

2026.2.21 (토)

# Applications in Respiratory Medicine : A Clinical Perspective

강원의대 내과 권오범

# Contents

- 머신러닝/딥러닝 기반 분류 및 예측
- LLM 의 차별성과 한계
- LLM 한계 극복 방법
- 호흡기내과에서 사용 가능한 실제 활용 시나리오

# 머신러닝/딥러닝 기반 분류 및 예측

[Original Paper](#)

## Prediction of Sepsis in the Intensive Care Unit With Minimal Electronic Health Record Data: A Machine Learning Approach

Thomas Desautels<sup>1</sup>, PhD; Jacob Calvert<sup>1</sup>, BS; Jana Hoffman<sup>1</sup>, PhD; Melissa Jay<sup>1</sup>, BS; Yaniv Kerem<sup>2,3</sup>, MD; Lisa Shieh<sup>4</sup>, MD, PhD; David Shimabukuro<sup>5</sup>, MD; Uli Chettipally<sup>6,7</sup>, MPH, MD; Mitchell D Feldman<sup>8</sup>, MPhil, MD; Chris Barton<sup>7</sup>, MD; David J Wales<sup>9</sup>, ScD; Ritankar Das<sup>1</sup>, MSc

<sup>1</sup>Dascena, Inc, Hayward, CA, United States

<sup>2</sup>Department of Clinical Informatics, Stanford University School of Medicine, Stanford, CA, United States

<sup>3</sup>Department of Emergency Medicine, Kaiser Permanente Redwood City Medical Center, Redwood City, CA, United States

<sup>4</sup>Department of Medicine, Stanford University School of Medicine, Stanford, CA, United States

<sup>5</sup>Division of Critical Care Medicine, Department of Anesthesia and Perioperative Care, University of California San Francisco, San Francisco, CA, United States

<sup>6</sup>Department of Emergency Medicine, Kaiser Permanente South San Francisco Medical Center, South San Francisco, CA, United States

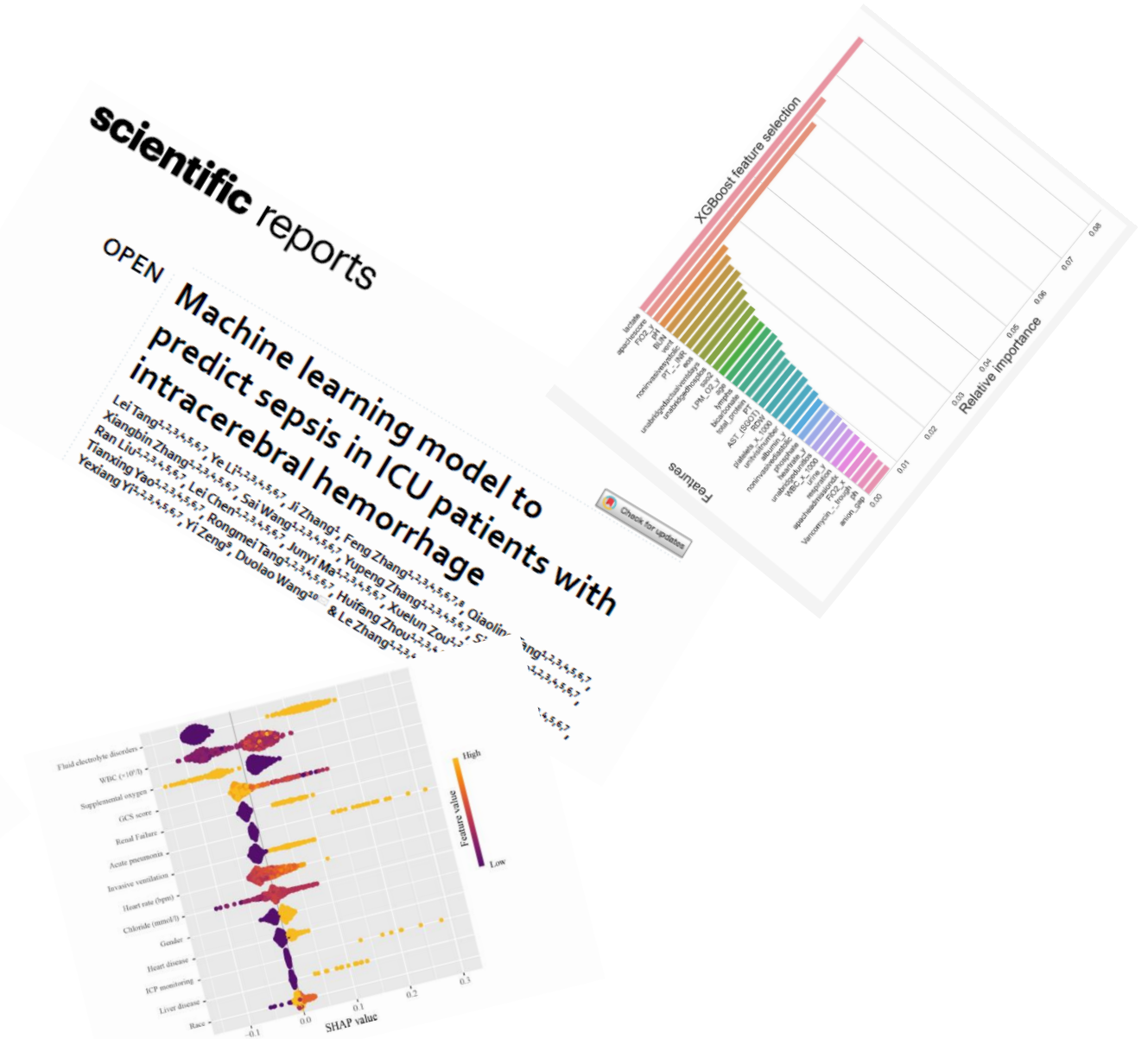
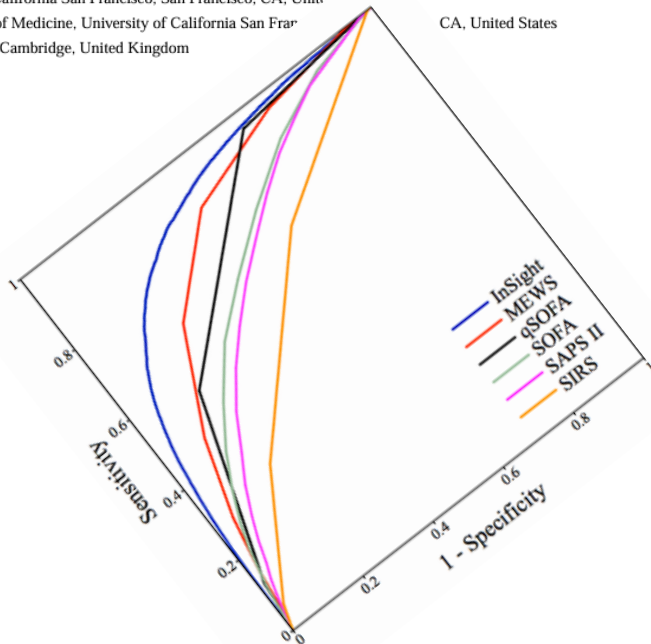
<sup>7</sup>Department of Emergency Medicine, University of California San Francisco, San Francisco, CA, United States

<sup>8</sup>Division of General Internal Medicine, Department of Medicine, University of California San Francisco, San Francisco, CA, United States

<sup>9</sup>Department of Chemistry, University of Cambridge, Cambridge, United Kingdom

### Corresponding Author:

Jana Hoffman, PhD  
Dascena, Inc  
1135 Martin Luther King Drive  
Hayward, CA, 94541  
United States  
Phone: 1 (872) 228 5332  
Fax: 1 (872) 228 5332  
Email: [jana@dascena.com](mailto:jana@dascena.com)



# Limitations

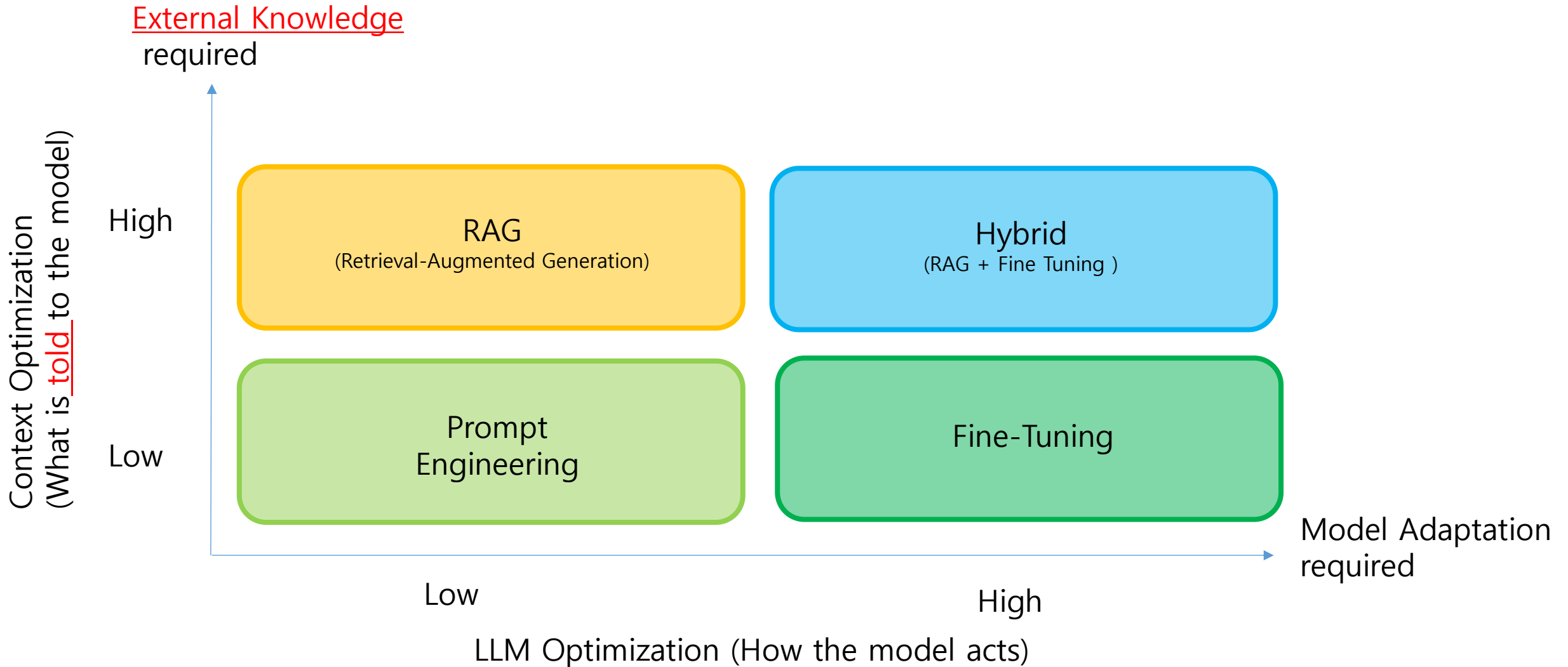
- AUROC, PRC, F1-score ....
- 실제 임상 현장 적용의 한계점
- Clinical reasoning
- Clinical application

# LLM 의 차별성과 한계

ML/DL	LLM
Risk predictor	Clinical assistant
Decision output	Decision support
Static model	Interactive model
Number	Text

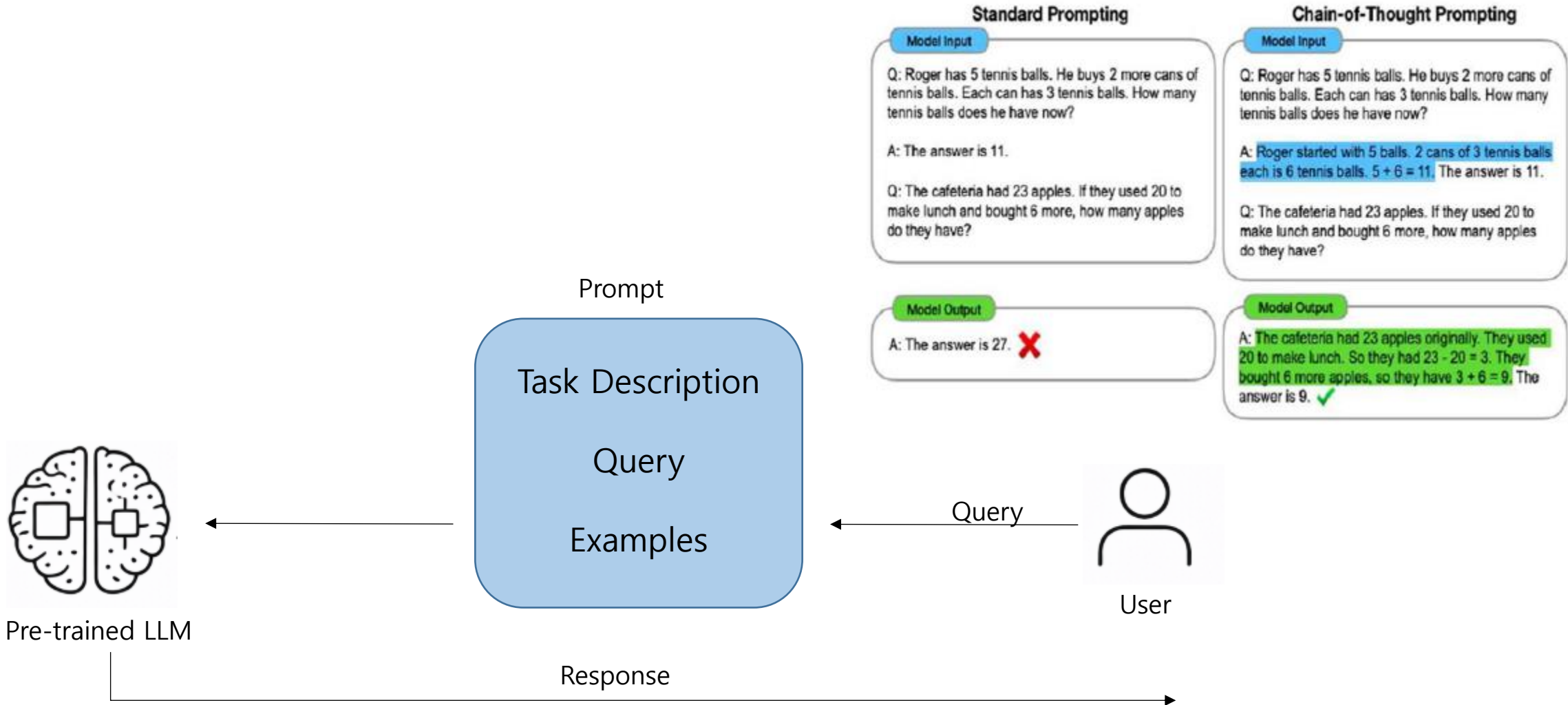
- 할루시네이션
  - 모델이 잘못된 정보를 제시
- 최신 정보 미 반영
  - 대규모 언어 모델의 학습 과정이 복잡, 시간과 리소스가 많이 소요됨.
  - 모델의 지식은 학습데이터의 컷 오프 날짜에 제한, 실시간 업데이트의 어려움으로 최신정보 반영 지연
- 도메인 특화
  - 일반적인 LLM 은 광범위한 지식을 다루지만, 특정 기업이나 조직의 고유한 정보는 포함하지 않음.
- 지식의 불분명한 출처
  - LLM 은 학습 데이터에서 얻은 정보를 종합하여 답변을 생성하므로, 특정 정보의 정확한 출처를 제시하기 어려움.

# LLM 한계 극복



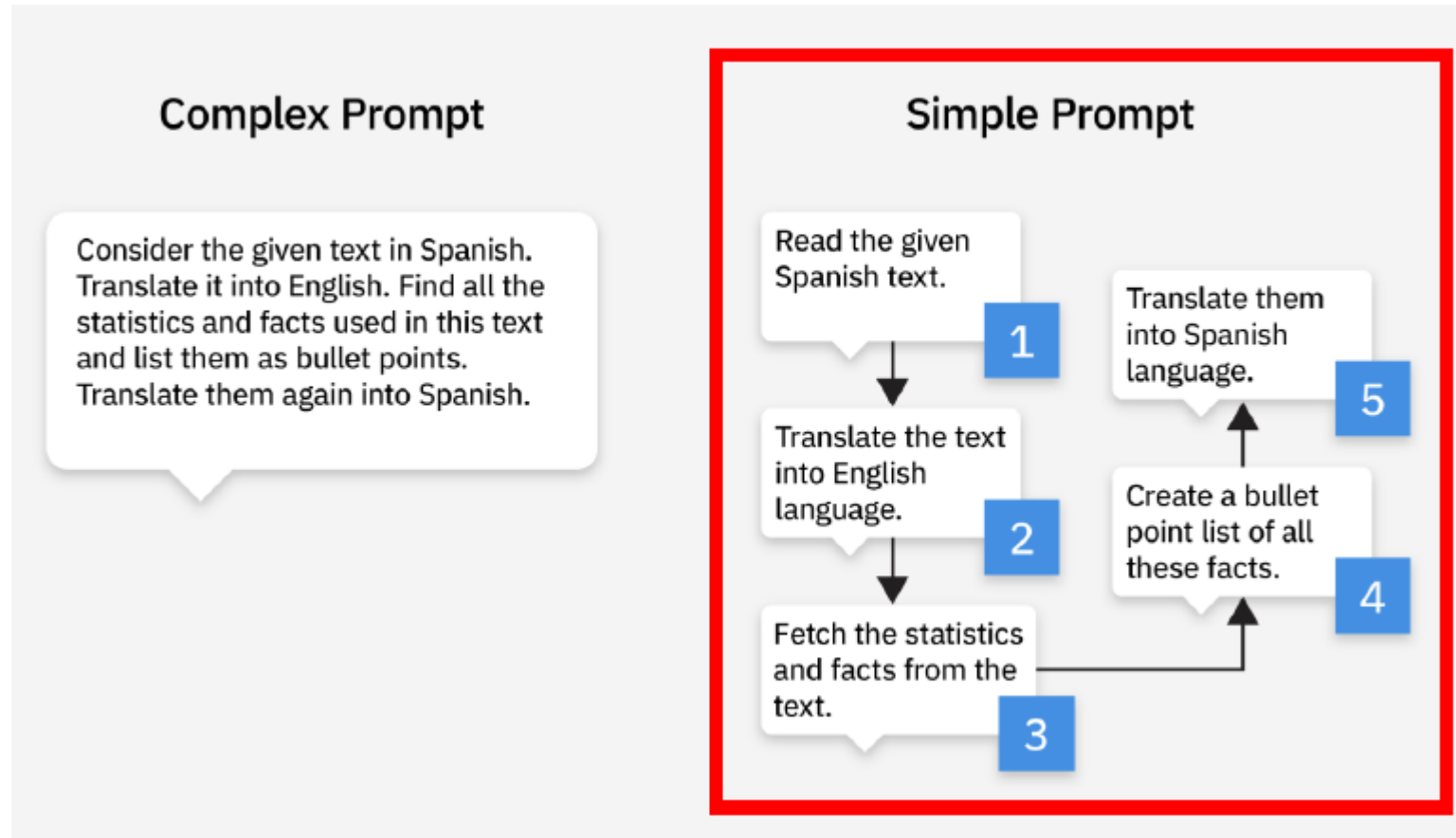
# Prompt Engineering

특정 작업에 대해 모델이 더 잘 반응하도록 입력 테스트 (Prompt) 를 최적화 하는 방식



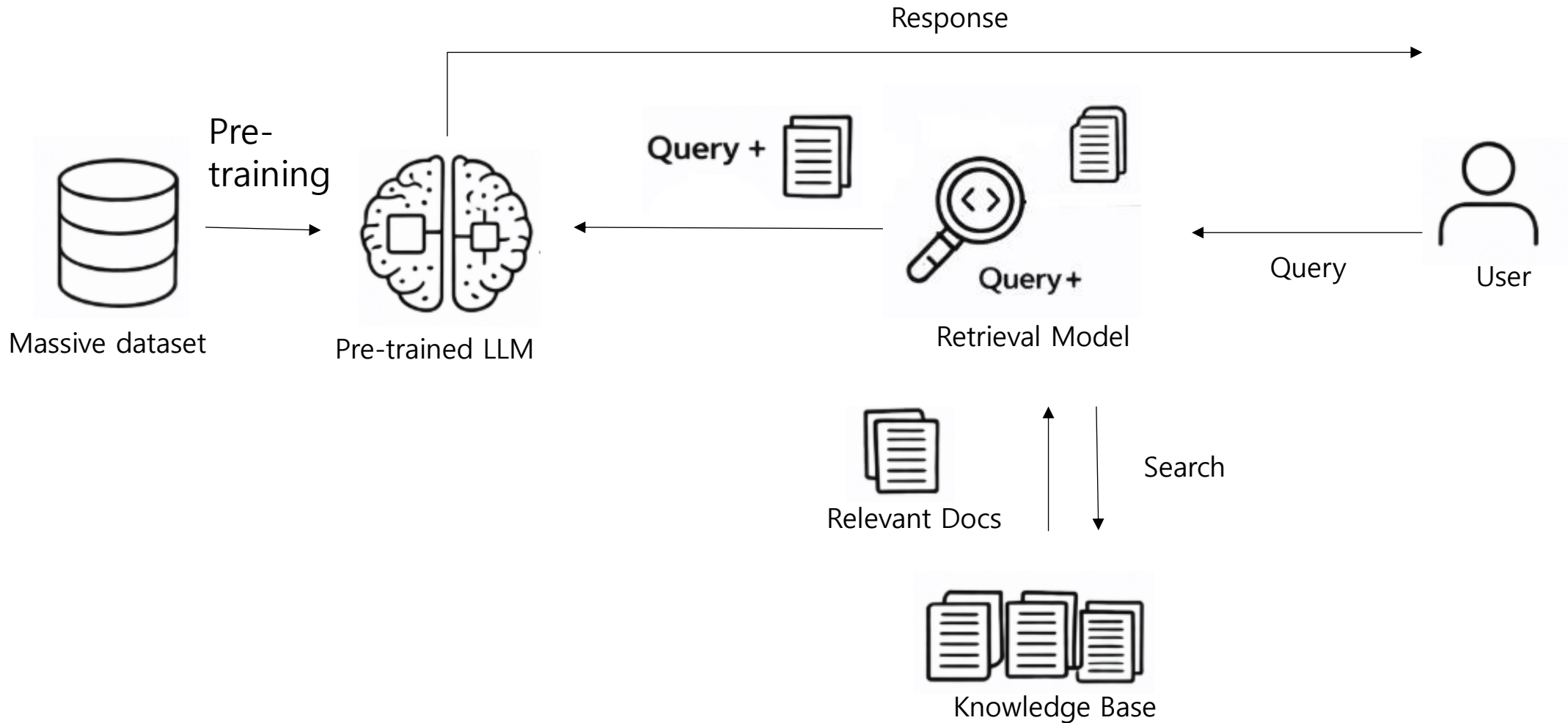
# Prompt Engineering (Prompt chaining)

작업을 하위 작업으로 분할하여 프롬프트 작업의 연쇄를 만드는 것  
LLM 이 처리하기 어려울 수 있는 복잡한 작업을 수행하는데 유용



# RAG (Retrieval – Augmented Generation)

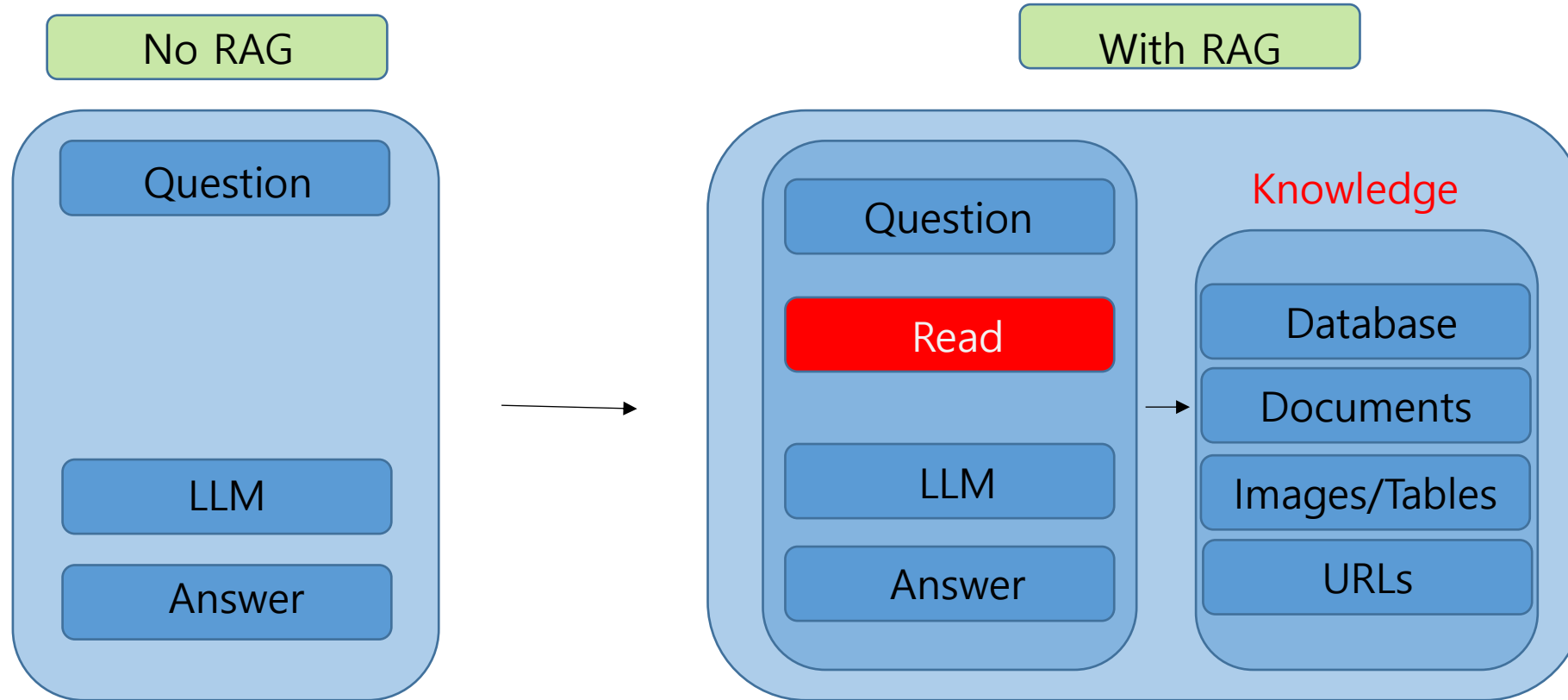
입력 프롬프트와 검색 기반의 정보를 결합(증강)하여, 증강된 정보를 기반으로 답변을 생성하도록 하는 방식



# RAG (Retrieval – Augmented Generation)

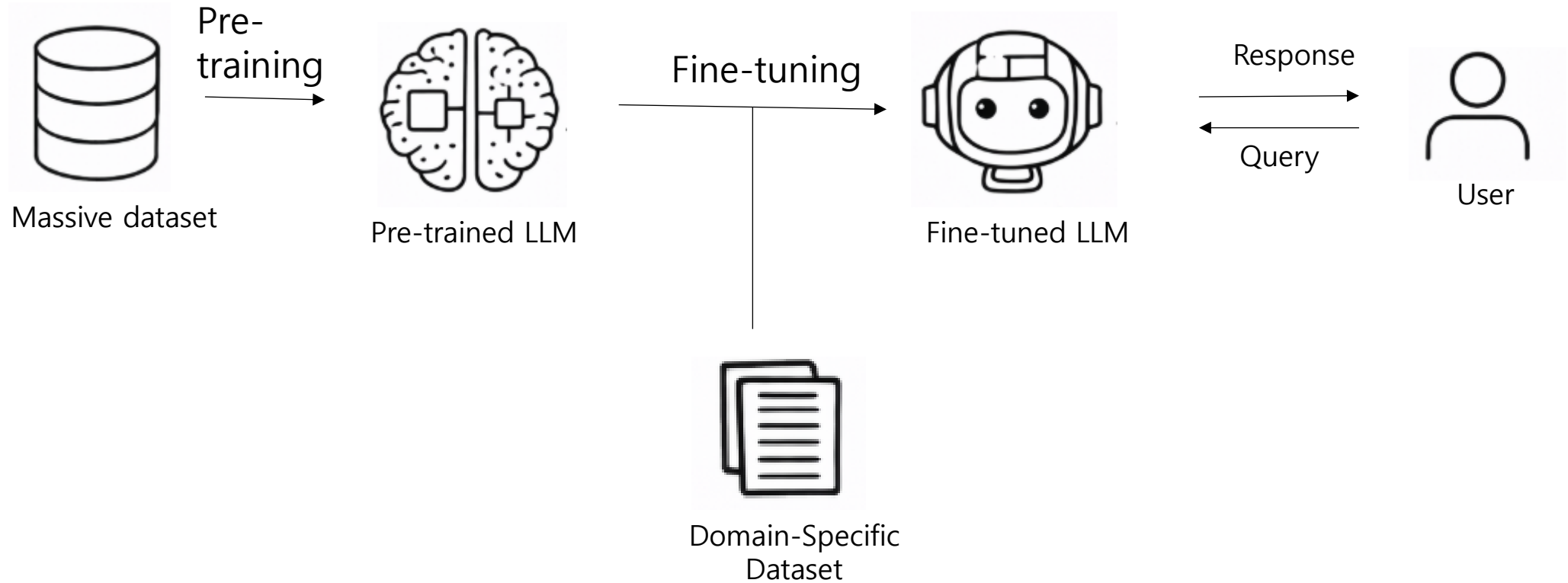
Retrieval (검색) – Augmented (증강) – Generation (생성)

기존의 LLM 답변을 생성하는 과정에 "검색" 을 추가하여 답변에 참고할만한 **정보**를 제공



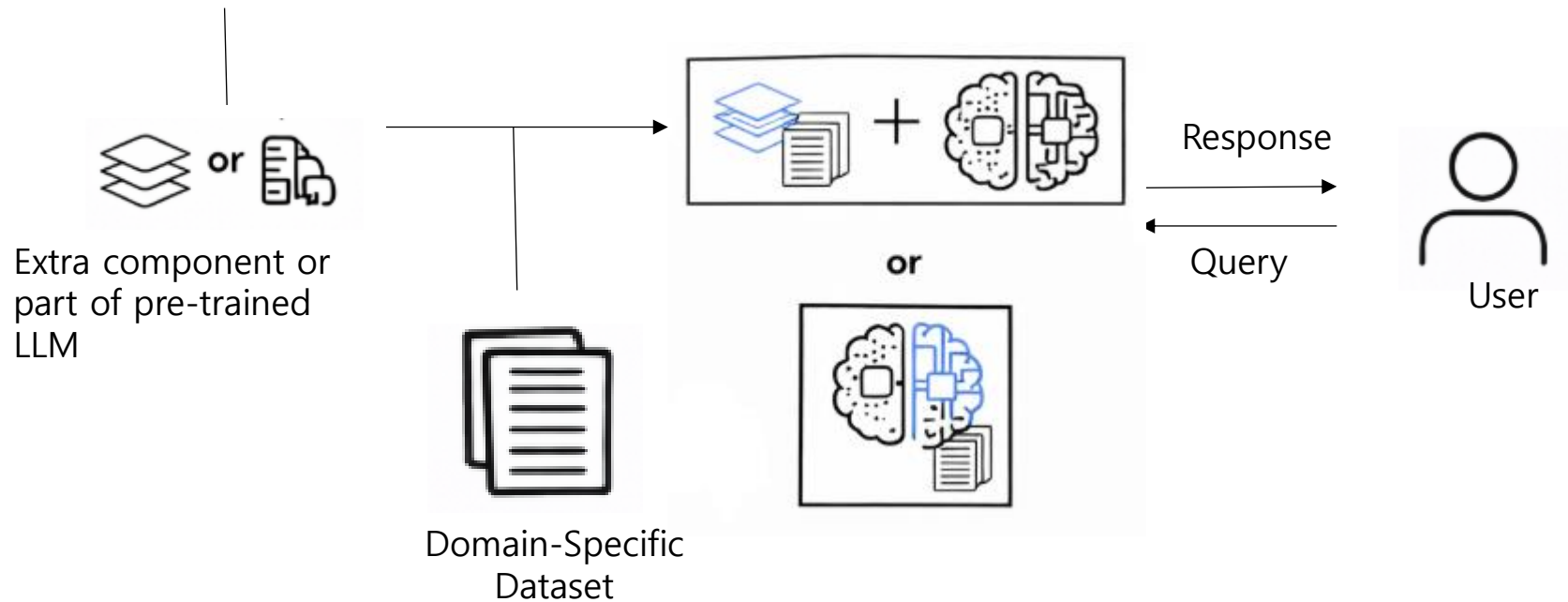
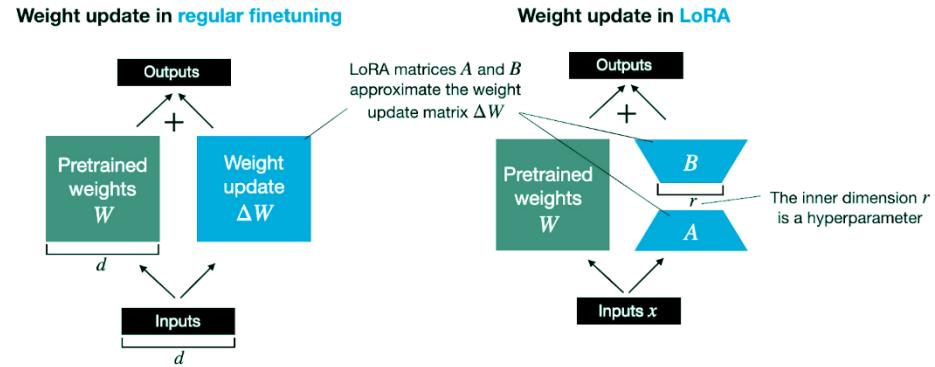
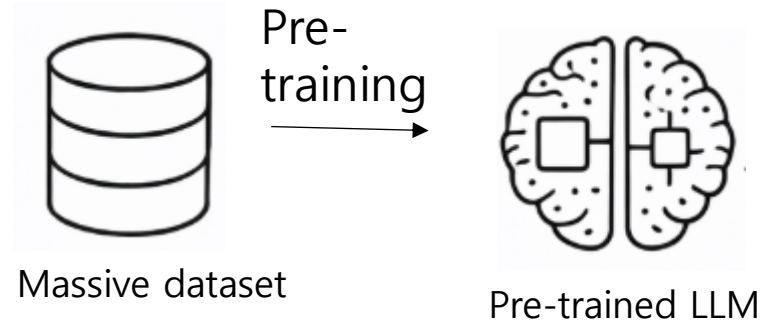
# Fine-Tuning

사전 훈련된 모델을 특정 작업이나, 데이터 셋에 맞게 추가적으로 조정하는 방식

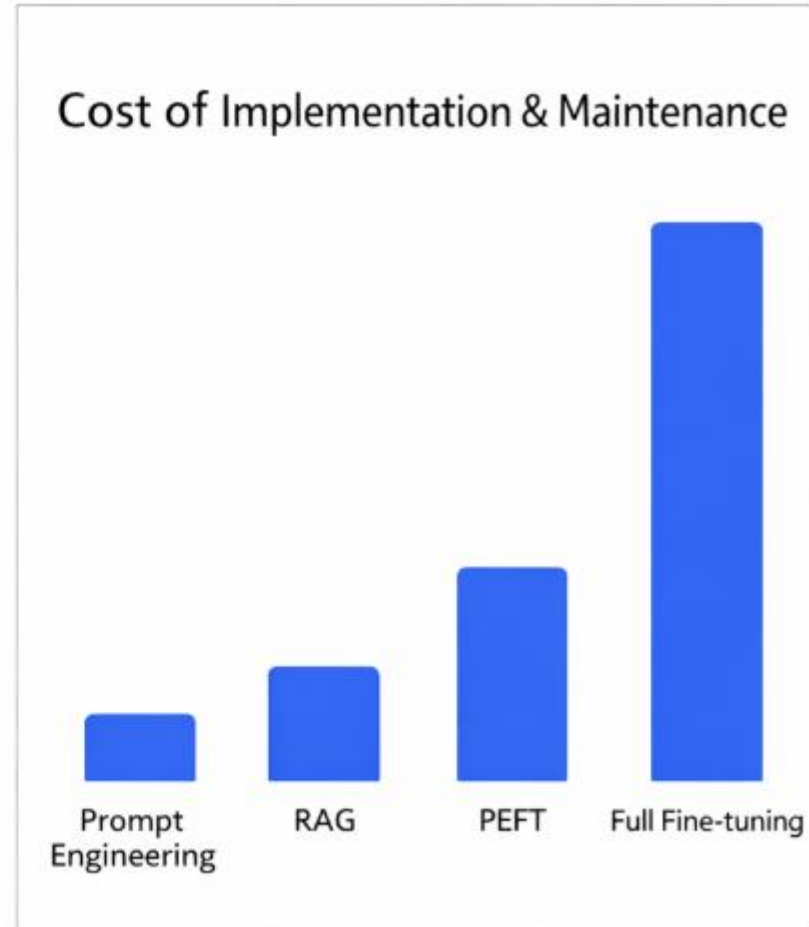
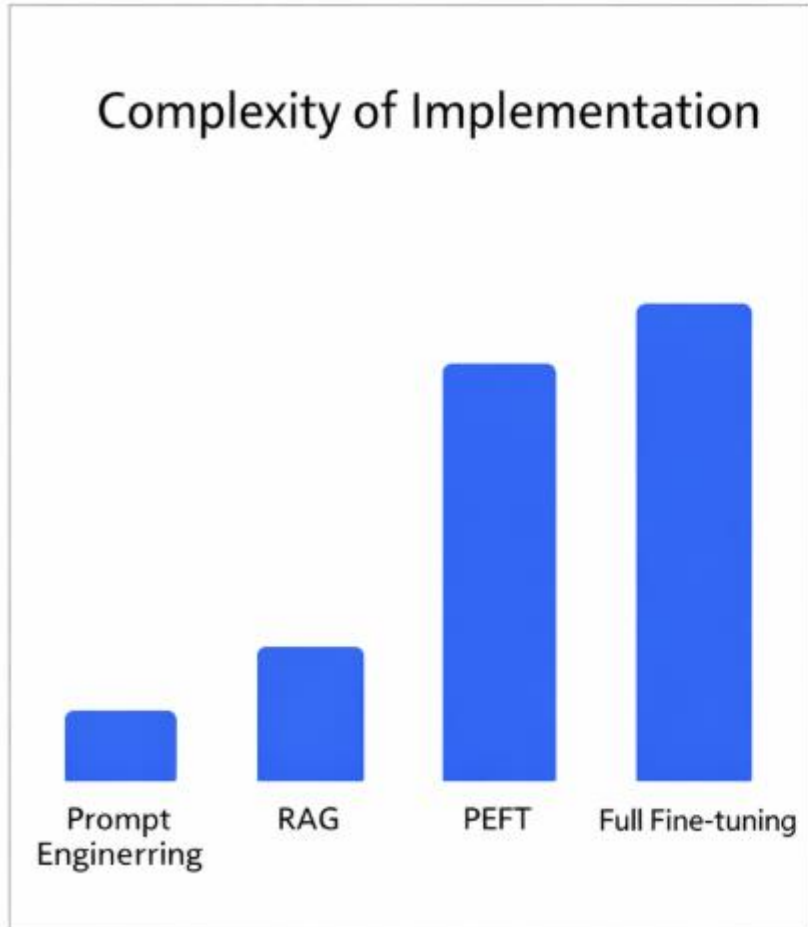


# Fine-Tuning-PEFT (Parameter Efficient Fine-Tuning)

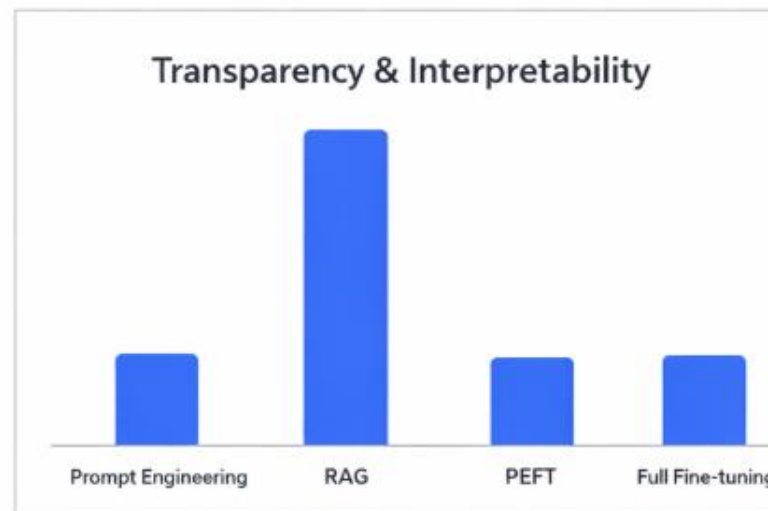
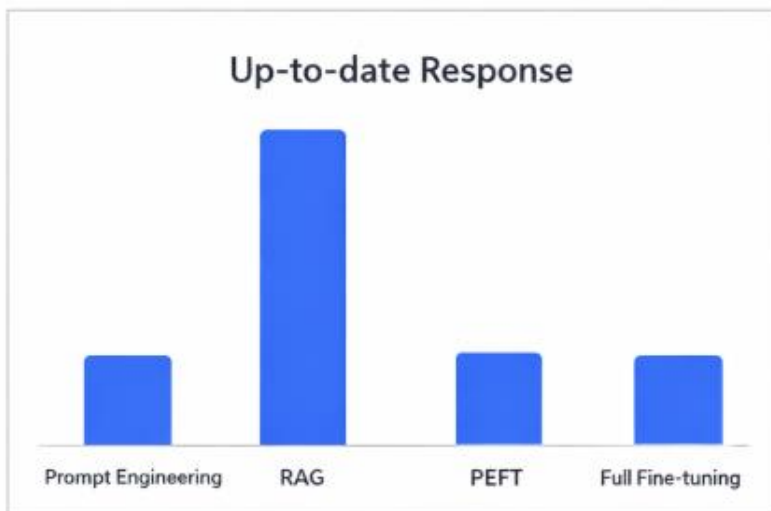
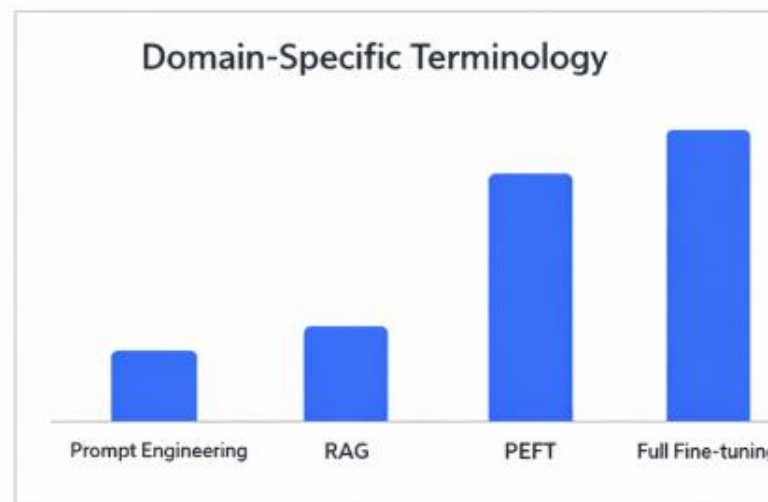
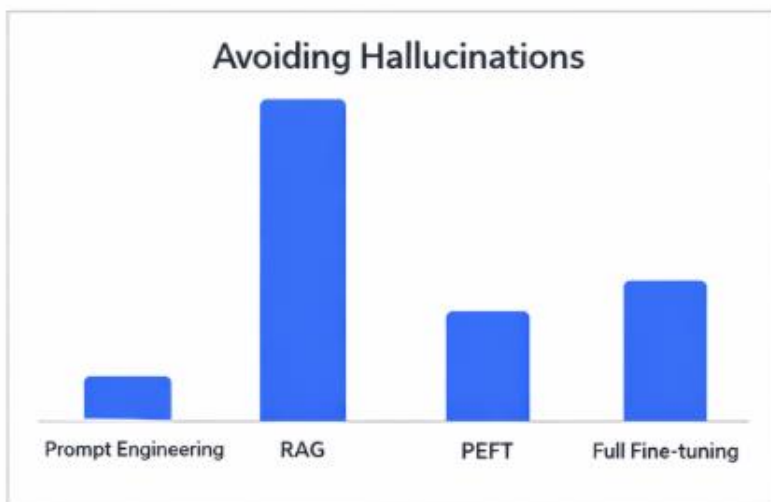
모델의 각 레이어에 소규모 네트워크 (어댑터) 를 추가하고, 이 네트워크만을 학습시키는 방식



# Comparison (Complexity and Cost )

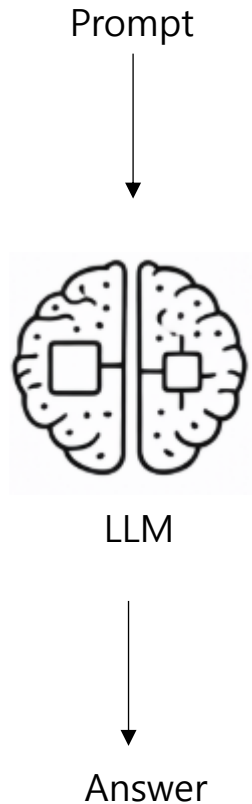


# Comparison (Performance)

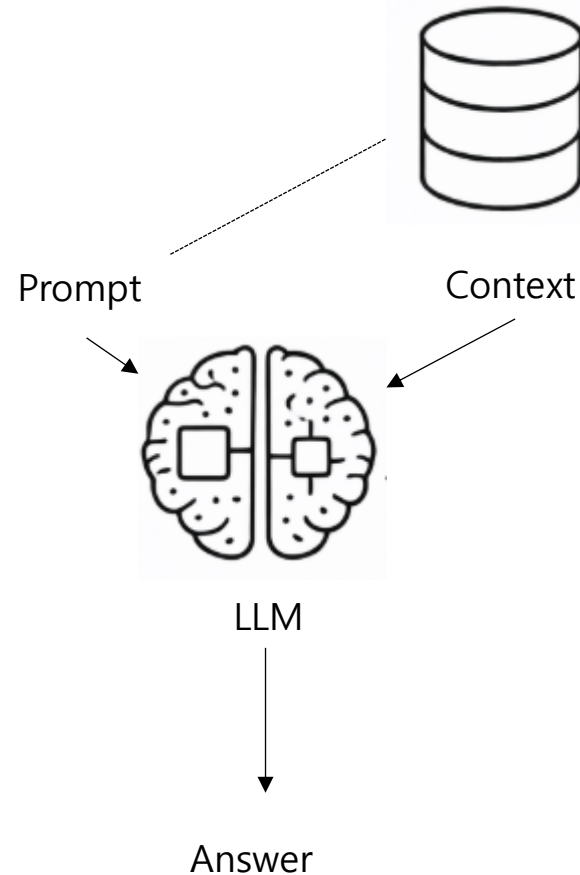


# Agentic Workflows

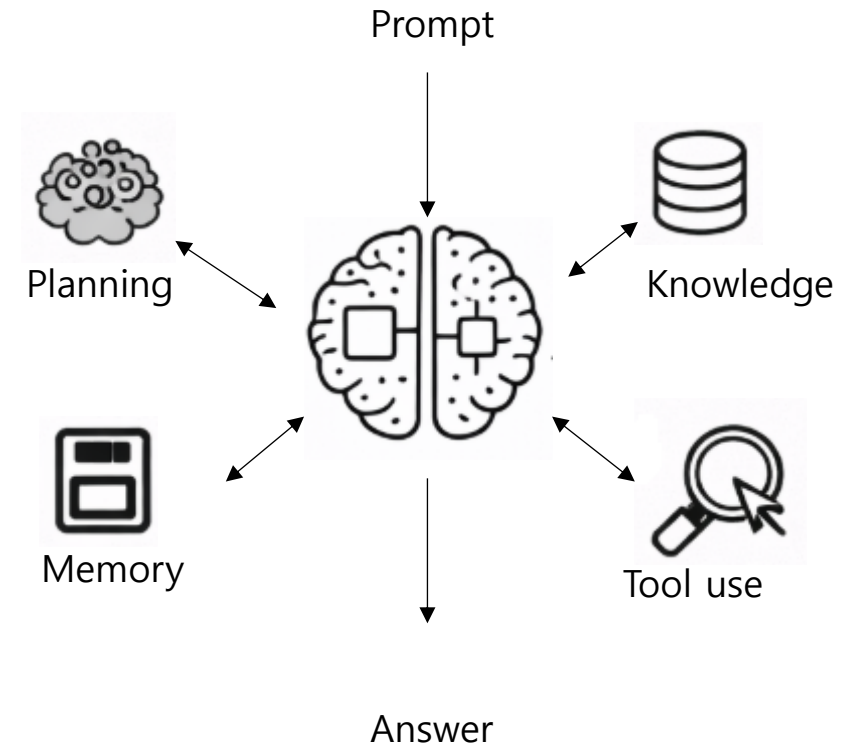
## Prompt Engineering



## RAG



## Agentic application



## Agentic Application

LLM 과 RAG를 포함한 다양한 기술을 활용하여 사용자의 질문을 처리하고 실제 행동을 수행할 수 있는 인공지능 시스템. 다양한 플러그인과 외부 API 를 활용하여 필요한 작업을 자동으로 수행할 수 있다.

# Evaluation of LLM

구분	Human Evaluation (Reliable 부족, Accurate 우수)	Statistical Evaluation (Reliable 우수, Accurate 부족)	LLM-based Evaluation (Reliable 부족, Accurate 우수)
대표 Metrics	<p>사람이 직접</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>질문-답변을 검증한 골든 데이터셋을 준비,</li> <li>각 질문 태스크에 따라 점수화 기준을 정하고,</li> <li>생성형AI의 답변을 평가하는 방식</li> </ol> <ul style="list-style-type: none"> <li><b>Fluency (유창성)</b> : 생성된 텍스트가 자연스럽게 읽기 쉬운지 평가</li> <li><b>Relevance (관련성)</b> : 답변이 주어진 질문/주제와 얼마나 관련이 있는지 평가</li> <li><b>Coherence (일관성)</b> : 문장 간 논리 연결성과 의미 일관성이 유지되는지 평가</li> <li><b>Factual Accuracy (사실적 정확성)</b> : 생성된 내용이 실제 사실과 일치하는지 평가</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li><b>BLEU</b> (Bilingual Evaluation Understudy) : Precision 기반, 기계 번역에서 주로 사용, 생성된 텍스트와 기준 텍스트 간의 N-gram 일치도를 평가</li> <li><b>ROUGE</b> (Recall-Oriented Understudy for Gisting Evaluation) : Recall 기반, 요약 성능 평가에 자주 사용, 생성된 텍스트와 기준 텍스트 간의 중복된 N-gram 비율을 측정</li> <li><b>METEOR</b> (Metric for Evaluation of Translation with Explicit ORdering) : Precision과 Recall을 모두 사용, 동의어와 어형 변화, 어순을 고려하여, BLEU보다 상대적으로 문장의 의미를 더 잘 반영</li> <li><b>Levenshtein Distance</b> : 한 문자열을 다른 문자열로 변환하기 위해 필요한 삽입, 삭제, 교체 작업(편집거리)의 최소 횟수를 계산</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li><b>Natural Language Process Model</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>- NLI</li> <li>- BLEURT</li> </ul> </li> <li><b>Embedding Model</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>- BERTScore</li> <li>- MoverScore</li> </ul> </li> <li><b>Large Language Model</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>- QAG Score</li> <li>- GPTScore</li> <li>- SelfCheckGPT</li> <li>- G-Eval</li> <li>- Prometheus</li> </ul> </li> </ul>
장점	<ul style="list-style-type: none"> <li><b>정교함</b> : 모델이 생성한 텍스트의 복잡한 의미와 맥락을 분석할 수 있어, 미묘한 차이를 구별하는 데 탁월</li> <li><b>유연성</b> : 평가 지표를 상황에 맞게 설정할 수 있고, 특정 도메인이나 애플리케이션에 맞춤형 평가 가능</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li><b>효율성</b> : 자동화된 평가이기 때문에 빠르고 비용이 적게 듦</li> <li><b>객관성</b> : 고정된 수학적 공식 사용으로 평가 결과가 일관되고 객관적임</li> <li><b>확장성</b> : 대규모 데이터셋도 쉽게 적용 가능, 여러 모델간 비교에 적합</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li><b>빠른 평가</b> : 평가가 자동으로 이루어지기 때문에 속도가 빠름</li> <li><b>종합적 언어 이해</b> : 언어의 문법, 문맥, 일관성 등을 함께 평가할 수 있어, 의미적 유사성을 포함하여 보다 복합적인 평가가 가능</li> <li><b>확장성</b> : 대규모 데이터셋에서도 평가를 빠르게 수행할 수 있음</li> </ul>
단점	<ul style="list-style-type: none"> <li><b>비용</b> : 평가자 고용 등 많은 시간과 비용이 소요</li> <li><b>주관성</b> : 평가자의 주관적인 판단에 의존, 일관성 유지가 어려움</li> <li><b>확장성 부족</b> : 대규모 데이터셋이나 다양한 모델을 평가하는 데 비효율적</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li><b>의미 해석 부족</b> : 단순히 텍스트 일치, 중복 등 문장 사이의 표면적인 비교를 통한 평가로 생성된 문장의 의미를 제대로 반영하지 못할 수 있음</li> <li><b>문맥 무시</b> : N-gram 기반 지표는 문맥을 고려하지 않으므로, 문장 간의 논리적 연결성이나 일관성을 평가하는 데 한계가 있음</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li><b>모델 편향</b> : LLM 자체가 학습한 데이터에 기반한 편향이 있을 수 있으며, 그로 인해 평가 결과도 왜곡될 수 있음</li> <li><b>일관성 문제</b> : 확률에 의존하고 있는 모델이 스스로를 평가하는 것으로, 동일 텍스트에 대해 일관된 평가를 제공 못할 가능성이 있음</li> </ul>

# Evaluation of LLM

Metric	Definition
Comprehensiveness	How well does the summary capture important information?
Conciseness	How well does the summary exclude non-important information?
Correctness	How well does the summary agree with the facts outlined in the clinical note?
Fluency	How well does the summary exhibit fluency?

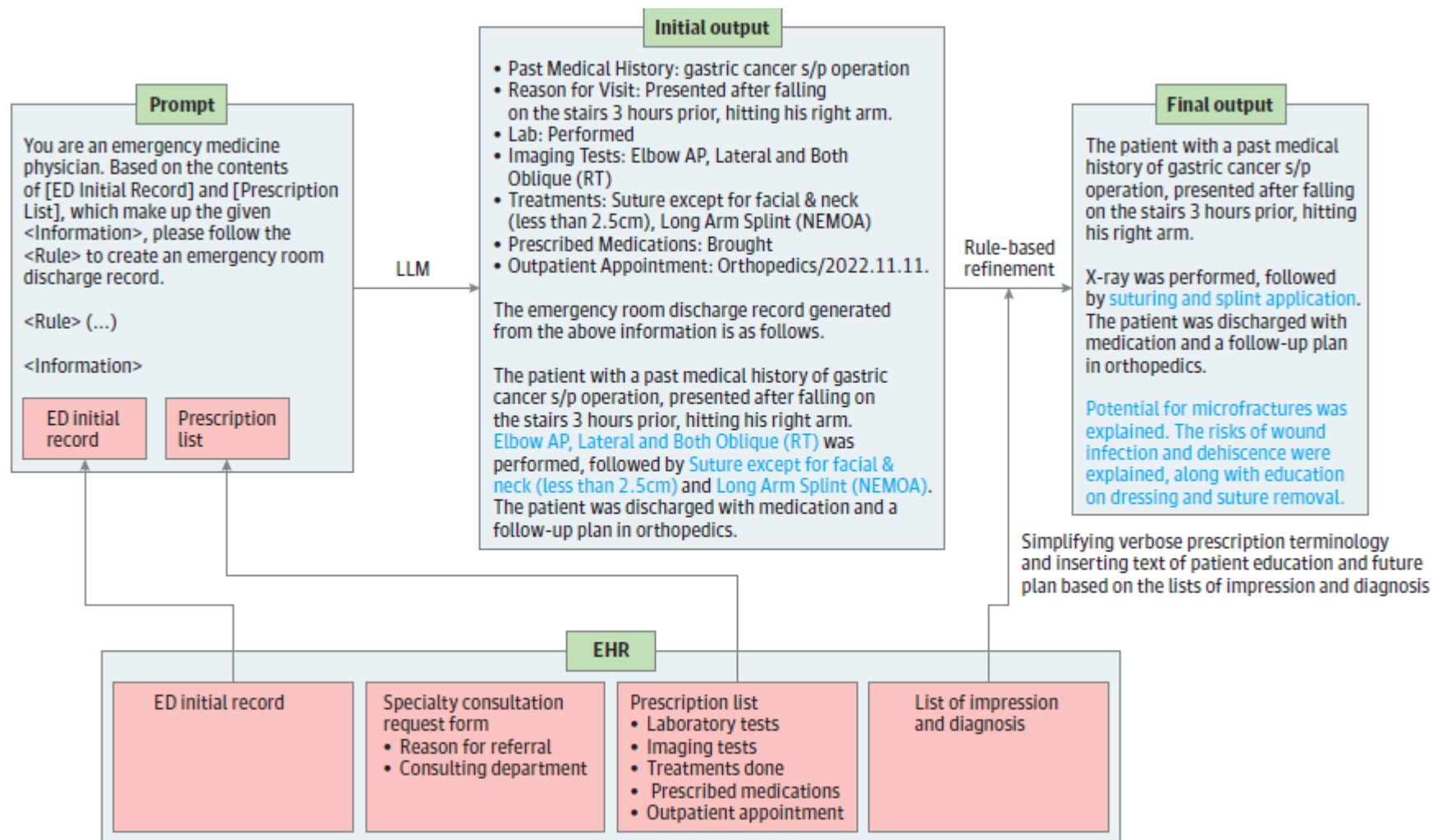
Matthias Ganzinger, et al. *Scientific Reports*, 2025

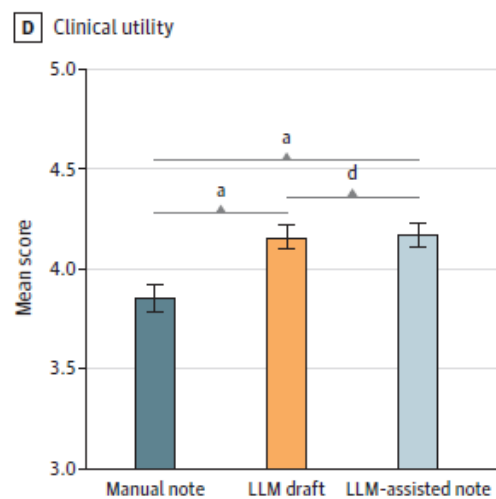
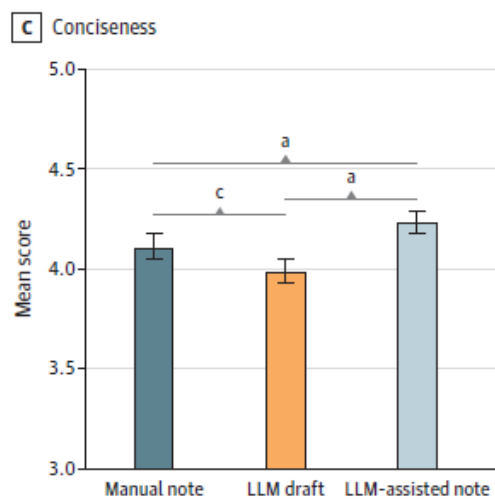
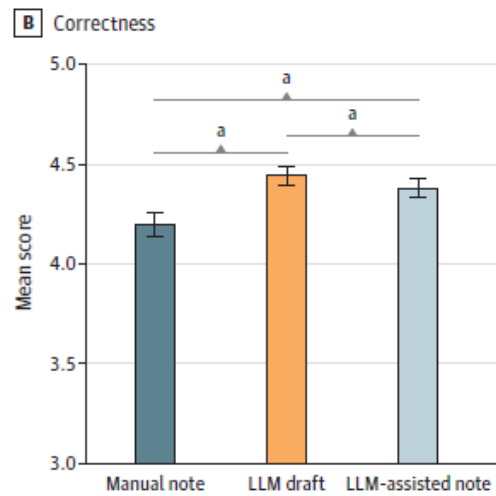
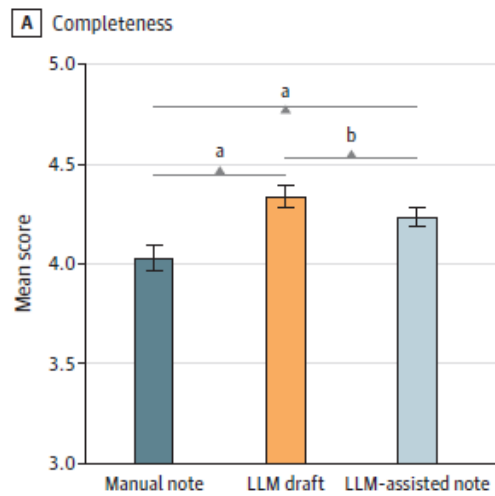
# 호흡기내과에서 사용 가능한 실제 활용 시나리오

- 의무 기록 작성 보조 및 의무 기록 요약
- Chatbot 을 활용한 Clinical decision support

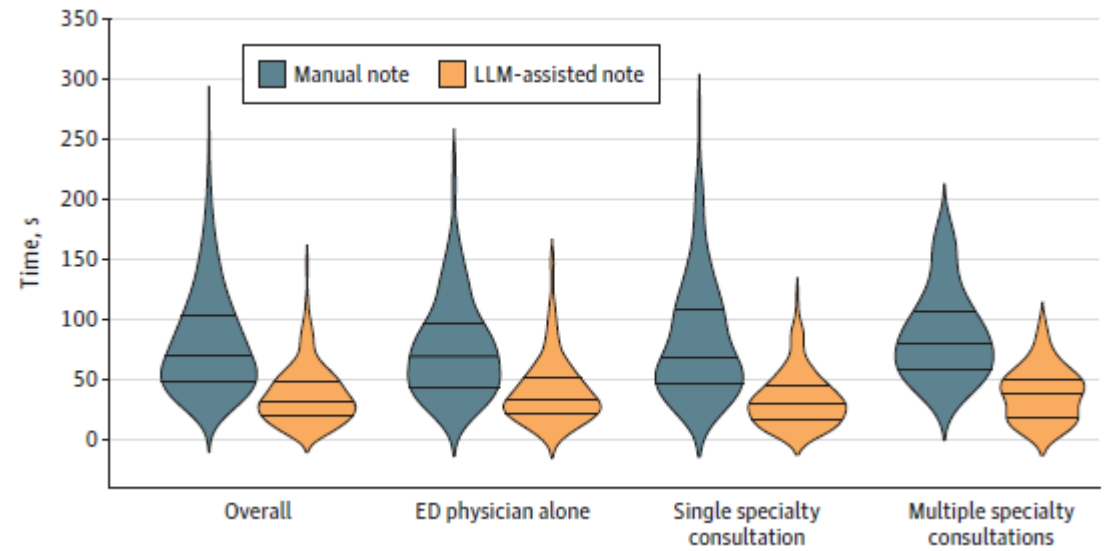
# 의무기록 작성 보조 및 데이터 탐색

- 의사의 50%가 업무 부담으로 인한 Burn out 호소
- 전체 업무 시간의 최대 62%를 의무기록 작성에 할애
- 진료 기록 및 보고서의 자동 생성
- 정확하고 맞춤화된 의료 용어 사용
- 의무기록 작성 시간 단축
- 과거 진료 기록 요약 제시, 과거 배양 기록 등





- Physician's writing time was significantly **shorter** with LLM assistance.
- LLM-assisted notes achieved **higher** scores than manual notes.



Ji Woo Song, et al. *JAMA Network Open*, 2025

**Table 3. Mean Comprehensiveness, Concision, Coherence, Harmfulness, and Rating Scores of Individual Errors Identified in Physician- and Large Language Model (LLM)-Generated Discharge Summary**

Score	Hospitalist (n = 14)			PCP (n = 3)			SNF physician (n = 5)			All reviewers (n = 22)		
	Mean (SD)		P value <sup>a</sup>	Mean (SD)		P value <sup>a</sup>	Mean (SD)		P value <sup>a</sup>	Mean (SD)		P value <sup>a</sup>
	Physician	LLM		Physician	LLM		Physician	LLM		Physician	LLM	
Comprehensiveness <sup>b</sup>	4.20 (0.72)	3.73 (0.8)	<.001	3.93 (1.19)	3.32 (1.32)	.004	4.18 (0.75)	3.95 (0.67)	.02	4.13 (0.58)	3.72 (0.58)	<.001
Concision <sup>b</sup>	3.99 (0.73)	4.12 (0.60)	.25	3.07 (1.13)	3.51 (0.96)	.02	3.62 (0.96)	4.18 (0.71)	<.001	3.70 (0.59)	4.01 (0.37)	<.001
Coherence <sup>b</sup>	4.29 (0.64)	4.35 (0.56)	.50	3.53 (1.26)	3.75 (1.15)	.31	3.89 (0.70)	4.15 (0.51)	<.001	4.01 (0.53)	4.16 (0.39)	.02
Global harmfulness <sup>c</sup>	0.36 (0.70)	0.84 (0.98)	<.001									
Global quality rating <sup>b</sup>	4.04 (0.69)	3.76 (0.71)	.007	3.29 (1.19)	3.17 (1.21)	.59	3.67 (0.87)	3.89 (0.70)	.054	3.77 (0.57)	3.67 (0.49)	.21

**Table 4. Physician- and Large Language Model (LLM)-Generated Discharge Summary Preference**

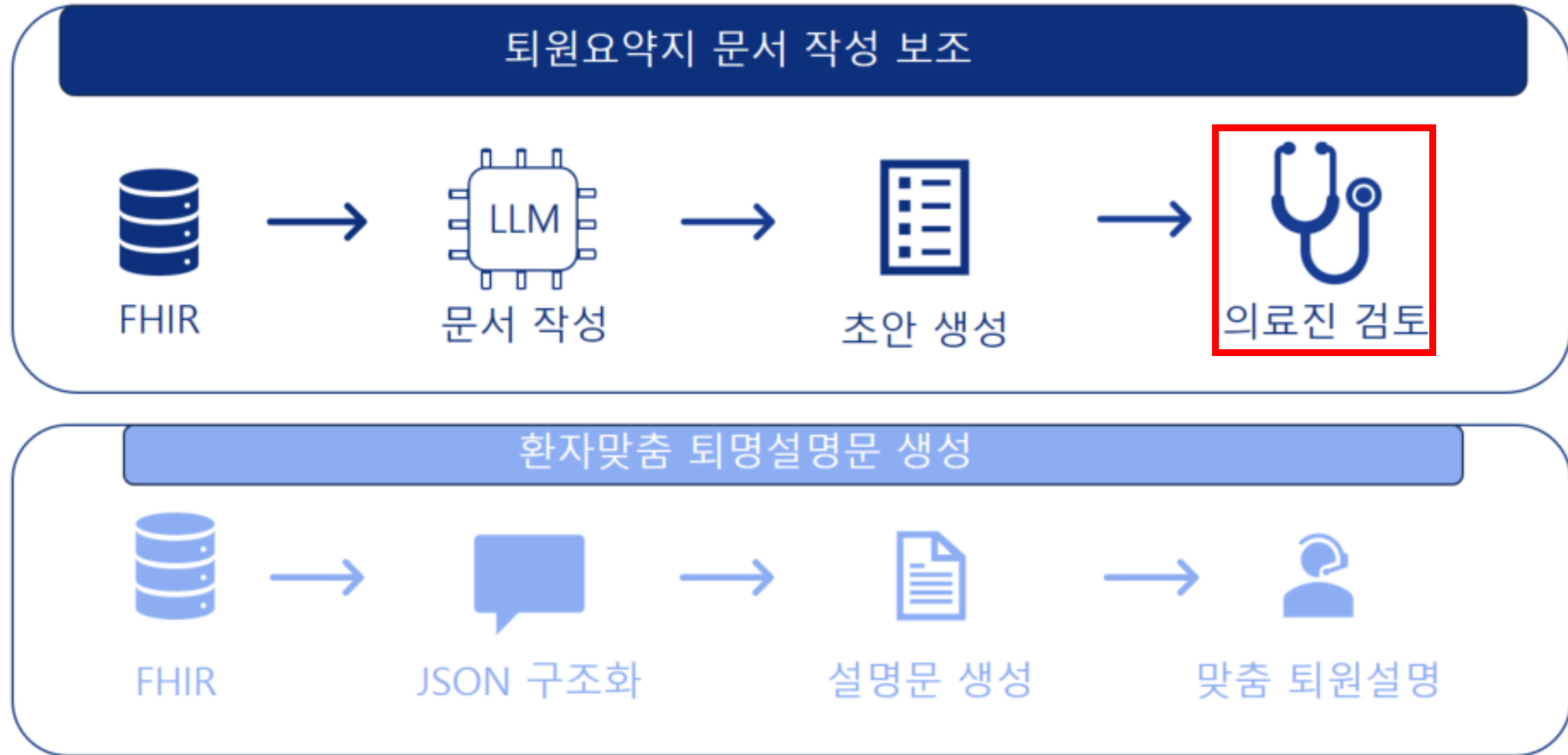
Preference <sup>a</sup>	No. (%)			
	Hospitalist	PCP	SNF physician	Total
Physician-generated summary	104 (52)	39 (52)	52 (42)	195 (49)
LLM-generated summary	64 (32)	28 (37)	51 (41)	143 (36)
Equal preference	32 (16)	8 (11)	22 (18)	62 (16)

Abbreviations: PCP, primary care physician; SNF, skilled nursing facility.

<sup>a</sup>  $\chi^2 = 5.2$ ;  $P = .27$ .

Christopher Y.K. , et al. *JAMA Internal Medicine*, 2025

# 서비스 흐름도



# FHIR 데이터베이스

FHIR 데이터베이스 테이블 구조	
환자 정보	의료기관 정보
진료의 정보(진료의, 진료의 역할)	진단내역(내원, 진단 정보)
약물 처방 정보	진단검사 정보
기타검사 정보	영상검사 정보
병리검사 정보	수술내역(수술, 처치 정보)
알러지 및 부작용 정보	진료기록(제증명 등) 정보



# 기침 AI Chatbot 개발

□ 기침 관련 데이터 수집

□ 데이터 전처리 및 토큰화

□ 외부 전문 지식 및 검색 엔진

□ RAG 기반 답변 생성 프로세스

□ 학습용 데이터 구축 및 검토

□ 소형 언어 모델 파인튜닝

□ 성능 분석 및 모델 선정

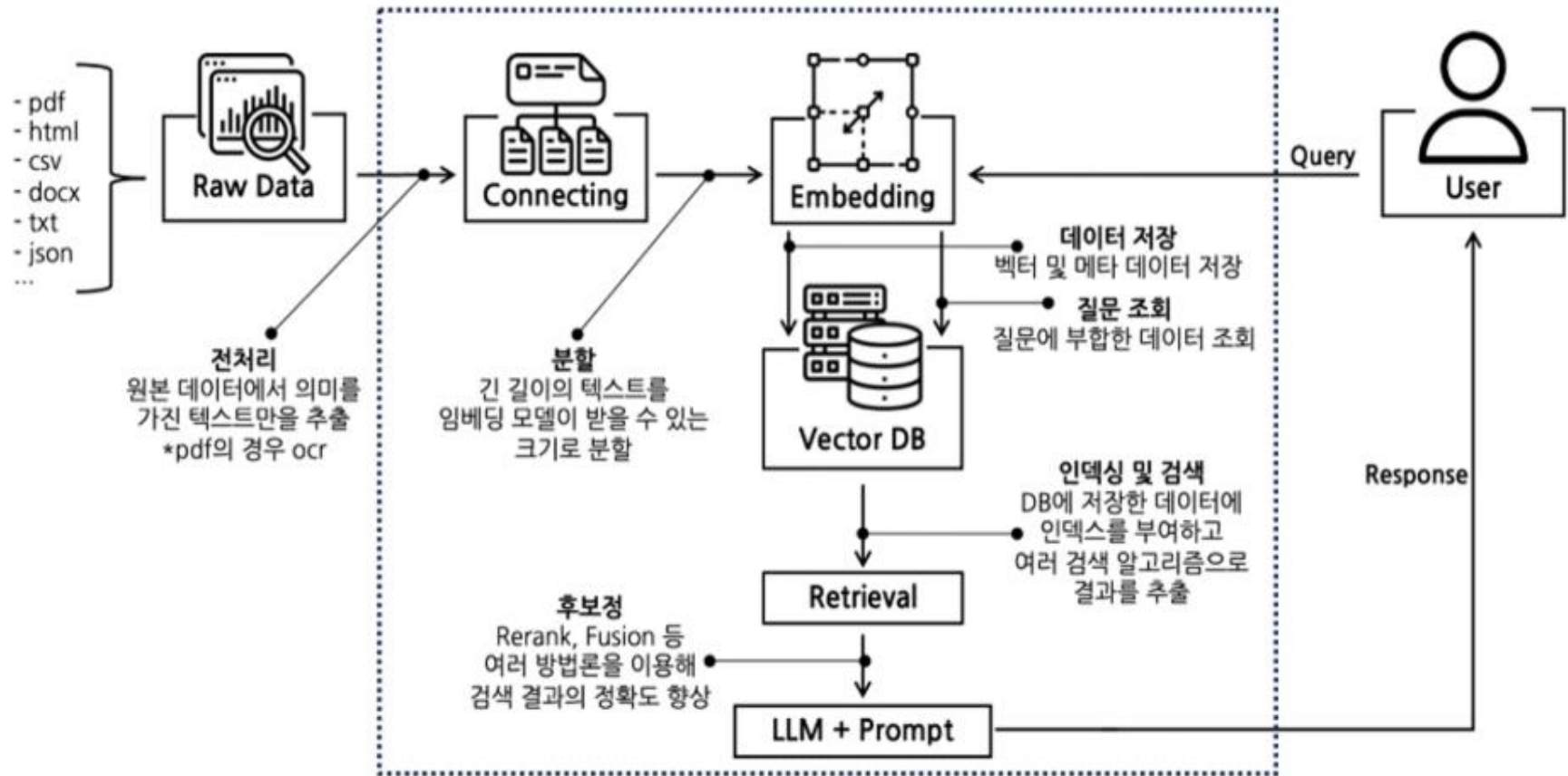
□ 시험 서비스 및 피드백 수집

# 데이터 수집 및 전처리

- 네이버 지식인 – BeautifulSoup, Selenium 라이브러리 활용
- 데이터 전처리 및 토큰화
- 하이브리드 검색 엔진 구축
  - 희소 벡터 검색 (BM25) + 밀집벡터검색 (FAISS)

# RAG + Fine tuning

- 벡터 유사도 분석, 앙상블 리트리버
- 학습 데이터 구축 - 의료진 체계적 검토
- 모델 선택 및 학습 (Hyperparameter 최적화), 데이터 분할



1887	만성 기침의 정의와 원인에 대해 알고 싶어요.	호흡기질환 증상	만성 기침 1. 흡연 2. 비강 건조 3. 알레르기 4. 천식 5. 위식도 역류 질환 6. 후비루 7. 기관지염	만성 기침은 다양한 요인으로 인해 발생할 수 있습니다. 주요 원인은 다음과 같습니다.  만성 기침의 원인을 파악하기 위해서는 의사와 상담과 검사를 받아야 합니다.	만성 기침은 8주 이상 지속되는 기침을 말합니다. 흡연, 비강 건조, 알레르기, 천식 등이 원인으로 작용할 수 있습니다. 정확한 원인 파악을 위해서는 의사와 상담하는 것이 중요합니다.	만성 기침은 일반적으로 8주 이상 지속되는 기침을 의미하며, 주요 원인은 흡연, 알레르기, 천식, 위식도 역류 질환(GERD), 후비루 증후군 등이 있습니다. 정확한 원인 파악과 치료를 위해서는 의사의 진찰과 검사가 필수적입니다. 증상이 지속된다면 전문가와 상담하여 적절한 관리 방안을 마련하는 것이 중요합니다.
1888	만성 기침의 증상은 어떻게 나타날까요?	호흡기질환 증상	만성 기침 증상은 만성적인 기침, 호흡 곤란, 체중 감소, 연하 곤란, 흉통, 변비, 소화 불량, 복통 등이 나타날 수 있습니다. 만성적인 기침이 계속되거나 심해진다면 의료 전문가의 진료를 받아야 합니다.  만성 기침은 다양한 원인에 의해 발생할 수 있으며, 이는 호흡기의 염증, 가래, 호흡곤란, 기침 발작 등의 증상을 유발할 수 있습니다.	만성 기침은 일반적으로 8주 이상 지속되는 기침으로, 호흡곤란과 기침에 대한 걱정 증가 등이 주요 증상입니다. 또한, 흉통, 목소리 변화, 가래, 체중 감소 등의 증상도 나타날 수 있습니다. 만성적인 기침이 계속되거나 심해진다면 의료 전문가의 진료를 받아야 합니다.	만성 기침의 증상은 기침이 8주 이상 지속되는 것, 호흡 곤란, 가래 생성, 흉통, 목소리 변화 등이 있습니다. 이러한 증상이 나타나면 의료 전문가와 상담하여 적절한 진단과 치료를 받는 것이 중요합니다.	만성 기침의 주요 증상으로는 기침 지속 시간이 8주 이상인 경우를 포함하여 호흡곤란, 가래 생성, 흉통, 목소리 변화, 어지러움 등이 있습니다. 또한, 피 섞인 가래와 가슴 통증도 나타날 수 있으며, 이러한 증상들은 일상생활에 불편을 초래할 수 있습니다. 만약 이러한 증상들이 지속된다면 의료 전문가의 진단과 치료가 필요합니다.
1889	3주 이상 지속되는 기침 증상이 만성 기침의 증상인가요?	호흡기질환 증상	만성 기침 만성 기침의 증상은 일반적으로 3주 이상 지속되며, 기침이 2주 이상 연속적으로 나타나는 경우입니다. 만성 기침은 감기나 호흡기 질환과 같은 다른 질환의 증상이 아닐 수도 있으므로, 계속되는 기침이 3주 이상 지속되거나 다른 감기 증상과 함께 나타난다면 의료 전문가와 상담하는 것이 좋습니다.	네, 3주 이상 지속되는 기침은 만성 기침의 증상입니다. 만성 기침은 일반적으로 3주 이상 지속되며, 기침이 2주 이상 연속적으로 나타나는 기침입니다. 만약 계속되는 기침이 3주 이상 지속되거나 다른 감기 증상과 함께 나타난다면 의료 전문가와 상담하는 것이 좋습니다.	네, 3주 이상 지속되는 기침은 만성 기침의 증상일 수 있습니다. 만성 기침은 일반적으로 3주 이상 지속되는 기침을 의미합니다. 지속적인 기침이 있다면 의료 전문가와 상담하는 것이 좋습니다.	네, 그렇습니다. 문맥에 따르면 기침이 3주 이상 지속되면 만성 기침의 증상으로 분류될 수 있으며, 일반적으로 만성 기침은 최소 2주 이상 지속된다고 정의됩니다. 특히 장기간인 경우 더욱 주의가 필요합니다. 하지만 정확한 진단을 위해서는 의료 전문가와 상담하는 것이 중요합니다.
1890	만성 기침 외에도 만성 기침에 영향을 미칠 수 있는 다른 호흡기 관련 증상들이 있는지		만성 기침 외에도 다양한 호흡기 관련 증상들이 있습니다. 대표적인 증상으로는 호흡 곤란, 현기증, 피로감, 체중 감소, 가래 등이 있	만성 기침과 함께 나타날 수 있는 다른 호흡기 증상으로는 호흡곤란, 가슴답답함, 가래, 코막힘 등이 있습니다. 또한 피로감, 현기증,	만성 기침은 호흡 곤란, 피로, 코막힘, 재채기, 목소리 변화 등의 호흡기 관련 증상을 동반할 수 있습니다. 또한, 가래, 가슴 답답함, 현	만성 기침 외에도 호흡 곤란, 피로감, 가슴 답답함, 가래 생성, 코막힘, 현기증, 체중 감소 등 다양한 호흡기 관련 증상들이 동반될 수

# 시험 서비스

Hyzy M, et al. *JMIR Mhealth Uhealth*, 2022



- LLM chatbot 은 헬스케어 앱 평균인 71.30 점을 통계적으로 상회해야 한다.
- SUS 를 통해 수천 개의 다른 앱과 비교하여 "평균 이상"임을 입증

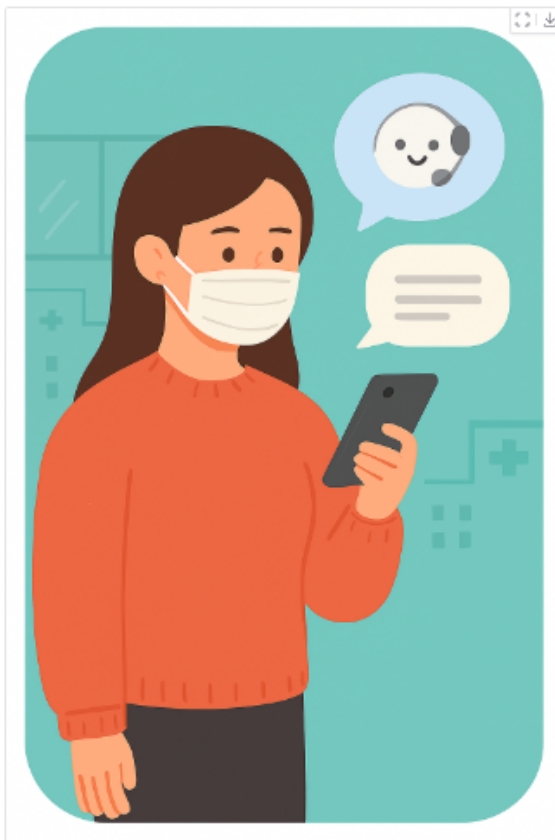
	Strongly disagree				Strongly agree
1. I think that I would like to use this system frequently	1	2	3	4	5
2. I found the system unnecessarily complex	1	2	3	4	5
3. I thought the system was easy to use	1	2	3	4	5
4. I think that I would need the support of a technical person to be able to use this system	1	2	3	4	5
5. I found the various functions in this system were well integrated	1	2	3	4	5
6. I thought there was too much inconsistency in this system	1	2	3	4	5
7. I would imagine that most people would learn to use this system very quickly	1	2	3	4	5
8. I found the system very cumbersome to use	1	2	3	4	5
9. I felt very confident using the system	1	2	3	4	5
10. I needed to learn a lot of things before I could get going with this system	1	2	3	4	5

# 상담 시험용 서비스 구축



기침 상담 챗봇에 오신 것을 환영합니다!

일반 사용자 관리자



## 기침 상담 챗봇

안녕하세요! 기침에 대해 궁금한 점을 물어보세요.

### 사용 안내

1. 기침과 관련된 질문을 자유롭게 입력해주세요
2. 이전 대화를 기억하며 연속적인 상담이 가능합니다
3. 새로운 주제로 시작하려면 **새 채팅** 버튼을 클릭하세요
4. 이 챗봇은 참고용으로만 사용해주세요!



## Gradio 기반 웹 애플리케이션

- 실시간 질의응답 및 피드백 수집 기능
- 사용자 익명성 보장 및 데이터 암호화
- 내원 환자 대상 실사용 테스트 및 만족도 조사
- 사용자 친화적 UI 디자인 적용

<https://untaxing-ronda-cladocarpous.ngrok-free.dev>



- 기침을 한달 합니다 심각한가요
- 가래에 피도 납니다 어떻게 해야 할까요?

# LLM 구현 및 최적화

할루시네이션

LLM에서 사실과 다른  
답변을 인식

양자화

메모리 사용량과 연산  
량을 줄임

인프라 설계

안전한 네트워크와 스  
토리지를 설계



RAG 기법 적용

최신 데이터로 모델  
출력을 보강

모델 미세 조정

가중치 미세 조정  
으로 정확도 제고

모델 경량화

지식 증류를  
사용하여 모델 크기를  
줄임

하드웨어

고성능 GPU 와  
서버 사용

성능 최적화

추론 속도를 높이기  
위해 병렬 디코딩 이  
용

# Summary

- AI can support decisions, but clinicians remain responsible
  - RAG for evidence grounding
  - Fine-Tuning
  - Evaluation in real-world practice
  
- No clinical decision without clinician confirmation

# Acknowledgement

This presentation was informed by selected concepts from lectures by Sangdon Kim (Section of Health & Medicine, Radiation Health Institute).

Chrome이 기본 브라우저로 설정되어 있지 않습니다 [기본값으로 설정](#)

**KNH 강원대학교병원** 강원대학교병원  
 기침 상담 챗봇에 오신 것을 환영합니다!

일반 사용자 관리자

기침 상담 챗봇

문란을 입력해주세요.  [새 채팅](#)

**전송**

기침이 오래 가는데 괜찮을까요?    개개가 노란색인데 왜 그런가요?    기침할 때 기침이 아프요

기침을 완화할 수 있는 생활 습관이나 음식이 있나요?    기침이 오래 지속되는데 왜 그런가요?    기침이 멎으면 심해지는 이유가 뭔가요?

아이 기침이 계속되는데 괜찮을까요?    기침이 알려지기 때문에 예방할 수도 있나요?

**기침 상담 챗봇**  
 병원내외로 기침을 예방할 수 있는 방법을 알려드립니다.  
 1. 기침과 관련된 질문을 자유롭게 입력해주세요.  
 2. 의문(대체로) 기침이 왜 일어나는지 알려드립니다.

**movavi**