

개인 맞춤형 경제 학습을 위한 Multi-Agent 설계

정재웅, 최정수, 최정우, 최진호, 김명진, 왕태웅, 백호기

경북대학교

{wodnd125, jungsoo1569, chlwjddn825, choijh3669, aahh7654}@knu.ac.kr, twwang0117@gmail.com, neloyn@knu.ac.kr

(Corresponding Author: 백호기)

Multi-Agent Design for Personalized Economic Learning

Jeong Jaewoong, Choi Jungsoo, Choi Jungwoo, Choi Jinho, Kim Myeongjin, Wang Taeung
and Baek Hoki

Kyungpook National Univ.

요약

본 연구는 LLM을 활용하여 사용자 수준에 맞춘 개인화 경제 학습 Multi AI Agent를 설계하고 구현한 결과를 제시한다. 최근 LLM을 기반으로 한 AI 기술은 다양한 산업 분야로 확산하고 있으나, 사용자 수준이나 학습 맥락을 반영하지 못한 일방적 응답 구조의 한계를 지닌다. 이에 본 연구는 LangChain과 LangGraph 프레임워크를 활용하여, 외부 환경(사용자 수준)과의 상호작용 기반 학습 순환 구조를 구축하였다. 또한, GPT-4o 기반 뉴스 요약 실험에서 KReaD 지수는 수준별로 상승했고, BERTScore는 0.86으로 높은 의미 일관성을 보였다.

I. 서론

Large Language Model(LLM)은 급격히 성장 중인 AI 분야로서 사용자로 하여금 코딩, 글쓰기, 추론, 창의 등 다각화된 편의성을 제공하고 있다. 이러한 흐름에 힘입어 LLM을 활용한 AI Agent가 교육, 의료, 법률 등 다양한 분야에서 성장 중이다. 여기서 LLM과 AI Agent 간의 큰 차이점은 'Interaction'에 있다. LLM은 정적인 입력에 따른 출력 구조이지만 AI Agent는 외부 환경과의 상호작용을 통해 목표를 지향하는 행동을 계획하고 실행하는 구조이다. 즉, 외부 환경 변화에 따른 관찰 후 실행 순환 구조이다. [1]

현재 대한민국 청소년의 금융 이해력 점수는 전반적으로 하락 추세에 있다. 이는 학교 교육만으로는 경제에 대한 깊은 이해를 얻기 어렵기 때문이다. 또한, 성인이 된 이후에는 부동산, 주식, 대출, 세금 등 경제 관련 정보가 실생활과 밀접해지지만, 체계적인 경제 학습 부재로 인해 국내 성인의 금융 이해력은 점차 하락 추세를 보인다. 이는 경제적 주체로서의 참여와 관심이 약화하고 있음을 시사한다. [2][3]

본 연구는 이러한 문제점을 해결하기 위해 LLM을 활용한 개인화 경제 학습 Multi AI Agent를 개발하고자 한다. 사용자의 수준이라는 외부 환경을 고려하지 않은 기존의 뉴스 요약과 설명 서비스는 한계가 명확히 존재한다. [4][5] 따라서 사용자 수준에 맞는 경제 뉴스 요약 및 용어 설명을 제공하고 이를 아울러 흐름을 고려한 AI Agent를 통해 기존의 한계를 극복하여 현 문제점을 해결한다.

II. 본론

본 연구에서 제안하는 개인화 경제 학습 Multi AI Agent 시스템의 전체 구조는 그림 1과 같다. 본 시스템은 LangChain과 LangGraph 프레임워크를 기반으로 설계되었으며, 각 전문화된 Agent가 역할을 수행하며 외부

데이터베이스와 상호작용함으로써 사용자 수준에 적응하는 경제 학습 환경을 제공한다.

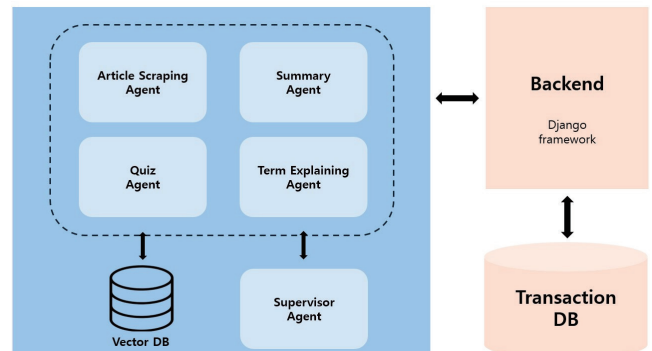


그림 1. The Diagram of the Proposed Agent Architecture

Supervisor Agent는 LangGraph 프레임워크를 기반으로 한다. 전체 파이프라인을 상태 그래프로 관리하여 각 Agent 간 작업 흐름을 조정하고 데이터를 전달한다. 또한, 이 과정에서 발생할 수 있는 오류를 효율적으로 처리한다.

ArticleScrapingAgent는 각 언론사의 RSS로부터 약 50개의 경제 기사를 수집하고, 이후 관심사, 가독성, 정보 밀도 등을 종합한 적합도를 고려하여 상위 3개의 기사를 선정한다.

SummaryAgent는 선정된 3개의 기사를 사용자의 수준에 맞게 요약한다. LLM 프롬프트 템플릿을 활용해 문장 복잡도와 어휘 수준을 조정한다.

TermExplainingAgent는 요약문 내 핵심 경제 용어를 자동 추출하고 정의, 예시 등을 포함한 맞춤형 설명을 생성한다.

QuizAgent는 요약 및 용어 데이터를 기반으로 사용자 수준에 따라 OX

형, 객관식, 주관식 문항을 생성하며, 사용자의 정답 여부에 따라 사용자 숙련도를 조정한다.

이러한 다중 Agent 구조를 통해 시스템은 사용자라는 외부 환경과 지속적으로 상호작용하며, 학습자에게 최적화된 경제 학습 콘텐츠를 제공한다.

Summary Agent는 본 연구에서 제안한 전체 구조의 핵심 모듈로, 사용자의 경제 이해 수준에 따라 Adaptive Summarization을 수행한다. 본 Agent는 OpenAI의 'GPT-4o' 모델을 기반으로 하며, 뉴스 본문을 입력받아 문장 구조와 어휘 난이도를 사용자 수준에 맞게 조절한 맞춤형 요약문을 생성한다.

요약 생성 과정은 다음과 같이 구성된다. 먼저, ArticleScrapingAgent에 의해 선정된 경제 기사 본문이 입력이 전달되면, SummaryAgent는 사전에 정의된 Few-Shot Prompt Template를 통해 수준별 요약 기준을 학습한다. 사용자의 수준 단계는 '씨앗(입문)', '새싹(초급)', '나무(중급)', '숲(고급)'의 4단계로 구분되어 단계마다 문장 길이, 어휘 난이도, 요약 수준이 다르게 설정된다.

또한 본 연구에서는 단순 프롬프트 설계에 그치지 않고, 'Heuristic Criteria'를 추가하여 요약문의 수준 세분화가 가능하도록 설계하였다. 예를 들어, 사용자의 질의응답 횟수와 숙련도를 반영하여 요약문의 수준을 동적으로 조정한다. 이때 요약문의 수준은 경제 엔티티의 수, 핵심 수치 및 지표, 용어 해설 등의 변수를 통해 결정된다. 이러한 설계는 LLM의 정적 출력 구조를 보완하며, 실제 학습 상황에서의 개인화된 적응성을 강화한다.

Summary Agent는 Open AI의 'GPT-4o' 모델을 기반으로 설정하였다. 사용자의 수준을 반영하기 위해 '씨앗(입문)', '새싹(초급)', '나무(중급)', '숲(고급)'의 4단계로 구분된 Few-Shot Prompt Template와 Heuristic Criteria를 설계하여 외부 환경과 상호작용이 가능하도록 구현하였다. 실험 결과는 표 1에 제시되어 있으며, 수준별 모델이 사용자 이해도에 적절적으로 반응함을 확인하였다.

요약문의 의미적 유사도와 가독성을 정량적으로 평가하기 위해 KReaD 지수와 BERTScore를 사용하였다. KReaD는 한국어로 작성된 글의 난이도와 가독성을 AI로 측정한 한국어 독해 지수를 평가한다. [6] 한편, BERTScore는 자연어 생성 품질 평가 지표로서, 의미적 유사도를 정량적으로 평가한다. [7]

Model	KReaD 지수	BERTScore
씨앗(입문)	1255	0.8513
새싹(초급)	1718	0.8550
나무(중급)	1804	0.8588
숲(고급)	1893	0.8553
GPT-4o	1929	0.8568

표 1 KReaD Index and BERTScore of Summary Agent Model

표 1은 Article Scraping Agent에 의해 선정된 경제 관련 기사 50개의 KReaD 지수와 BERTScore의 사용자 수준에 따른 평균값을 나타낸다. 표 1에서 알 수 있듯이, BERTScore는 0.86에서 비슷한 수준으로 원문과 높은 유사도를 보여주고 있으며, KReaD 지수는 각 사용자의 수준에 따라 높아짐을 보여주고 있다. 이는 사용자 수준이 높아짐에 따라 요약 글의 난이도가 높아지고 있음을 시사한다. 또한, GPT-4o LLM으로 단순 요약을 명령했을 때와 비교했을 때 가장 높은 단계인 '숲'임에도 KReaD 지수가 1893으로 좋은 가독성을 나타내고 있다.

III. 결론

본 논문에서는 사용자라는 외부 환경을 고려한 경제 학습 Multi AI Agent를 제시한다. LangChain과 LangGraph 프레임워크를 기반으로 다중 AI Agent가 유기적으로 협력하여 개인 맞춤형 경제 학습 콘텐츠를 제공한다. LangGraph 기반의 Supervisor와 다중 에이전트(Summary, TermExplaining, Quiz, ArticleScraping)를 유기적으로 결합하여 학습-요약-평가의 상태 전환 구조를 설계하였다. 제안된 설계는 기사 선별, 수준별 요약(Few-Shot/Heuristic Criteria), 용어 설명, 적응형 퀴즈 생성을 Supervisor Agent를 통해 하나의 상태 그래프로 통합하였다. 이로써 정적인 LLM 출력의 한계를 넘어 사용자와의 상호작용을 통해 난이도와 정보량을 동적으로 조절하도록 설계되었음을 확인하였다. 실험적으로, KReaD 지수가 사용자 수준 단계에 비례하여 상승하고, BERTScore가 원문과 높은 의미 유사도를 유지함을 보였다. 이를 통해 요약문이 의미를 보존함과 동시에 사용자 수준에 맞게 가독성을 높이고 있음을 보였다. 또한, 동일 모델(GPT-4o)의 단순 요약 대비, 제안된 설계는 난이도 등 동적 조정을 통해 실제 학습 상황에서의 정적인 LLM의 한계를 넘었음을 보여준다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 SW중심대학 사업의 연구결과로 수행되었음 (2021-0-01082)

참 고 문 헌

- [1] P. Putta, E. Mills, N. Garg, S. Motwani, C. Finn, D. Garg, and R. Rafailov, "Agent Q: Advanced Reasoning and Learning for Autonomous AI Agents", arXiv, 2024 <https://arxiv.org/abs/2408.07199>
- [2] 금융감독원, "2024 전국민 금융이해력 조사 결과", KDI, 20p, 2024, <https://eiec.kdi.re.kr/policy/materialView.do?num=266065>
- [3] 기획재정부 기획조정실 경제교육정책팀, "2024년 초·중·고 학생 경제 이해력 조사 결과", KDI, 8p, 2024, <https://eiec.kdi.re.kr/policy/materialView.do?num=263407>
- [4] L. Zhang, P. Liu, M. T. O. Henriksboe, E. W. Lauvrak, J. Gulla, and H. Ramampiaro, "PersonalSum: A User-Subjective Guided Personalized Summarization Dataset for Large Language Models", arXiv, 2024, <https://arxiv.org/abs/2410.03905>
- [5] F. Sufi, "Just-in-Time News: An AI Chatbot for the Modern Information Age", MDPI, 2025, <https://www.mdpi.com/2673-2688/6/2/22>
- [6] 조용구, 이경남, "국어 텍스트 분석 프로그램(KReaD 지수)의 개발", KISS, 56권 225-245(21p), 2020, <https://kiss.kstudy.com/Detail/Ar?key=3817702>
- [7] T. Zhang, V. Kishore, F. Wu, K. Q. Weinberger, and Y. Artzi, "BERTScore: Evaluating Text Generation with BERT", arXiv, 2020, <https://arxiv.org/abs/1904.09675>