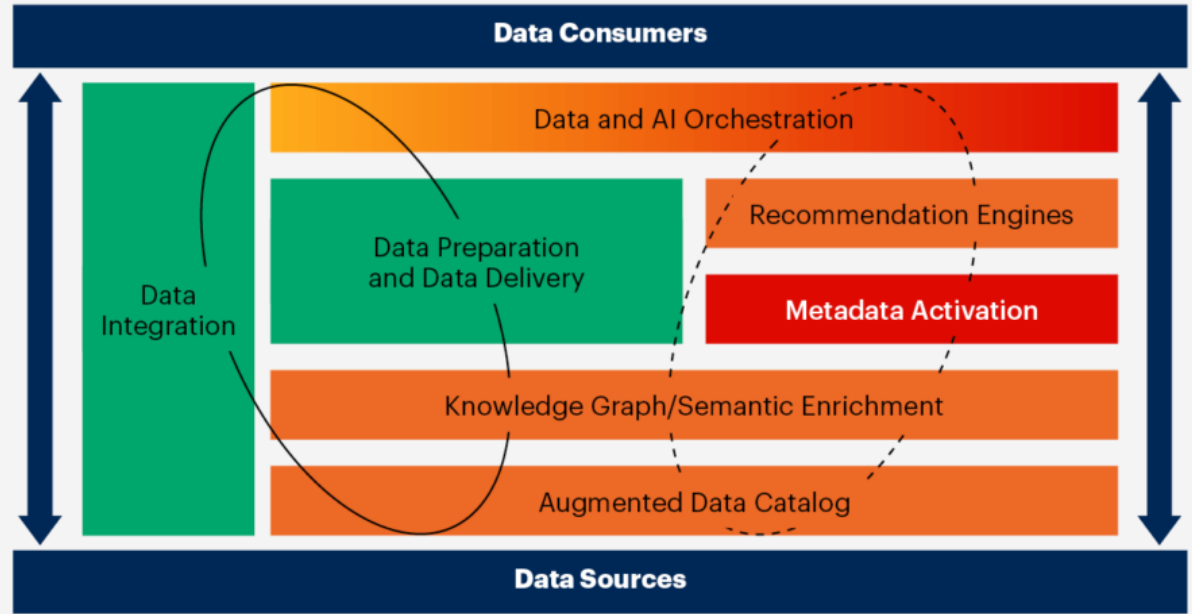
- 뉴로-심볼릭 AI (Neuro-Symbolic AI)
- 설명 가능한 AI (Explainable AI)
- 융합적 추론 (Hybrid Reasoning)

인 지	■	■	■	■
학 습	■	■	■	□
추상화	■	■	■	■
추론	■	■	■	■

의미적 상호 운용성과 데이터 패브릭



Market Maturity: ■ High ■ Medium ■ Low Deployment Paths: — Foundational -- Advanced



Source: Gartner
© 2023 Gartner, Inc. and/or its affiliates. All rights reserved. 2269003

지금, 왜 다시 온톨로지인가?

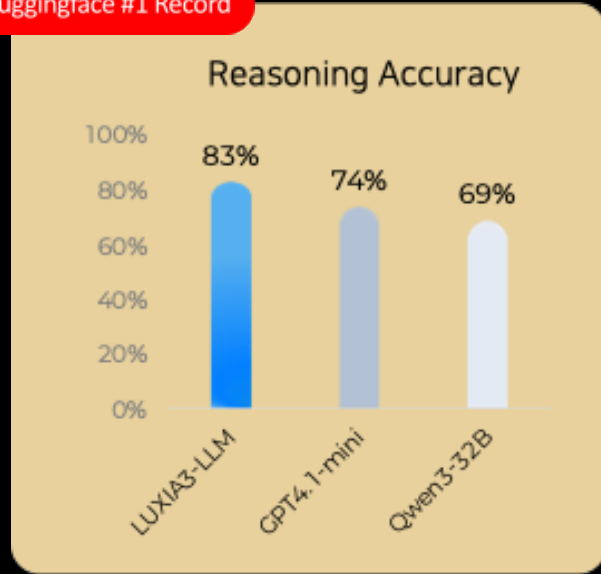
1. LLM/VLM 등의 한계 환각, 수치 정보 부정확, 일관성 부족
2. 분산 데이터 패브릭 조인 없이 필요 정보만 의미적 통합
3. RAG / 벡터DB 한계 조건에 따른 컨텍스트 참조 불가
4. 설명가능한 의사결정 데이터 근거한 의사결정, 시뮬레이션
5. 자율 멀티 에이전트 복잡한 에이전트 오케스트레이션
6. CapEx, OpEx 최적화 GPU 투자 최소화와 운영 비용 1/5

SOTA 품질과 1/10 운영 경제성을 동시 달성

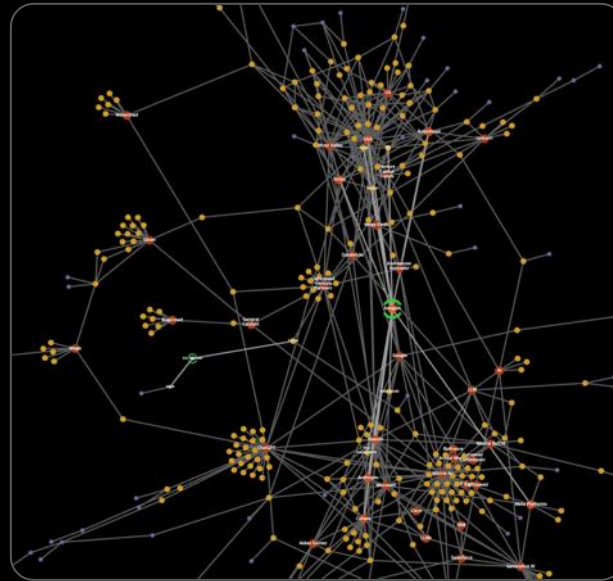
Neuro-Symbolic 에이전틱 AI 기술

자체 개발 neoCloud

Huggingface #1 Record



X



자체 개발한 LUXIA LLMs

세계 최고 수준의 생성 및 추론 성능을 가진 자체 LLM 모델들

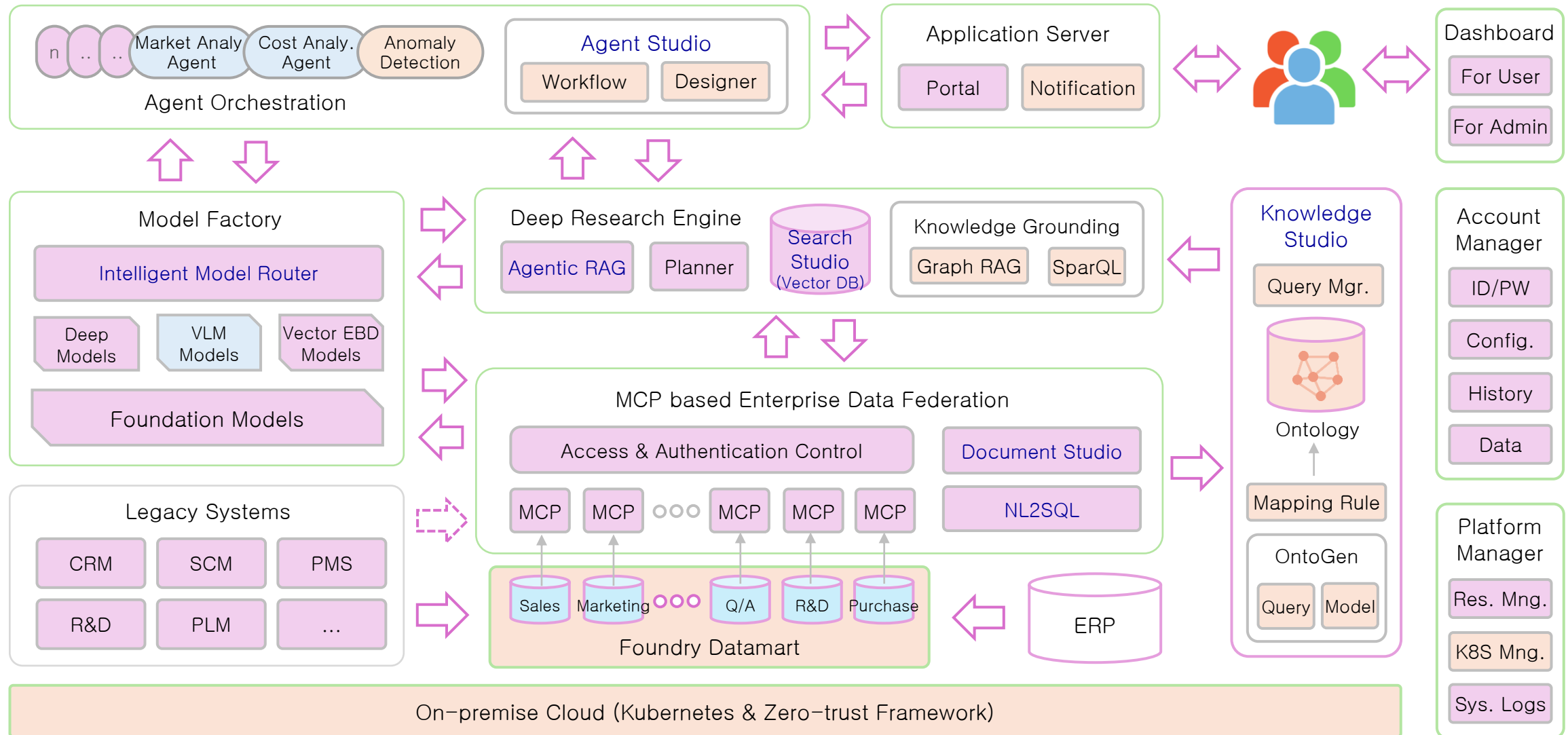
동적 온톨로지 생성/추론

수집된 정보로부터 온톨로지를 자동 생성, 추론 가능한 Agent 기술

이질적 GPUs 상호 운영/스케일링

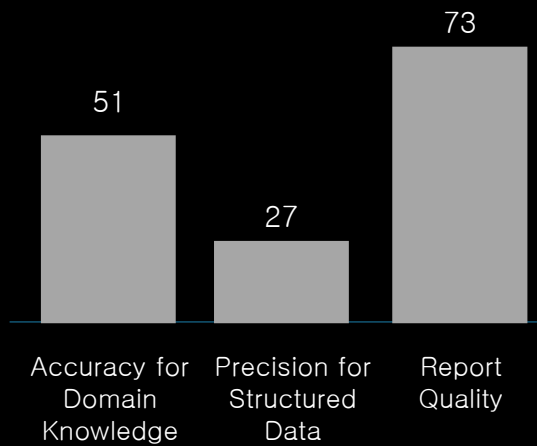
GPU 슬라이싱과 모델 자동 배포를 통한 운영 최적화 및 하이브리드 GPU 클라우드의 동적 스케일링

Saltlux Ontology Foundry Enterprise Use-case

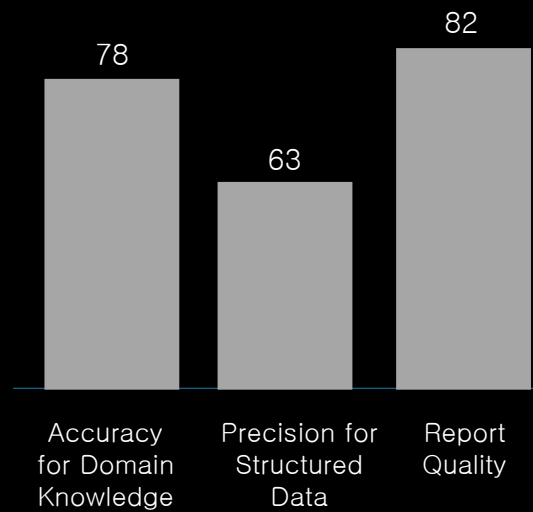


온톨로지로 정형데이터 환각 최소화

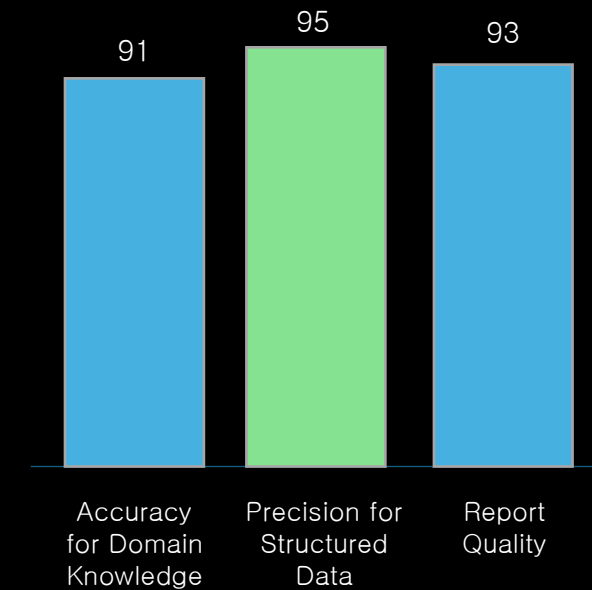
GPT-OSS (120B) Only



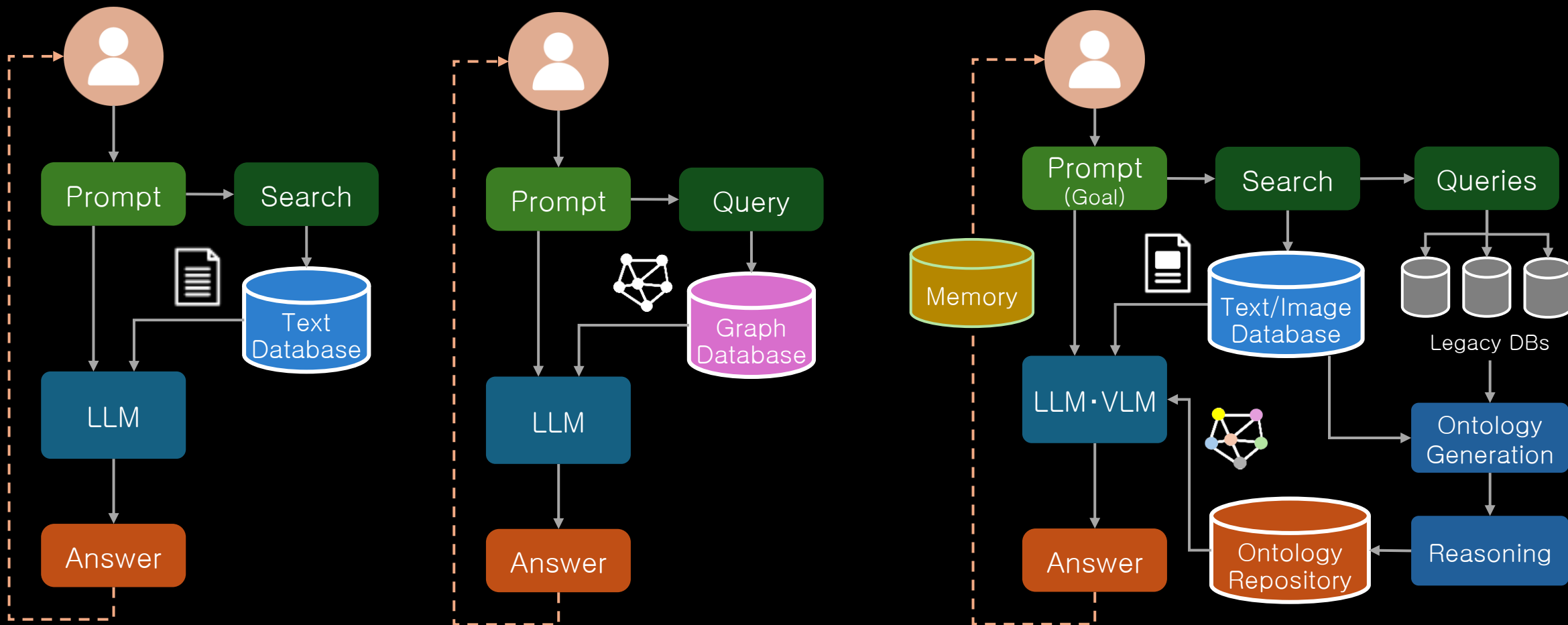
GPT-OSS (120B) + Advanced RAG



Luxia (120B) + Document AI + Deep Research + Ontology



온톨로지 기반 지식 그래운딩



RAG

Graph RAG

Knowledge Grounding

솔트룩스 동적 온톨로지 구축 방법론 DSM Dual Spiral Methodology



온톨로지 스키마 구축

- Middle-Out 코어 온톨로지 구축
- 응용/플랫폼/비용 관점 평가
- 도메인 온톨로지 확장과 개선

문제/환경 식별 및 목표 정의

- 핵심 문제/요건/목표품질 정의
- 유즈케이스 개발 및 기능 명세
- 관련 래거시 및 데이터 식별

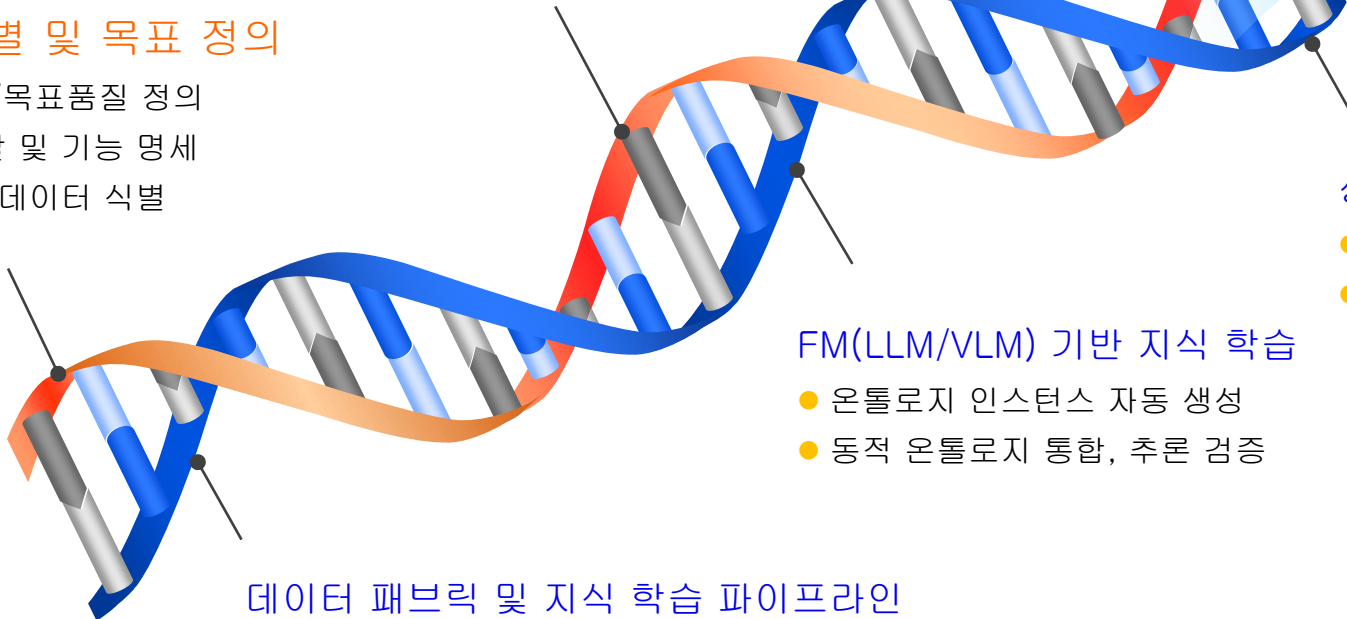
에이전트 관점 지식 체계 평가

- 에이전트 품질, 자동화 평가
- 지식 체계 평가와 계선

Human Centric ▲

지식증강
생명주기 관리

Machine Centric ▼



FM(LLM/VLM) 기반 지식 학습

- 온톨로지 인스턴스 자동 생성
- 동적 온톨로지 통합, 추론 검증

상황 추론과 의사결정

- 복합 상황 추론
- 자율 의사 결정

데이터 패브릭 및 지식 학습 파이프라인

- 데이터 수집, 접근(MCP) 파이프라인 구축
- FM, 벡터 모델 학습 및 품질 검증/개선



온톨로지 자동 생성 Agent Studio x Document Studio 적용

특별재판부 설치법령 일람.pdf

1 / 20 | - 100% +

발간등록번호

1

2

3

4

특별재판부 설치법령 일람

2026. 1. 19

법제처 국가법령정보센터
Korea Law Service Center

공공 소버린 AI 전략

1. 기술 플랫폼이 아닌, 반드시 '문제 정의'에서 시작

- Bigdata platform, Data warehouse, Data lake 등의 실패 반복 않기
- 해결하고자 하는 문제와 목표 수준, 데이터를 명확히 정의하고 시작

2. LLM/FM 기술은 보편화, Agentic AI로 소버린화 필요

- LLM은 '독파모' 포함 하나가 아닌 멀티 모델 체계 + 모델 Router 필요
- 소버린화는 멀티 AI 에이전트 체계로 업무 프로세스 자율화로 달성

3. Semantic Fabric 중심의 온톨로지 모델 x AI Agent

- LLM, NL2SQL, 규칙으로 필요 데이터만 '실시간' 온톨로지로 변환/통합
- 특히 숫자, 센서, 물리, 기계 등 이질적 데이터 'Knowledge Grounding'

공공 소버린 AI 전략

4. 각 데이터 source, 도구의 자율 운영 위한 MCP 적용

- Data, Tool Connector를 보안이 강화된 내부 MCP로 구현하고 자동화
- LLM에 의해 대상 data와 도구를 MCP가 자동 선택되고, 추출 및 변환

5. 구축 비용 만크이나 운영 총비용 (TCO) 최적화 고려

- 플랫폼 운영비, LLM 등의 토큰 비용, 클라우드(AWS, CP) 비용 등 고려
- 다중 AI 모델, 멀티모달 모델의 최적화, K8s 통한 자동 스케일 고려

6. 본 사업 추진 전, ISP 보다는 Fast Prototyping 진행

- 문제 정의, 유즈케이스의 빠른 실증 후 로드맵 도출과 사업 추진
- 경영진, 실무자, 고객(국민) 들의 문제/솔루션에 대한 인식 차이 확인

향후 10년 우리는...

‘국가 자본주의’ 격돌과 ‘초지능 제국주의’
세상에서 우리는 어떻게 살아 남을 것인가?



대한민국 인공지능 여기까지

tony.lee@saltlux.com