

대형언어모형을 활용한 금융정보 분석: 이론과 실제

자본시장연구원

연구위원 노성호

목차

1

서론

2

대형언어모형의 구조와 특성

3

대형언어모형을 활용한 재무제표 분석

4

결론 및 시사점

1

서론

생성형 AI와 대형언어모형에 대한 관심과 우려

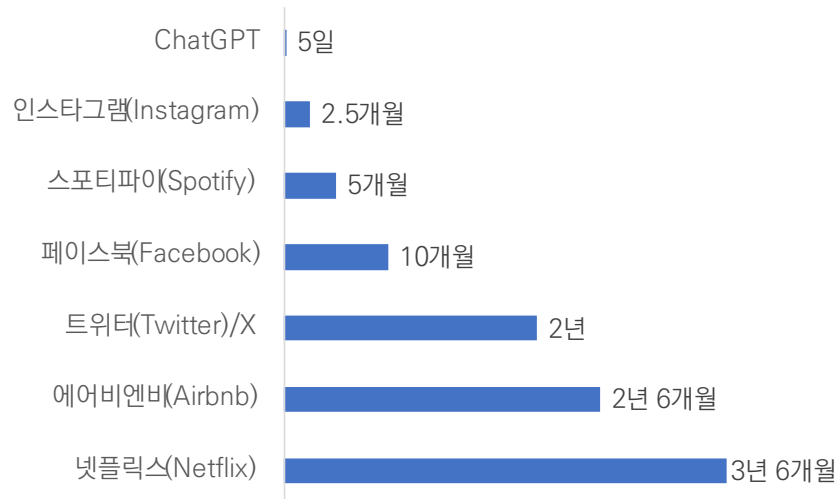
❖ 대형언어모형(Large Language Model: LLM)과 생성형 AI(Generative AI: GenAI)를 활용한 생산성 혁신에 대한 기대로 전 산업 분야에 걸쳐 빠르게 확산

- 대중의 관심도 증가에 힘입어 ChatGPT는 최단기간 안에 100만 사용자를 돌파(2023.7. 기준)하여 급속도로 확산
- 생성형 AI는 여러 산업 분야에 걸쳐 활용되며 약 2.6조USD ~ 4.4조USD의 가치를 창출할 것으로 예상(McKinsey & Company, 2023)

❖ 높은 관심과 도입율의 이면에는 위험요인에 대한 우려가 공존

- 금융업은 다른 업종과 비교하여 AI 도입율과 위험 요인이 모두 높은 편(Shao et al., 2025)

100만 사용자 돌파 소요 기간



주: 에어비앤비는 100만일 숙박 예약 기준, 인스타그램은 100만 다운로드 기준
자료: Statista

분야별 AI 도입 유형

	Green Light	Red Light	R&D Opportunity	Low Priority
자동화 수요	높음	낮음	높음	낮음
자동화 기술 수준	높음	높음	낮음	낮음
Business and Financial Operations	51.2%	30.6%	7.6%	10.6%
Computer and Mathematical	47.4%	25.4%	13.3%	13.3%
Management	42.4%	30.4%	18.5%	8.7%
Arts, Design, and Media	9.8%	47.6%	11%	31.7%

자료: Shao et al.(2025)

대형언어모형의 활용 방안에 대한 연구

❖ LLM과 GenAI는 범용성과 더불어 인지적 능력(cognitive skill)을 보완하는 기술

- 다양한 용도에 따라 모형을 맞춤화(customize)할 수 있어 전체 직업군의 약 80% 정도가 생성형 AI를 활용할 것으로 예상 (Eloundou et al., 2023)
- 프로그래밍, 작문, 연구 등 인지적 능력(cognitive skill)을 필요로 하는 고소득 직업군의 업무를 보조할 수 있음(Baily et al., 2023)

❖ LLM을 적용하여 경제·금융정보를 분석하는 다양한 연구 진행

- 뉴스기사를 분석하여 경기 변동 및 시장 환경에 대한 기대치를 정량적으로 평가(Da, Engelberg, Gao, 2015; 서범석·이영환·조형배, 2022; Kim et al., 2024)
- LLM을 활용하여 사업보고서에서 유용한 정보를 추출(Kim, Muhn, Nikolaev, 2023)
- GenAI를 활용하여 주가 변동을 예측하고 포트폴리오 최적화(Wang et al., 2024; Kelly et al., 2025)
- 금융 데이터 분석에 활용 가능한 범용 언어모형 개발(Yang, Liu, Wang, 2023; Wu et. al., 2023)

이론

- LLM의 구조와 특징
- 통계적 추론 방식



실제

- 재무제표 분석에 적용
- 결과의 유용성 평가



시사점

- LLM을 활용한 재무 정보 분석 방법

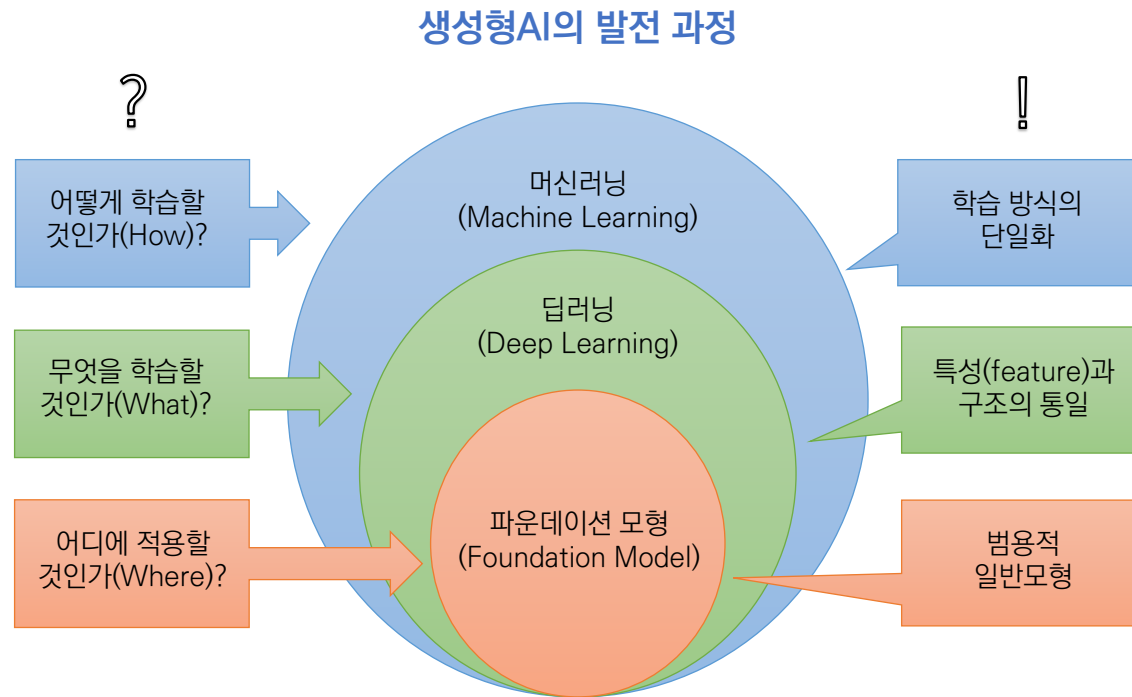
2

대형언어모형의 구조와 특성

생성형 AI의 발전 과정

❖ 생성형 AI(Generative AI)는 대규모 AI의 일종으로 문자, 음성, 이미지 등의 콘텐츠를 생산할 수 있는 모형

- Vaswani et al.(2017)에서 기반이 되는 구조를 제시
- 학습 자료에 내제되지 않은 출력물을 확률적으로 “생성(generate)”하는 과정이 마치 인간의 창작과 유사
- 다양한 분야에 걸쳐 활용 가능한 파운데이션 모형(Foundation Model)으로 발전

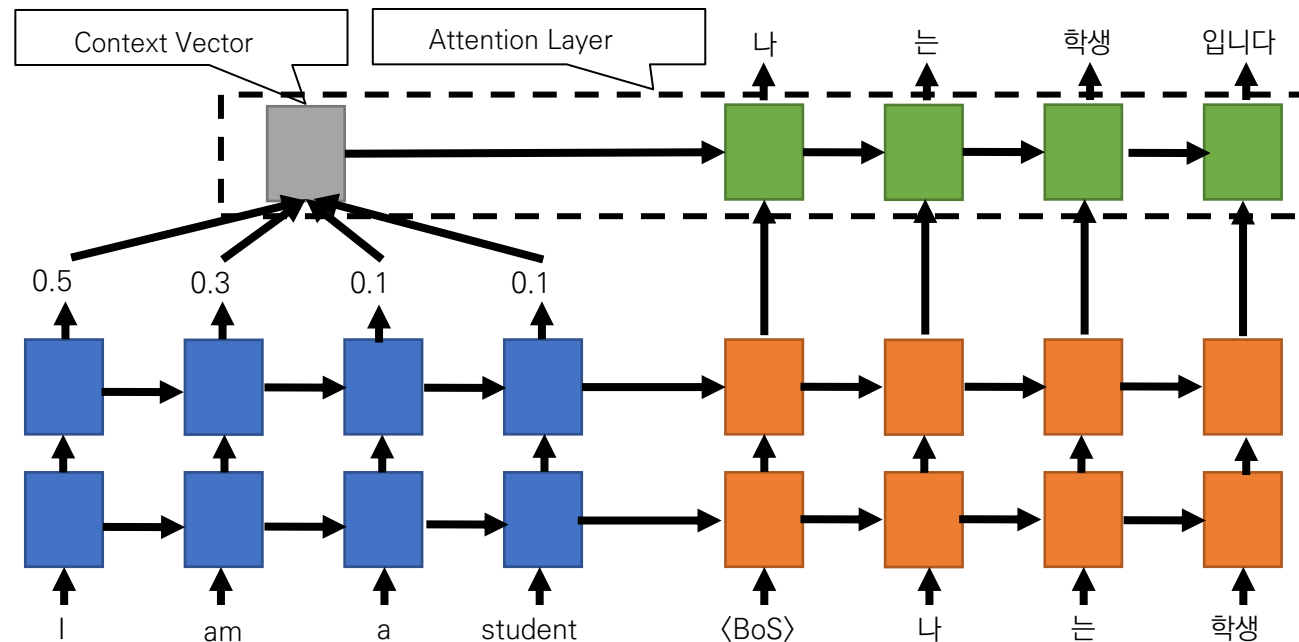


대형언어모형의 구조

❖ 트랜스포머(transformer) 구조에 기반하여 입력문을 순차적으로 학습하는 동시에 출력문을 생성하는 구조

- 중첩된 신경망(neural network) 모형으로 전통적인 딥러닝 기반 AI의 정태적(static)인 학습 방식을 동태적(dynamic)으로 발전
- 어텐션(attention): 문맥상 필요한 정보의 양에 따라 가중치를 부여한 다차원 행렬식
- 생성형(Generative) 작업을 위해 선행 학습(Pre-trained)된 트랜스포머(Transformer)

트랜스포머 구조에 기반한 언어모형 예시



특징 (1): 멀티모달(Multi-modality)

❖ Modality(양식, 양상)는 학습에 사용되는 데이터의 형식 또는 차원을 의미

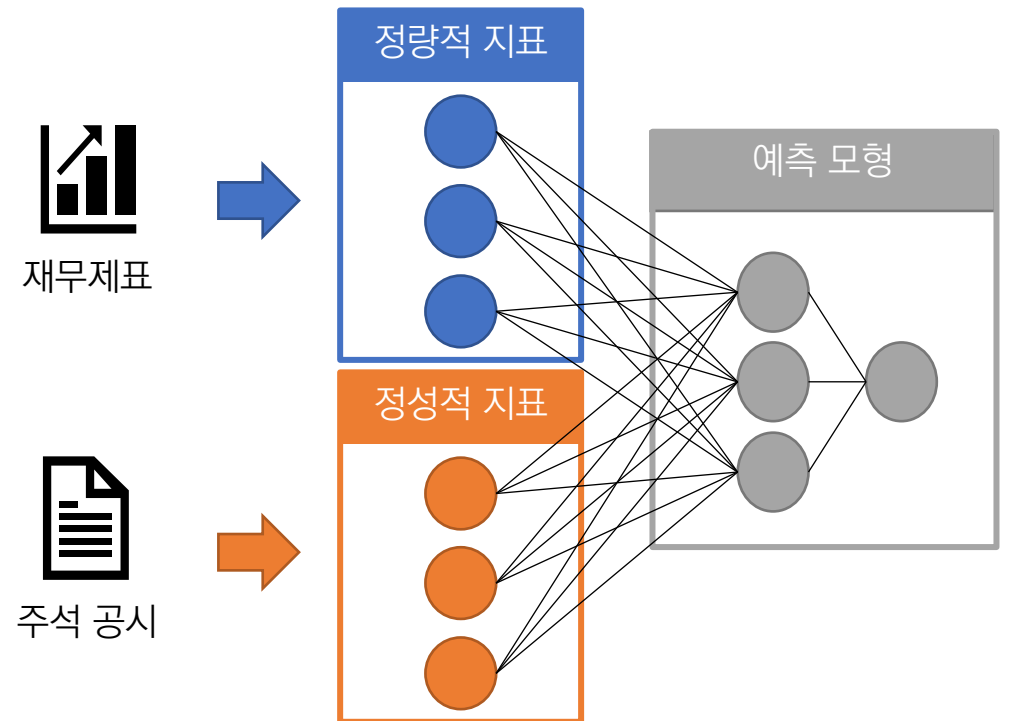
- 예: 글 vs 사진 vs 영상

❖ 서로 다른 형태의 입력 정보를 동시에 학습하여 인간의 정보 처리 방식에 보다 가깝게 진화

- 인간은 자연적으로 서로 다른 modality를 가지는 정보를 동시에 인식하고 비교 및 분석을 수행할 수 있음
- 인간의 학습 방식과 유사하도록 머신러닝의 수리통계적 학습 방식 또한 발전*

* 최근에는 모든 양식의 데이터를 동시에 인지 및 학습할 수 있는 omni-modal 모형 개발 단계

재무제표 분석 멀티모달 모형의 구조 예시



자료: 노성호 · 이상호(2025)

특징 (2): 거대화 추세

❖ 파운데이션 모형은 급격하게 거대화되고 있는 추세

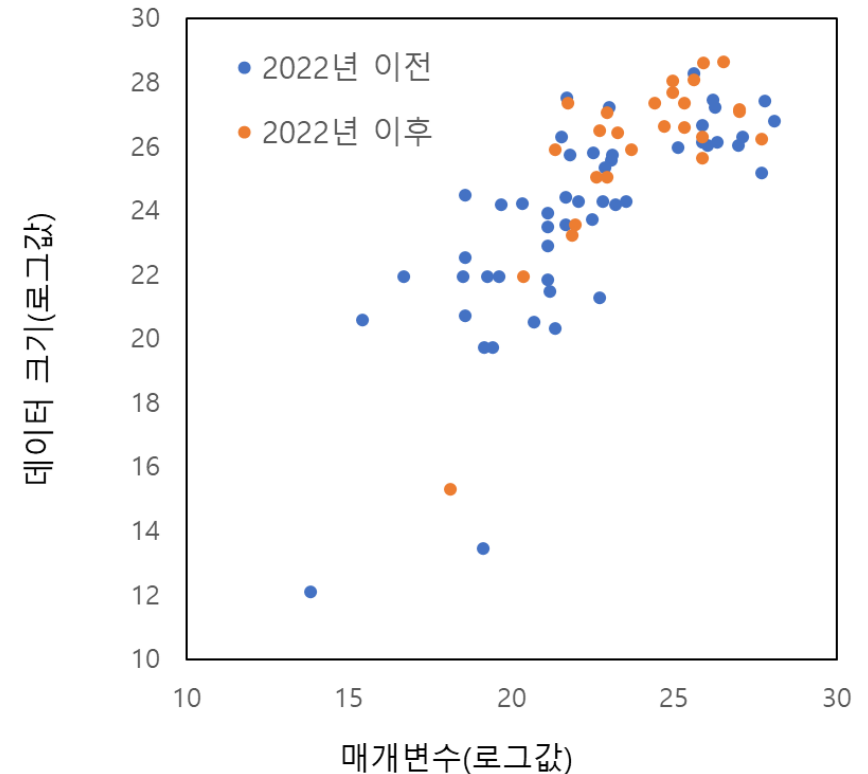
- AlphaGo의 성공으로 촉발된 거대화 추세는 최근 더욱 가속화되고 있음(Sevilla et al., 2022)
- 기반 모형이 복잡할수록 범용성이 높음 → 거대화
- 거대한 모형을 학습시키기 위하여 대량의 학습 데이터가 필요 → 빅데이터

❖ 초거대 모형은 범용성이 높으나 출력물에 대한 직관적인 이해가 어렵고 개발 및 운용에 많은 비용이 필요

- 입력된 정보와 출력물 사이의 직관적인 관계를 파악하기 어려움
- 추론 모형(reasoning model)은 복잡하고 다층적인 연산을 필요로 하여 운용 비용이 더욱 증가*

* 소형화, 특화 모형을 통해 비용 효율을 높이는 연구 활발

대형언어모형의 크기 분포



자료: 노성호(2024), Epoch AI

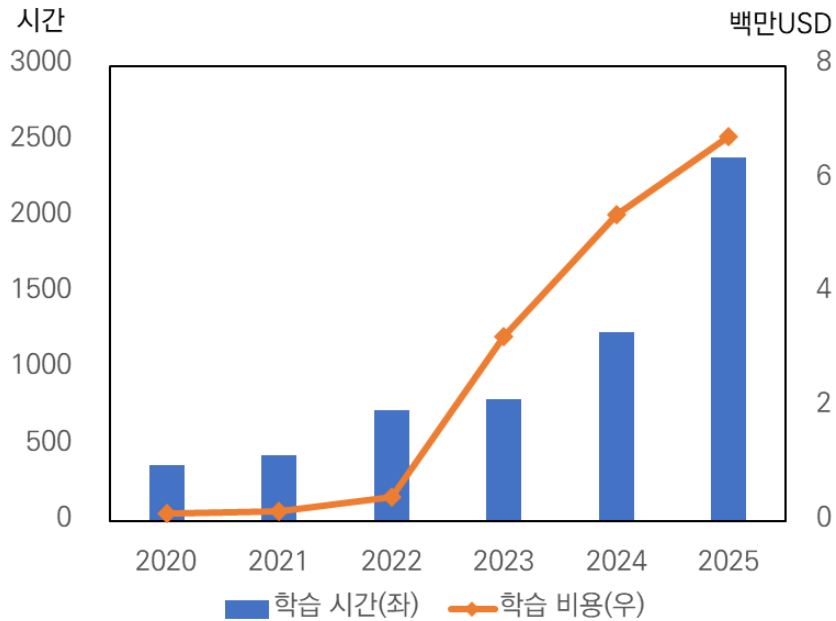
대형언어모형의 비용 효율화 노력

❖ 대형언어모형의 개발 비용과 성능 사이의 관계는 지속적으로 변화

- 모형의 규모가 기하급수적으로 증가하여 학습 및 운용에 필요한 비용 또한 크게 증가
- 최근 학습 방식의 발전*으로 모형의 비용 효율성이 개선되는 동시에 서비스 사이의 경쟁 심화로 수익성이 하락

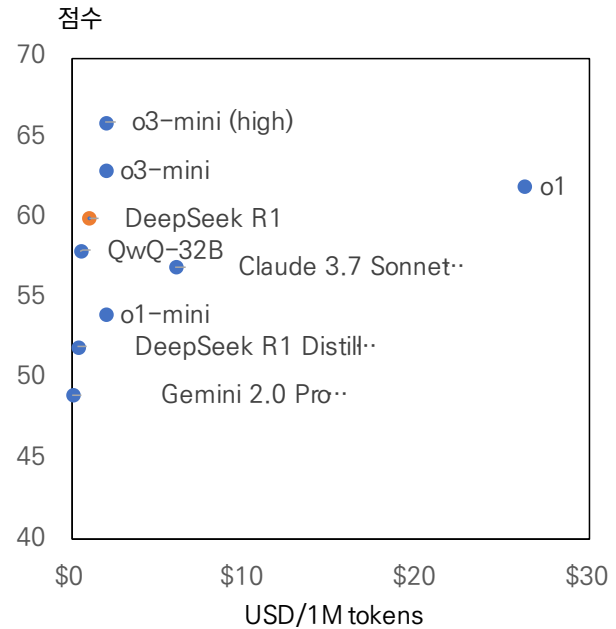
* 예: Mixture of Experts(Mistral AI 에서 2023.12 도입), Distillation(DeepSeek AI 에서 2025.1 도입)

대형언어모형의 학습 소요시간 및 비용



주: 연도별 생성형 AI 모형의 평균 학습시간과 비용(2023년 USD 기준)
자료: 노성호(2025), Epoch AI

대형언어모형의 비용 대비 성능



주: 2025.3.18 기준 평가점수 상위 10개 생성형 AI 모형
자료: 노성호(2025), Artificial Analysis

소결: 대형언어모형에 대한 관점

YES

학습된 정보에 국한된 답변

인간의 논리적 추론 과정과 유사

Hallucination(환각) 효과로 낮은 신뢰도

수학적 연산 불가능

대량의 계산 자원 필요

BUT

학습된 정보를 재구성하여 새로운 지식 생성

확률모형에 기반하여 임의성 존재

입력 정보와 출력물에 대한 사용자의 검증 필요

학습된 자료에 기반한 추론으로 근사값 출력

분할 연산 또는 특정 업무에 적합하도록 소형화

3

대형언어모형을 활용한 재무제표 분석

대형언어모형의 맞춤화(customization) 방식

❖ 범용 LLM은 크게 두 가지 맞춤화 과정을 통해 실무에서 활용도를 높일 수 있음

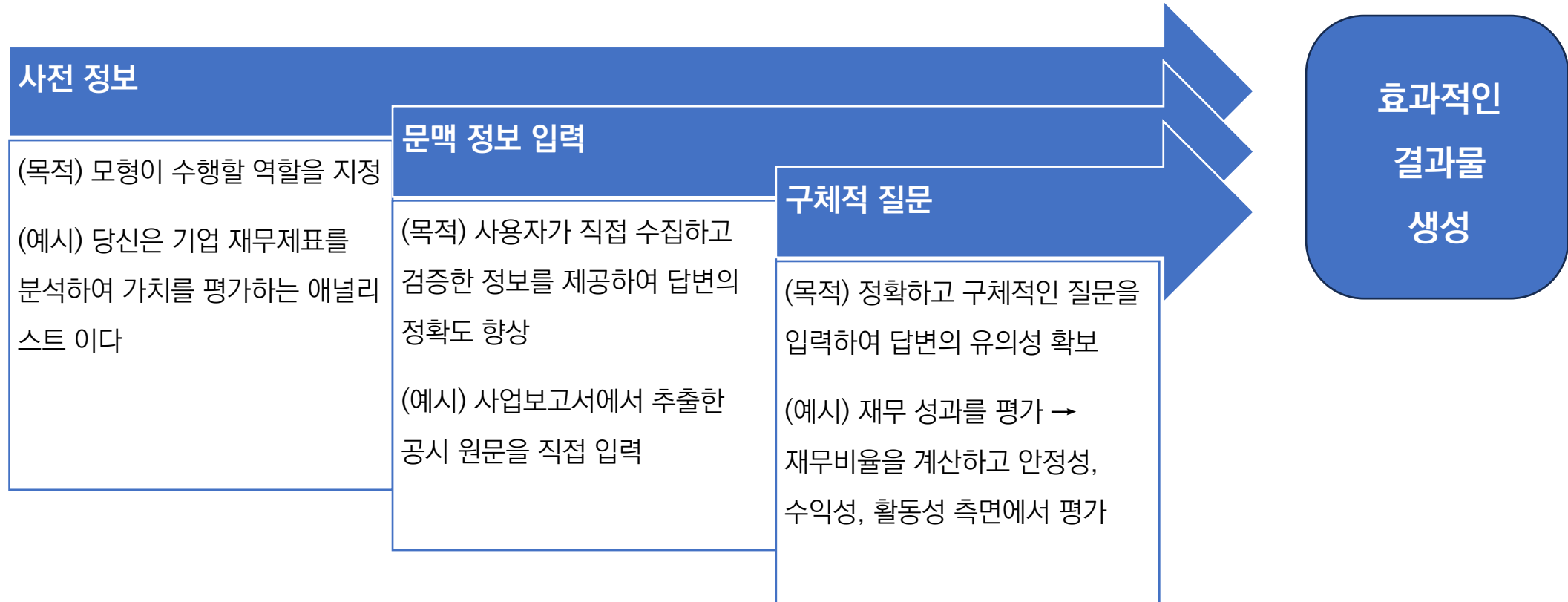
- 프롬프트 엔지니어링(prompt engineering)으로 문맥(context) 정보를 추가적으로 학습하고 이에 따라 답변을 개선
- 미세 조정(fine-tuning)으로 대량의 정보를 일괄적으로 학습시켜 모형의 구조 및 가중치를 최적화
- 범용 모형의 성능 향상으로 인하여 비용이 낮고 학습 효율이 높은 프롬프트 엔지니어링 방식이 상대적으로 유용할 수 있음

대형언어모형의 맞춤화(customization) 방식

	프롬프트 엔지니어링 (prompt engineering)	미세조정 (fine-tuning)
방식	비지도학습 또는 사용자의 개입을 통한 지도학습	지도학습
사전 작업	불필요	학습 자료의 분류 및 전처리 필요
학습량	비교적 적음	비교적 많음
기반 모형의 변화	없음	추가로 학습된 데이터를 반영하여 가중치 변화
비용 및 시간	대체로 적은 비용 및 시간을 소모	데이터 양에 따라서 많은 비용 및 시간 소모

프롬프트 엔지니어링 절차

- ❖ 효과적인 프롬프트 엔지니어링을 위해 문맥(context) 정보의 제공과 구체적인 질문이 필요
 - 사용자가 검증한 정보를 제공하고 이에 근거한 답변을 구체적인 질문으로 유도



재무제표 분석에의 적용: 연구 방법론

❖ 상장기업의 사업보고서 원문 데이터를 입력하여 사업의 개요와 재무 정보를 분석

- (연구 표본) 금융감독원 전자공시시스템(DART)을 통해 2024년도에 공시된 모든 상장기업의 사업보고서
 - 총 2,600여개의 표본에 대하여 사업보고서 원문과 재무정보 데이터를 수집
- (분석 모형) 사업의 개요와 재무제표 정보를 주요 입력 자료로 하여 gpt-4.1을 통해 기업의 가치를 분석
 - OpenAI에서 제공하는 API를 사용, temperature=0, top_p=1로 설정하여 출력물의 임의성을 최소화
- (평가 기준) 출력 결과의 정확성, 편향성, 유의성 등을 다각도로 평가

❖ 사업보고서에 대한 다면적 이해도를 평가하기 위하여 유형별로 질문을 나누어 결과를 평가

- (정보 요약) 사업의 개요를 읽고 핵심 사업 분야를 요약 및 정리
 - 정보를 정확하고 효율적으로 요약하는가?
- (분석 및 추론) 연결재무제표 정보로부터 재무비율을 계산하고 이를 바탕으로 현황 평가 및 전망
 - 정량적인 계산을 오차 없이 수행하는가?
 - 재무 정보를 바탕으로 기업의 성과에 대해 유의미한 평가를 하는가?

정성적 분석 예시: 사전 정보가 없는 경우

INPUT

System	당신은 기업 가치를 평가하는 애널리스트이다
User	삼성전자의 사업 분야를 요약하시오

OUTPUT

Assistant	<p>네, 삼성전자의 주요 사업 분야는 다음과 같이 정리할 수 있습니다.</p> <ol style="list-style-type: none">반도체 (Device Solutions, DS) 메모리 반도체: D램, 낸드플래시 등 세계 1위 공급업체. 시스템LSI: 모바일 AP, 이미지센서 등 파운드리: 반도체 위탁생산 사업디스플레이 (Display) 디스플레이 패널: OLED, QLED, LCD 등. 스마트폰, TV, 노트북 등 다양한 전자제품에 적용.IT & 모바일 (IM, IT & Mobile Communications) 스마트폰: 갤럭시 시리즈로 대표되는 글로벌 1위 스마트폰 제조사. 태블릿, 웨어러블, 기타 IT기기: 스마트워치, 무선 이어폰 등 다양한 스마트 디바이스 생산.소비가전 (CE, Consumer Electronics) TV: QLED, Neo QLED, Micro LED 등 프리미엄 TV 제조 가전제품: 냉장고, 세탁기, 에어컨 등 생활가전 디지털 가전: 오디오, 빔 프로젝터, 모니터 등
-----------	--

정성적 분석 예시: 문맥을 학습시킨 경우

INPUT

System	당신은 기업 가치를 평가하는 애널리스트이다
User	삼성전자의 2023년 사업보고서에 공시된 사업의 개요는 다음과 같다
Assistant	<p>당사는 본사를 거점으로 한국과 DX 부문 산하 해외 개 지역총괄 및 DS 부문 산하 해외 개 지역총괄의 생산·판매법인 SDC 및 Harman 산하 종속기업 등 개의 종속기업으로 구성된 글로벌 전자 기업입니다.</p> <p>사업별로 보면 Set 사업은 TV를 비롯하여 모니터 냉장고 세탁기 에어컨 HHP 스마트폰 등 네트워크시스템 컴퓨터 등을 생산·판매하는 DX Device eXperience 부문이 있으며, 부품 사업에는 DRAM NAND Flash 모바일AP 등의 제품을 생산·판매하고 있는 DS Device Solutions 부문과 중소형 OLED 등의 디스플레이 패널 DP 을 생산·판매하고 있는 SDC가 있습니다.</p> <p>[이하 생략]</p>
User	삼성전자의 사업 분야를 요약하시오

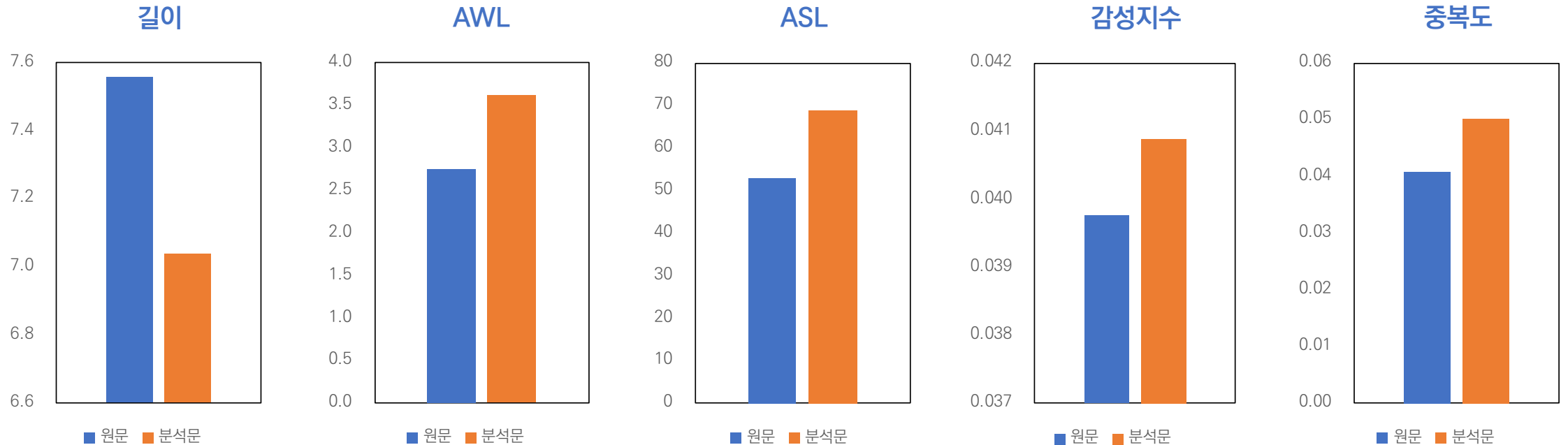
OUTPUT

Assistant	<p>네, 삼성전자의 2023년 사업보고서에 공시된 사업의 개요를 분야별로 간단히 요약하면 다음과 같습니다.</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. DX(Device eXperience) 부문 주요 제품: TV, 모니터, 냉장고, 세탁기, 에어컨, 휴대폰(HHP, 스마트폰), 네트워크시스템, 컴퓨터 등 특징: 소비자용 완제품(세트제품) 생산 및 판매 부문 조직 변경: 기존의 CE(가전)와 IM(IT·모바일)을 통합하여 DX부문으로 개편 2. DS(Device Solutions) 부문 주요 제품: DRAM, NAND Flash, 모바일용 AP 등(반도체) 특징: 반도체/부품 생산 및 판매 3. SDC(Samsung Display Corporation) 주요 제품: OLED, LCD 등 중소형 디스플레이 패널 특징: 디스플레이 패널의 생산 및 판매(DS와 구분되는 별도 조직) 4. Harman(하만) 주요 제품: 디지털 콕핏, 텔레매틱스, 차량용 스피커 등 특징: 전장·오디오·커넥티드카 제품 생산 및 판매(2017년 인수)
-----------	--

사업 개요 분석 결과

❖ 출력된 분석문은 간결하면서 원문을 대체로 잘 요약하지만 일부 편의적 서술이 존재

- 길이를 줄이면서 항목별로 분할된 개조식 서술을 사용하여 가독성이 높음
- 서술 방식에서 다소 긍정적인 편향이 있으며 중복 사용되는 단어의 비중이 증가



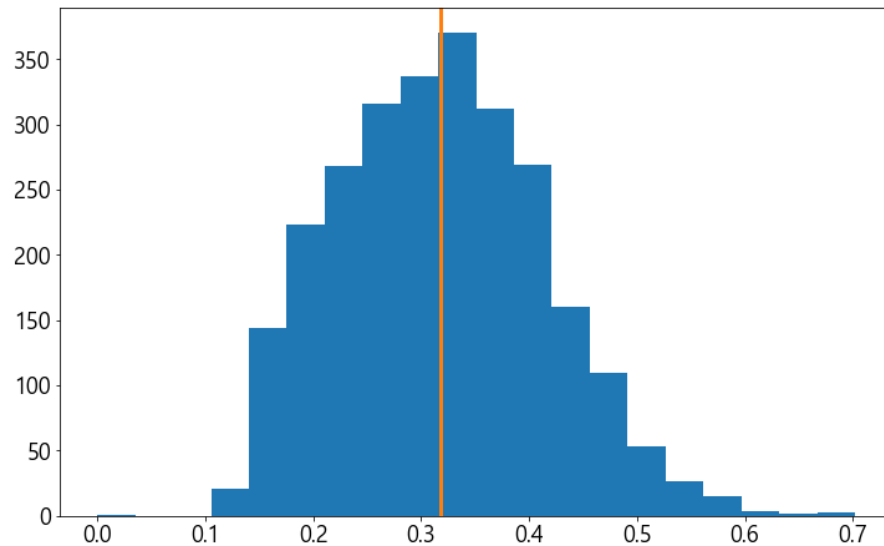
주: 길이=전체 글자 수의 로그값, AWL(Average Word Length, 평균단어길이)=글자 수를 단어 수로 나눈 값, ASL(Average Sentence Length, 평균문장길이)=단어 수를 문장 수로 나눈 값, 감성지수=긍정 또는 부정의 의미를 내포하는 단어의 비중으로 -1(강한 부정)에서 1(강한 긍정)사이의 값, 중복도=대다수 표본에 중복하여 등장하는 단어의 비중
 자료: DART, 저자 계산

원문과의 유사성

❖ 내용의 일관성에도 불구하고 원문과의 유사도는 높지 않음

- 원문과 요약 분석문 사이의 코사인(cosine) 유사도는 대체로 높지 않으나 이는 문장 구조의 차이에 기인
 - 원문의 길이가 길수록, 특징적인 단어의 사용이 적을 수록 유사도가 낮음
- 긍정적인 편의를 나타내는 단어의 비중이 높을 수록 분석문과의 일관성이 낮음

코사인 유사도 분포



주: 세로선은 평균값을 의미
자료: DART, 저자 계산

코사인 유사도 설명 요인

길이	-0.062 (0.003)	감성지수	-0.183 (0.043)
AWL	0.130 (0.008)	중복도	-0.176 (0.165)
ASL	0.000 (0.000)		
표본수	2,636		
R^2	0.543		

주: 괄호 안의 수치는 표준오차를 의미하며 5% 유의수준에서 통계적으로
유의한 결과는 굵게 표시
자료: DART, 저자 계산

정량적 분석 예시: 재무비율 분석

INPUT

System	당신은 기업의 재무제표를 분석하여 가치를 평가하는 애널리스트이다
User	분석하려는 기업의 연결재무제표는 다음과 같다
Assistant	<p>2. 연결재무제표</p> <p>2-1. 연결 재무상태표</p> <p>제 56 기 2023.12.31 현재</p> <p>제 55 기 2022.12.31 현재</p> <p>제 54 기 2021.12.31 현재 (단위 : 원)</p> <p>제 56 기 제 55 기 제 54 기</p> <p>자산</p> <p>1. 유동자산 1,745,855,254,446 1,637,750,257,158 1,645,487,809,752</p> <p>(1)현금 및 현금성자산 325,249,928,450 326,803,157,375</p> <p>363,022,507,531</p> <p>(2)단기금융상품 40,062,669,758 19,480,796,177 129,714,014,250</p> <p>(3)당기손익_공정가치측정금융자산 48,287,847,265 42,465,996,665</p> <p>44,226,191,878</p> <p>(4)기타포괄손익-공정가치 측정 유동금융자산 11,902,053,875</p> <p>[이하 생략]</p>
User	주어진 재무제표를 바탕으로 주요 재무비율을 계산하고 안정성, 수익성, 활동성을 평가하십시오

OUTPUT

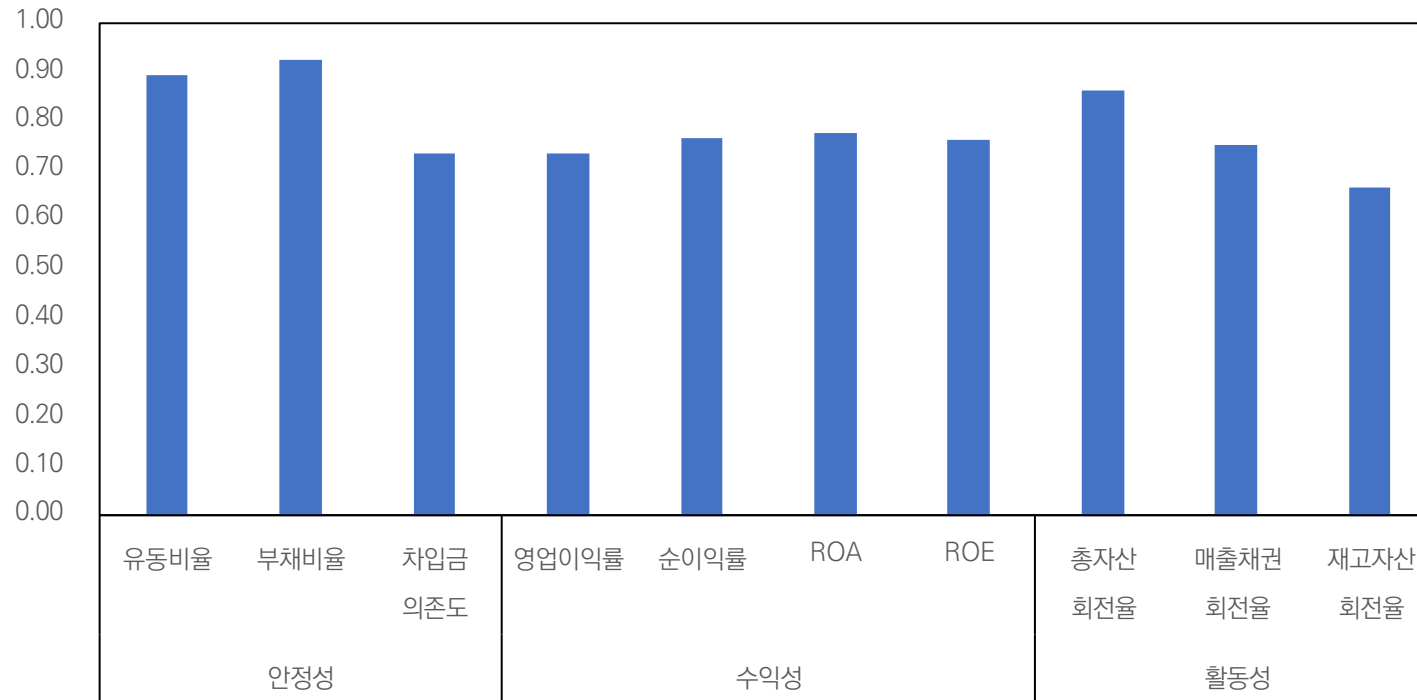
Assistant	<p>"안정성":</p> <p>"유동비율":</p> <p>"2023": "120.3%", "2022": "104.4%", "2021": "142.7%",</p> <p>"산출식": "유동자산 / 유동부채 * 100",</p> <p>"해설": "2023년 유동비율은 120.3%로, 단기채무 상환능력이 양호하나 2021년 대비 하락. 2022년 대비 개선."</p> <p>"부채비율":</p> <p>"2023": "126.8%", "2022": "121.8%", "2021": "116.0%",</p> <p>"산출식": "부채총계 / 자본총계 * 100",</p> <p>"해설": "부채비율이 100%를 상회하나, 150% 미만으로 비교적 안정적. 최근 3년간 점진적 상승세."</p> <p>"차입금의존도":</p> <p>"2023": "36.6%", "2022": "37.3%", "2021": "32.6%",</p> <p>"산출식": "(유동차입금+비유동차입금) / 자산총계 * 100",</p> <p>"해설": "차입금의존도가 30%를 상회하나, 40% 미만으로 관리 가능 수준."</p> <p>"수익성":</p> <p>"매출총이익률":</p> <p>"2023": "27.0%", "2022": "16.8%", "2021": "21.2%",</p> <p>"산출식": "매출총이익 / 매출액 * 100",</p> <p>"해설": "2023년 매출총이익률이 크게 개선되어 원가율이 낮아짐을 시사."</p> <p>"영업이익률":</p> <p>"2023": "7.3%", "2022": "-0.8%", "2021": "1.4%",</p> <p>"산출식": "영업이익 / 매출액 * 100",</p> <p>"해설": "2023년 영업이익률이 크게 개선. 2022년 적자에서 흑자 전환."</p> <p>"순이익률":</p> <p>"2023": "3.3%", "2022": "0.1%", "2021": "1.2%",</p> <p>"산출식": "당기순이익 / 매출액 * 100",</p> <p>"해설": "2023년 순이익률이 상승, 수익성 회복세." [이하 생략]</p>
-----------	---

정확성 평가 (1): 실제 재무비율과의 유사성

❖ 실제 재무비율 계산 결과와 비교했을 때 높은 상관관계를 보임

- 확률적 추론에 근거한 근사값이지만 정확한 수치에 근거한 비율과 대략적으로 유사한 값을 출력

LLM 계산 결과와 실제 재무비율의 상관계수



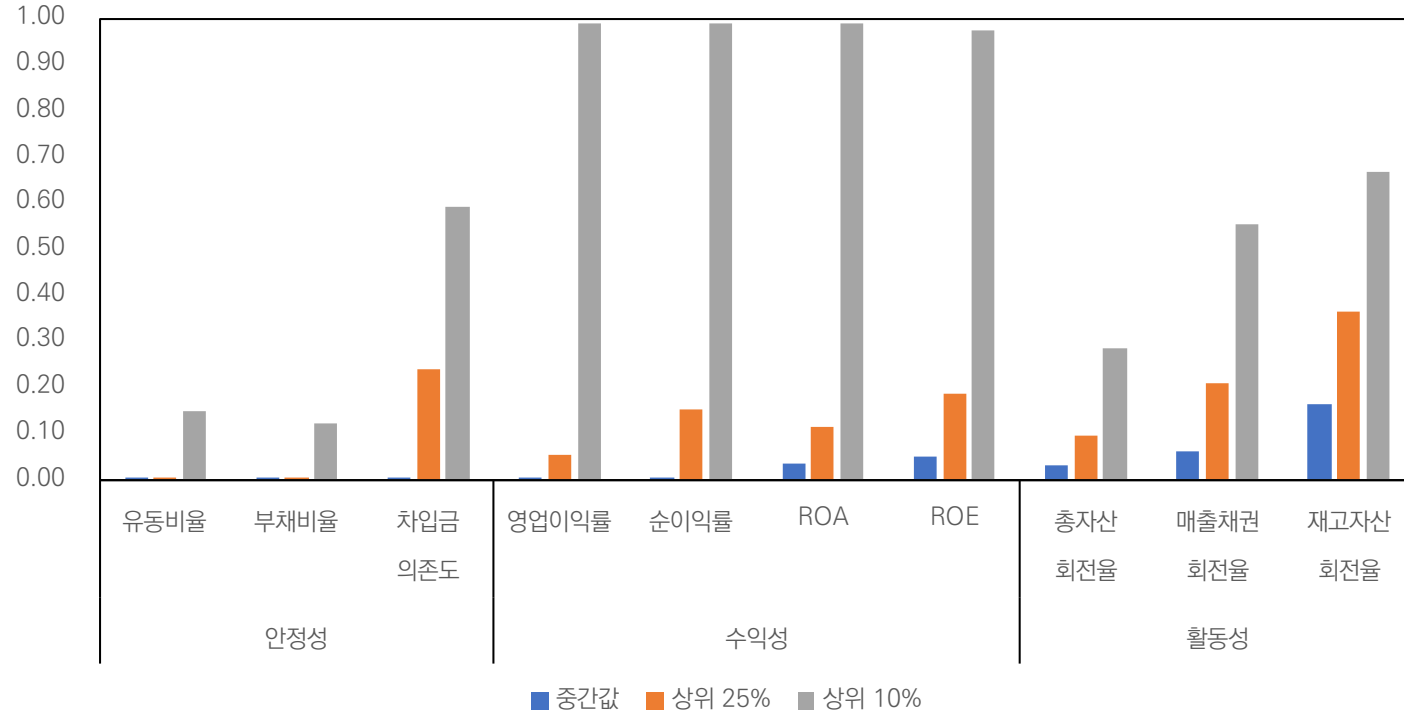
주: 계정과목을 사용하여 직접 계산한 재무비율과 gpt-4.1를 사용하여 출력한 값 사이의 상관계수
자료: DART, DataGuide, 저자 계산

정확성 평가 (2): 실제 재무비율과의 오차

❖ 일부 항목에서 큰 오차율을 보이는 사례가 있어 주의할 필요

- 특히, 여러 계정 과목을 사용하거나 시장 지표와의 교차 분석이 필요한 경우 오차율이 증가

LLM 계산 결과의 오차율



주: 오차율은 실제 재무비율과 gpt-4.1를 사용하여 출력한 값의 차이를 재무비율로 나눈 값을 의미
 자료: DART, DataGuide, 저자 계산

재무 분석의 유의성 (1)

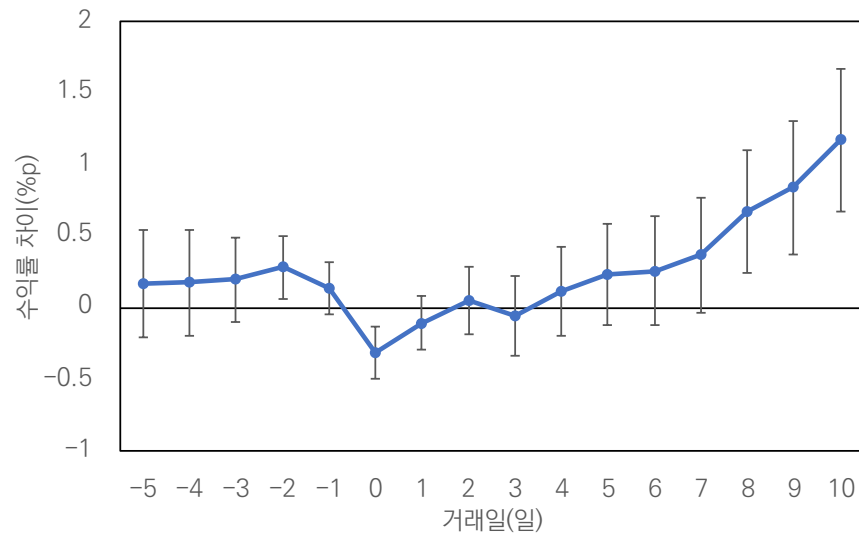
❖ 공시 후 시장 반응을 통하여 모형의 재무 분석 결과에 대한 유의성 평가

- 재무 현황 및 추세에 기반한 정성적 평가 결과의 감성 지수를 기준으로 상위 기업과 하위 기업의 평균적인 시장 지표 변화를 비교

❖ LLM의 평가 결과는 단기 시장 지표와 대체로 상응

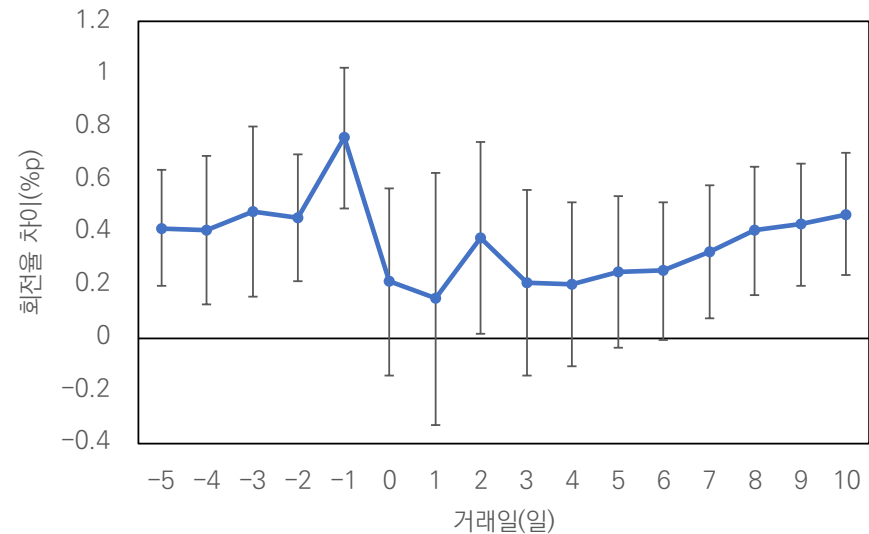
- 평가 결과 상위 기업은 사업보고서 공시 직전 거래 회전율과 공시 이후 주가 수익률이 상대적으로 높음

수익률 효과



주: 상위 기업과 하위 기업 사이 누적 수익률 차이
자료: DART, DataGuide, 저자 계산

거래 회전율 효과



주: 상위 기업과 하위 기업 사이 일별 거래 회전율의 차이
자료: DART, DataGuide, 저자 계산

재무 분석의 유의성 (2)

❖ 장기 성과 지표의 비교를 통한 LLM 기반 재무 분석의 유의성 평가

- 재무비율에 대한 정성적 평가를 기준으로 상위와 하위 기업 사이의 장기 주식 수익률 및 PBR, 주당순이익 증가분을 비교

❖ LLM에 기반한 평가는 장기적인 기업 가치 변화의 예측에는 한계를 보임

- 재무 분석 결과에서 우수한 평가를 받은 기업의 PBR, 수익 개선 효과는 확인되지 않음
- 모형의 분석은 시장 지표와 대체로 상응하지만 기업의 실질적인 재무 상황 진단 및 전망에는 한계

LLM 재무분석 결과와 기업의 장기 성과 지표

	수익률			PBR			EPS
	3개월	6개월	12개월	3개월	6개월	12개월	12개월
회귀계수	1.349 (1.231)	3.666 (1.827)	7.212 (2.589)	-0.080 (0.129)	-0.102 (0.129)	-0.042 (0.150)	0.007 (0.015)
표본수	1,523	1,523	1,523	1,523	1,523	1,523	1,523
R^2	0.026	0.059	0.049	0.057	0.046	0.048	0.150

주: 회귀 계수는 분석 결과 상위 기업과 하위 기업 사이의 성과 지표 차이를 의미하며 5% 이내에서 유의한 결과는 굵게 표시, 괄호 안은 표준편차
 자료: DART, DataGuide, 저자 계산

4

결론 및 시사점

연구 성과와 과제

❖ LLM을 활용한 재무 정보 분석의 제한적인 유용성 확인

- 기업 현황 및 재무제표의 정성적, 정량적 분석을 통해 정보의 효율적인 요약 및 추출이 가능
 - 모형의 발전으로 문자 및 수치 정보를 대체로 정확하게 요약 또는 분석할 수 있음
- 모형을 통해 작성된 정보의 유용성에 대한 추가적인 검증이 필요
 - 단기적인 시장 반응과는 대체로 상응하나 실질적인 재무 성과의 이해와 진단을 바탕으로 한 전망에는 한계를 보임

❖ 연구 결과에 대한 향후 개선 과제

- 개별 기업의 재무 정보와 더불어 산업, 거시경제 환경 등의 학습 자료를 추가로 입력하여 포괄적인 분석을 수행
- 프롬프트의 고도화를 통해 실무에서의 리서치 절차를 LLM에 적합하게 최적화하여 반영
- 투자자 관점에서 LLM에 기반한 기업 평가 및 분석 결과에 대한 교차검증 및 설명가능성 제고

금융정보 분석에서 LLM의 활용에 대한 시사점

- ❖ LLM은 빠르게 발전하고 있으며 금융정보의 이해와 분석에 폭넓게 활용할 수 있을 것으로 기대
- ❖ **확률적 추론 모형에 기반한 출력물에 대한 검증 및 비용 효율적인 운영 전략을 수립할 필요**
 - Hallucination(환각) 효과를 통제하기 위하여 문맥 정보를 제공하고 출력 결과는 전문가에 의해 체계적으로 검증
 - 개발 및 운용 비용의 증가 추세에 대응하여 효율화 전략 수립
- ❖ **금융 분야에서 LLM의 효과적인 활용을 위한 지속적인 노력이 필요**
 - 현재 LLM이 비교우위를 가지는 분야를 식별하고 우선 활용 → 예측, 전망 보다 정보의 요약, 추출에 적합
 - 길고 복잡한 주식 공시를 요약하거나 필요한 정보를 빠르게 검색 및 추론
 - 양질의 데이터를 지속적으로 수집, 처리할 수 있는 인프라 구축 → 고품질 DB에 기반한 LLM
 - 전자공시 시스템의 확산, XBRL등 표준 공시 양식의 확대 적용
 - LLM의 기대효용을 장기적인 관점에서 평가하고 유연한 협업 기반 마련
 - 전통적인 금융 및 재무 분석 역량과 LLM에 대한 기술적 이해를 바탕으로 특화 모형 개발

Thank you

본 자료의 견해와 주장은 필자 개인의 것으로 자본시장연구원의 공식적인 견해가 아님을 밝힙니다.
또한 사전동의 없는 자료 복제 및 배포, 개작 행위를 금지합니다.