

A Proposal for Problem Comprehension and Learning Assessment through a Hybrid AI-Supported Educational Model

Myeong-Sang Kim*, Seong-Hyun Park**

*M.S. Student, Dept. of Computer Engineering, Kongju National University, Chungnam, Korea

**Lecturer, Dept. of Computer Engineering, Kongju National University, Chungnam, Korea

[Abstract]

As academic and professional fields become increasingly segmented and specialized, fragmented and individualized problems are on the rise. Consequently, there is a growing recognition within educational curricula of the need to evaluate problem comprehension and the overall problem-solving process. However, as long as conventional assessment systems remain unchanged, learners are likely to prioritize score improvement through simple answer derivation. Furthermore, recently introduced generative AI models often provide immediate answers, which deprives learners of opportunities for critical thinking and lacks reliability in their educational foundations. This paper proposes an AI model applicable to both self-directed learning and educational assessment. Through fine-tuning, the proposed model establishes a shared academic direction and specialized knowledge as a dedicated educational language model. It also utilizes Retrieval-Augmented Generation (RAG) technology to secure a reliable educational foundation based on the national curriculum and official textbooks. Subsequently, by integrating Dynamic Student State (DSS) analysis with prompting techniques, the model identifies the learner's real-time context and proficiency level. Instead of providing direct answers, it executes a scaffolding strategy that offers step-by-step hints and metacognition-inducing prompts. Ultimately, this approach aims to strengthen learners' self-directed competencies and alleviate the repetitive workload of teachers, thereby fostering an environment where core educational expertise can be fully exercised.

▶ **Key words:** AI, Fine-tuning, RAG, Prompting, Education, Self-Directed

-
- First Author: Myeong-Sang Kim, Corresponding Author: Seong-Hyun Park
 - *Myeong-Sang Kim (newhana_@naver.com), Dept. of Computer Engineering, Kongju National University
 - **Seong-Hyun Park (a94270816@gmail.com), Dept. of Computer Engineering, Kongju National University
 - Received: 2026. 02. 26, Revised: 2026. 04. 24, Accepted: 2026. 05. 11.
 - This paper is an extension of the paper ("Suggestions for schematic method education program to improve problem identification") presented at the 72th Summer Conference of the Korea Computer Information Society in 2025

[요 약]

분야가 세분화·전문화 됨에 따라 과편화 된 개별적인 문제가 늘어나며 교육과정도 문제 파악 여부와 해결 과정 전반을 평가할 필요성을 느끼고 있다. 하지만 기존 평가 시스템이 변하지 않는 한 학습자는 단순 정답 도출을 통한 점수 향상을 우선시 할 것이다. 최근 도입된 생성형 AI도 학습자에게 즉각적인 정답을 제공하여 사고 기회를 저해하고, 교육적 근거의 신뢰성도 떨어진다. 본 논문에서는 자기주도적 학습에 사용할 수 있고, 평가에도 적용할 수 있는 AI 모델을 제안한다. 파인 튜닝(Fine-tuning)을 통해 교육용 언어 모델로서 공통된 학업 방향성과 전문 지식을 확보하며, 검색 증강 생성(RAG) 기술을 활용하여 국가 교육과정 및 교과서 기반의 교육적 근거를 확보한다. 이후 동적 학습 상태(DSS) 분석과 프롬프팅(Prompting) 기술을 결합하여 학습자의 실시간 상황 및 수준을 파악하며, 정답을 제공하는 대신 단계별 힌트와 메타인지 유도 발문을 제공하는 스캐폴딩 전략을 수행한다. 이를 통해 학습자의 자기주도적 역량을 강화하고, 교사의 반복 업무 부담을 줄여 교육 본연의 전문성을 발휘할 수 있는 환경을 조성하고자 한다.

▶ **주제어:** 인공지능, 파인 튜닝, 검색 증강 생성, 프롬프팅, 교육, 자기주도적

I. Introduction

현재 대한민국 교육은 출산율 감소로 인해 공교육에서의 학생의 수는 감소하고 있으나, 학생들을 담당하는 교사들은 다채로워진 교육 과정과 학생부 기재 업무 등의 기타 행정 업무 증가와 눈에 보이는 학생 수의 감소로 인한 교원 수 감소 등 업무 부담이 늘어나고 있다[1]. 이러한 교육 환경의 변화에 적응하기 위해 교사의 업무를 보조하고 학생의 학습을 지원하는 AI 기반 체계 수립이 절실히 요구된다. 하지만 단순히 정답을 제공하는 기존 AI 모델은 학습자의 사고 과정을 저해할 수 있으며, 국가 교육과정 및 교과서 내용과 같은 교육적 근거가 부족하여 교육 현장에서의 신뢰성 확보에 어려움을 겪는다.

제안하는 AI 교육 모델은 교사가 본연의 교육 활동에 집중하여 전문성을 높이도록 돕고, 학생에게는 교과서 기반 신뢰할 수 있는 1:1 맞춤형 AI 튜터를 제공하여 사교육 부담 및 평가 분쟁을 완화할 수 있다[2]. 제안하고자 하는 하이브리드 AI 기반 교육 모델은 교육학적 스캐폴딩(Scaffolding)의 원리를 컴퓨터 기반 스캐폴딩(Computer-Based Scaffolding)을 적용하여 기술적 구조에 담아내어, AI가 해당 내용을 바탕으로 교사 보조 및 학생들에게 과목의 보조 교사의 역할 및 개별적인 학습 지원을 하는 것을 목표로 한다. 구체적으로는 파인 튜닝(Fine-tuning)을 통해 학업적 방향성을 설정하고, 검색 증강 생성(RAG)으로 국가 교육과정 및 교과서 내용과 같은 신뢰할 수 있는 교육적 근거를 가지고 참고하며, 동적 학습 상태(DSS) 분석과 프롬프팅(Prompting) 기술을 결합

하여 학습자 맞춤형 힌트와 메타인지 유도 발문을 생성한다. 이와 같은 다층적 구조를 통해 AI가 과목 보조 교사로서 개별 학습 지원을 수행하는 구체적인 모델과 효과를 제시하고자 한다.

II. Preliminaries

2. Related works

2.1 Scaffolding

여러 분야에서 다양한 뜻으로 사용하는 스캐폴딩(Scaffolding)은 교육학적인 측면에서는 학습자가 스스로 현재 능력 수준을 넘어 다음 단계의 학습 목표에 도달할 수 있도록 교사나 동료가 제공하는 일시적인 도움이나 발판을 뜻한다[3]. 이를 확장하여 제안된 컴퓨터 기반 스캐폴딩(Computer-Based Scaffolding)은 교육학적인 측면의 스캐폴딩을 그대로 따라가되, 교육 지원의 제공자가 교사에서 컴퓨터로 옮겨갔을 뿐이다[4]. 최근 LLM의 발전과 함께, 기존의 정적이고 획일화된 지원을 넘어 학습자의 실시간 상태를 반영하여 동적으로 힌트와 피드백을 제공하는 AI 기반 적응형 스캐폴딩 연구가 활발히 진행되고 있다. 본문에서는 이러한 동적 지원의 스캐폴딩을 하이브리드 AI 모델의 시스템 구조에 내재화하여 구현 및 수행하는 것을 목표로 한다.

2.2 Fine-tuning

파인 튜닝(Fine-tuning)은 이미 사전 학습된 대규모 언어 모델(Large Language Model, LLM)을 특정 작업이나 도메인에 맞게 미세하게 조정하는 과정으로, 특정 데이터셋으로 추가 학습을 시켜 모델이 특정 분야의 전문 지식이나 회사가 보여주고자 하는 방향 등 원하는 결과물을 더 잘 생성하도록 만드는 기술이다. 이는 한 작업에 미리 학습된 모델을 가져와 새로운 관련 작업에 맞게 미세 조정하여 사용하는 기계 학습 기법인 전이 학습의 특정 형태로, 범용적인 기본 모델을 특정 목적에 맞게 개량하는데 사용된다. 또한 최근 교육 분야에서는 범용 AI가 야기할 수 있는 윤리적 문제나 부정확한 지식 전달을 방지하기 위해 국가 교육과정이나 교과서 등의 지식을 바탕으로 파인 튜닝을 진행하여 교육 보조 교사로서 전문성과 안전성을 확보하는 추세이다.

2.3 Prompting

프롬프팅(Prompting)이란 생성형 인공지능에게 특정 작업을 지시하기 위해 입력하는 명령어와 이를 통해 인공지능과 상호작용하며 원하는 결과를 얻어내는 모든 과정을 의미한다. 프롬프트(Prompt)는 입력 텍스트 그 자체를 의미하는 것과는 다르게 프롬프팅은 그 프롬프트를 설계하고 사용하는 전반적인 활동을 말하며, 효과적인 프롬프팅은 AI 모델의 성능을 최대한 이끌어내는 방향을 목표로 한다. 최근에는 단순한 질의응답을 넘어, AI에게 교사나 평가자와 같은 특정 페르소나를 부여하거나, 연쇄적인 사고를 유도하여 복잡한 교육적 추론을 가능하게 하는 프롬프트 엔지니어링 기법들이 교육 현장에 적극 도입되고 있다.

2.4 Retrieval Augmented Generation(RAG)

검색 증강 생성(Retrieval Augmented Generation, RAG)은 대규모 언어 모델(Large Language Model, LLM)이 응답을 생성하기 전에 LLM이 학습하지 못한 최신 정보나 특정 분야의 지식을 활용할 수 있도록 연결하는 데이터 저장소인 외부 지식 베이스에서 관련 정보를 검색하여 답변의 정확성과 최신성을 높이는 인공지능 기술이다 [5]. 이러한 기술을 통해 LLM의 할루시네이션(Hallucination) 현상을 줄이고, 사전에 학습된 데이터만을 참고하게 함으로써 AI가 제공하는 지식의 신뢰도를 확보하는 데 주력하고 있다.

2.5 Self-Directed Learning

자기주도적 학습은 학습자가 스스로 학습의 주체가 되어 목표를 설정하고, 학습 전략을 선택하며, 그 결과를 스

스로 평가하는 일련의 과정을 말한다. 전통적인 교육 환경에서는 교사의 역할이 절대적이었으나, 지능형 튜터링 시스템(ITS)과 AI 기술의 도입으로 학습자 스스로 자신의 오개념을 파악하고 교정하는 환경을 구축할 수 있게 되었다. 최근 연구들은 AI를 단순히 정답을 제공받기 위해서가 아닌, 메타인지를 자극하는 질문을 던지고 문제 해결 과정을 도와주는 조력자로서 활용하는 것으로 학습자의 자기주도성을 극대화하는 방안을 모색하고 있다[6].

III. The Proposed Scheme

3.1 Hybrid AI-Supported Educational Model Configuration

제안된 내용은 정적 지식 부분과 동적 정보 부분으로 통합하여 외부 지식 베이스를 구성하고, 이를 토대로 문제 파악 능력 증진과 개인화된 학습 지원을 목적으로 하는 AI 교육 모델을 만들고자 하는 내용이다[5][7]. 다음의 Fig. 1.은 검색 증강 생성(RAG) 방식과 동적 학습 상태(DSS)의 결합, 기술적 생성 방식과 교육 스캐폴딩(Scaffolding) 모델이 결합된 하이브리드 교육 모델 전체 구성도이다.

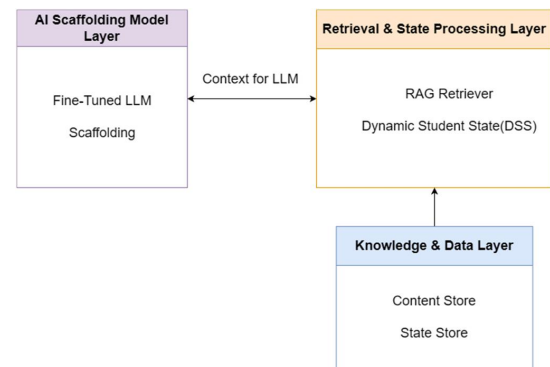


Fig. 1. Overall Hybrid AI Scaffolding Model Structure

해당 시스템은 Knowledge & Data Layer, Retrieval & State Processing Layer, AI Scaffolding Model Layer의 3가지 계층으로 구성되며, 각 계층은 교육적으로 적합한 근거를 기준으로 하여 답변 생성과 학습자 맞춤형 스캐폴딩을 통한 자기주도적 학습, 문제 파악 능력 증진 등을 위한 기능을 수행한다[8]. 해당 구조로 업무 경감이나 학습 보조의 역할은 물론, 기존 AI 도구가 가진 한계인 단순 정답 제공의 기능적인 한계를 극복하고, 학습자의 문제 파악 능력과 메타인지를 향상시키기 위한 유도 발문을 제공할 것으로 기대된다.

3.2 Knowledge & Data Layer Section

해당 계층에서는 시스템이 활용하는 데이터를 정적 지식 부분과 동적 정보 부분으로 구분되어 있다. 이러한 조치는 교육적인 근거를 마련하며, 개인화된 정보를 활용하는 기능을 동시에 사용할 수 있게 해주는 핵심적인 부분이다. 정적 지식 부분은 시간이 지남에 따라 크게 변하지 않으며, 교육적으로 공식적인 근거가 되는 문서들 대개 사용해야 한다. 국가 교육과정 문서, 교과서 및 교육자료, 학교별 교육 지침, 평가 루브릭 등이 이러한 항목에 포함된다. 문서들을 의미 단위에 따라 Chunk라고 하는 단위로 분할하여 사용한다. 주로 텍스트, 메타데이터, 임베딩 벡터의 구조로 저장하여 사용하는데 검색 증강 생성(Retrieval-Augmented Generation, RAG)기반 검색의 주요 대상이 되기 때문에 필요한 내용으로 미리 저장한다. 동적 정보 부분은 학습자의 활동 과정에서 지속적으로 변화하는 정보로 구성되어 있는 부분이다. 학습자 프로필, 학습 분석 결과, AI와의 상호작용 로그 등이 이러한 항목에 포함된다. 해당 부분은 RAG 검색에 직접적으로 활용되지는 않지만, 분석을 통해 동적 학습 상태(Dynamic Student State, DSS)로 요약, 분석되어 상위 계층에 전달 후 교육 방식에 대한 방향성을 잡는 역할을 돕는다[9].

다음의 Fig. 2.는 해당 계층의 구체적인 동작과 구조를 시각화하여 나타낸 것이다.

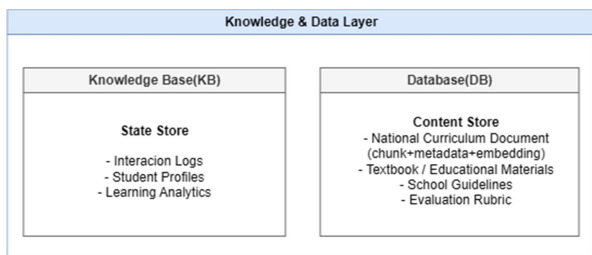


Fig. 2. Knowledge & Data Layer Structure

이러한 데이터 구조화 방식은 교육 현장에서 요구되는 답변의 정확성과 개별 학습자 맞춤형 지원이라는 두 가지 핵심 기능을 동시에 수행할 수 있게 한다.

3.3 Retrieval & State Processing Layer Section

해당 계층에서는 Knowledge & Data Layer에 저장된 데이터를 가공하여 LLM이 활용할 최종 맥락(Context)을 구성하는 것을 목표로 하는 계층이다[9]. 정적 지식 부분의 정보를 활용하는 방법은 임베딩 기반 유사도 검색(RAG Retriever)을 활용한다. 이는 사전 학습된 모델을 통해 정적 지식 데이터의 텍스트를 벡터화하고, 이를 바탕으로 벡

터 유사도 검색을 수행하는 방식이다. 여기서는 검색의 효율을 극대화하기 위해 이후 메타데이터 필터링과 결합하여 수행하는 이중 구조로 되어 있다. 구체적인 절차는 다음과 같다. 먼저 정적 지식 부분의 데이터의 텍스트를 벡터화하여 사전 변환 후 저장하고, 검색 시에는 메타데이터 필터링을 통해 교육적으로 의미 있는 범위를 우선적으로 제한한다. 이후 학습자의 질문 역시 동일한 임베딩 모델을 사용하여 벡터화 한 후, 벡터 유사도 검색으로 충분한 근거가 있고, 가장 관련 있는 Chunk를 선택한다. 다음의 Fig. 3.는 벡터 유사도 검색을 시각화하여 나타낸 것이다.

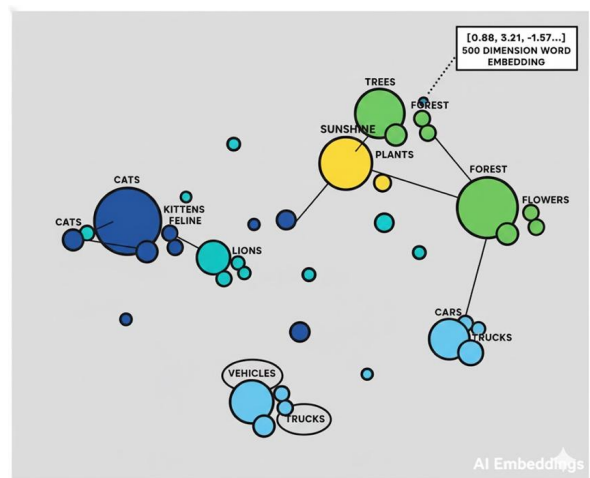


Fig. 3. Vector Similarity Search Visualization

위와 같은 방식은 참조하는 근거를 제공한 데이터인 교육적으로 합리적인 문서들로 한정함으로써 응답의 품질을 향상시키고, 잘못된 추론인 할루시네이션(Hallucination) 현상을 억제하는 작용을 한다. 이와 동시에 본 계층은 학습자의 개별적 특성을 반영하기 위해 동적 학습 상태(Dynamic Student State) 분석을 수행한다. 동적 학습 상태는 프로필과 로그를 분석하여 학습자의 진도, 오개념과 어려운 부분 파악, 문제 접근 방식의 특징과 최근 학습 패턴의 추이 등을 전달한다.

Context Builder 단계에서 최종적으로 완성된 맥락이 임베딩 기반 유사도 검색의 결과물로 상위 계층에 전달된다. 이러한 처리 절차를 통해 신뢰성 있는 교육 근거를 바탕으로 현재 학습자의 수준에 최적화된 스캐폴딩을 수행할 수 있도록 지원한다.

다음의 Fig. 4.는 해당 계층의 구조를 나타낸 것이다.

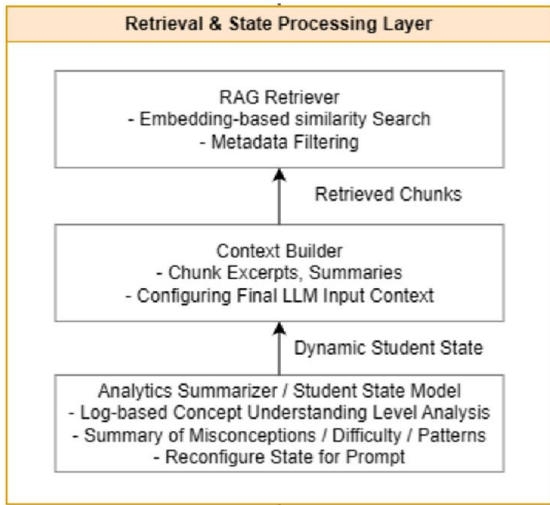


Fig. 4. Retrieval & State Processing Layer Structure

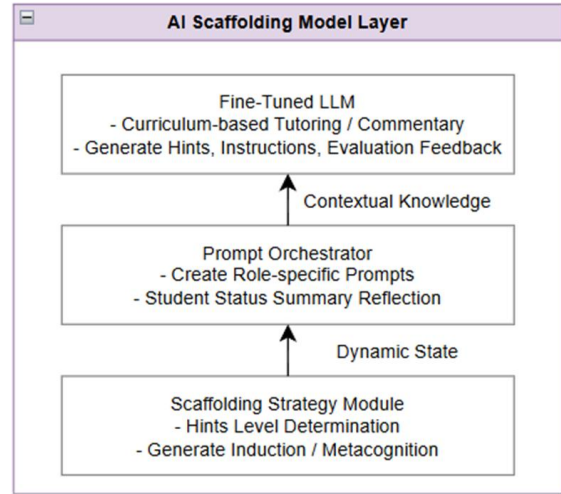


Fig. 5. AI Scaffolding Model Layer Structure

3.4 AI Scaffolding Model Layer Section

해당 계층은 실제로 학습자에게 제공되는 스캐폴딩(Scaffolding)의 질을 결정하는 핵심 AI 구성 요소들로 이루어진 계층이다. 단순히 지식을 전달하는 일반적인 AI와 달리, 해당 계층에서는 학습자의 상태에 따라 도움의 양을 조절하여 스스로 문제를 해결하게 유도한다. Scaffolding Strategy Module에서는 교육학적 스캐폴딩 개념을 AI 시스템에 구현하는 역할을 하며, 전달받은 동적 학습 상태를 바탕으로 힌트의 단계를 결정하고, 발문 및 메타인지 유도를 생성하는 것이 해당 모듈의 주요 기능이다[10][11]. 힌트의 단계를 결정하는 기능은 학습자의 수준에 따라 힌트의 단계를 조절하는 교사의 행동을 기술적으로 옮겨서 구현한 것이다. Prompt Orchestrator는 최적의 입력을 구성하는 역할을 한다. Retrieval & State Processing 계층에서 최종적으로 완성되어 전달된 맥락과 Scaffolding Strategy Module에서 결정된 전략을 결합하여 LLM에게 전달할 프롬프트를 설계한다. 교육 분야에 특화된 Fine-Tuned LLM에 Prompt Orchestrator에서 구성된 프롬프트를 바탕으로 최종 응답을 생성한다. 파인 튜닝을 통해 확보된 전문성과 검색 증강 생성(RAG) 기반의 뚜렷한 근거를 바탕으로 직접적인 정답 제시는 피하면서 일관적이고 교육적인 가이드를 제공한다. 이러한 구조는 학습자가 문제의 본질을 파악하고 해결 과정 전반적으로 자기 주도적으로 참여할 수 있도록 돕는 핵심 내용이다.

다음의 Fig. 5.는 해당 계층의 구체적인 동작과 구조를 시각화하여 나타낸 것이다.

3.5 Configuration according to function

Table 1. 은 각 기능의 분리 시에 일어나는 결과를 예측한 내용이다.

Table 1. Functional Separation Assessment Prediction

Model Set	Configuration	Prediction Result
Full Proposed Model	RAG + Dynamic State + Scaffolding Strategy	Standard
Baseline LLM	Basic LLM Only	No Educational Structure
RAG Only Model	RAG Only	Evidence-based Accuracy Improvement. No Scaffolding Structure
RAG + Dynamic Student State Model	RAG + Dynamic Student State	Personalization Possible. No Teacher-Level Scaffolding strategies

IV. System Evaluation

제안 모델의 기술적 타당성 입증 을 위해 시스템의 기능 분리 평가 방법을 채택해 해당 모델의 구조인 3계층으로 나누어야 하는 당위성을 입증한다. 각 계층에 대한 기능의 평가를 위해 각 기능의 부재시에는 어떤 성능 저하가 일어나는지에 대한 결과를 선발한 대상들에게 학습시 활용하게끔 하여 이후 결과를 평가하고자 한다.

실험은 중학교 2학년 학생 4명을 대상으로 ‘피타고라스 정리’ 단원에 대해 3일간, 일일 1시간씩 학습을 진행하는 방식으로 설계되었다. 평가의 지표로는 일별 학업 성취도

평가를 통한 평가와 함께 AI의 발문에 대한 학생의 반응 및 개념의 이해도를 분석하는 방식을 활용하여 정량·정성적으로 분석하였다.

평가의 타당성을 확보하기 위한 채점 기준으로는 3가지 항목으로 구성된 분석적 채점 루브릭을 설계하여 정성적 평가에 적용하였다. 목표 식별 여부, 논리적 구조화 분석 여부, 전략적 계획 수립 가능 여부의 3가지 하위 요소로 기준으로 평가하였다. 이러한 분석적 채점 루브릭의 구성 요소는 Polya의 수학적 문제 해결 모델(문제 이해 및 계획 수립 단계)에 이론적 근거를 두고 있으며, 최근 문제 파악 능력 및 메타인지 평가를 다룬 연구[12]에서 타당성이 입증된 평가 체계를 AI 스캐폴딩 환경에 맞게 구성하였다.

Table 2. 는 기능 분리 평가 관련 사용 환경 및 테스트 환경을 정리한 내용이다.

Table 2. Functional Separation Assessment Environment & Test Environment

Used Model	Gemini 3.0 Flash
Operating Environment	Google Colab : Python 3.12.12 (main, Oct 10 2025, 08:52:57) [GCC 11.4.0] Hardware Accelerator : T4 GPU
Education Target & Study Scope	Four 8th-Grade Students Pythagorean Theorem Unit
Education Plan	For One hour per Day over Three days

Google Colab의 환경에서 사용하여야 하기 때문에 비교적 작은 규모의 Gemini 3.0 Flash 모델을 사용하였다. Knowledge & Data Layer 부분은 논문을 위한 검증을 위해 축소된 Knowledge Base(KB)를 사용하여 Content Store를 구성하였다. Sentence Transformer 기반 임베딩 모델을 통해 벡터화하여 ChromaDB와 같은 경량 벡터 데이터베이스에 저장하는 RAG 파이프라인을 모의 구축하였다. Retrieval & State Processing Layer 부분에서도 마찬가지로 단원 핵심 키워드 중심의 임베딩 벡터 유사도 검색을 활용하도록 간소화하였다. 동적 학습 상태(Dynamic Student State, DSS) 역시 로깅과 분석이 아닌 프롬프트로 대체하여 학생의 현재 상황을 전달하였다. DSS 부분은 실제 적용시에는 앞서 언급한 로깅과 분석을 통해 유동적인 프롬프팅으로 고도화 될 예정이다. 마지막으로 모든 기능을 하나로 호출하여 기능을 분리하여 사용하였을 경우와 제안된 모델의 경우는 어떤 차이가 있는지를 평가하였다. 진행 시 KB를 사용하는 모델은 같은 단원

의 내용들만 학습한 상태로 진행하여 실험의 공정성을 확보하였다.

다음의 Fig. 6. 는 일별 학업 성취도 평가에 따른 결과를 그래프로 나타낸 내용이다.

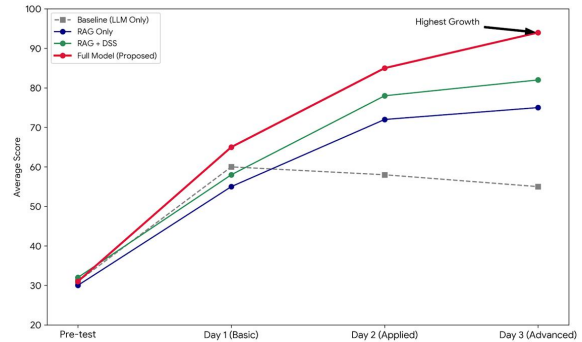


Fig. 6. Daily Academic Achievement Evaluation Results

해당 기능 분리 평가에서 특히 사항으로는 Baseline LLM을 사용한 학생의 평가 점수는 KB를 비롯한 학생에 대한 사전 지식이 없는 상태로, 일반적인 LLM을 사용하여 학습을 진행하였기 때문에 1일차에는 다른 모델들보다 상승한 모습을 보여주었지만, 해당 단원과 연관되지 않은 내용에 대한 답변이나 학생 수준을 고려하지 않은 설명 등으로 결과가 오히려 낮아지는 현상을 확인할 수 있었다. 이는 교육적인 근거와 맥락 파악이 없는 일반적인 LLM의 교육 현장 적용 한계를 시사한다. 그 외 RAG, RAG+DSS 모델의 경우는 학습해야 하는 상황에 대한 지식 위주의 대답을 제시하며, 학생의 상황을 이해하고 있는 경우에는 해당 학생이 어떤 부분을 어려워하는지를 파악하여 답변을 내놓았다. 이러한 특성이 시행 과정에서 그래프로 드러나는 모습을 볼 수 있다. 마지막으로 해당 모델인 스캐폴딩이 추가된 제안 모델의 경우에는 직접적인 답변을 하지 않으며, 해당 내용에 대한 힌트와 함께 생각을 단계적으로 유도하는 발문을 볼 수 있었으며, 그 결과 개념에 대한 확실한 이해를 끌어내었으며, 평가에서도 가장 높은 향상을 보였다.

V. Conclusions

해당 연구에서는 효율적인 AI 교육 모델 활용을 위해서 정답 제공 위주의 기존 AI 교육 모델이 가지는 한계를 극복하고, 학습자의 문제 파악 능력과 자기주도성을 기르기 위해 파인 튜닝(Fine-tuning), 검색 증강 생성(Retrieval-Augmented Generation, RAG) 기술, 교육학

적 스캐폴딩(Scaffolding)을 결합한 3계층 구조로 설계한 하이브리드 AI 기반 교육 모델을 제안하였다. 제안 모델의 기술적 타당성과 교육적 효과를 검증하기 위해 중학교 2학년 학생들을 대상으로 피타고라스 정리 단원에 대한 기능 분리 평가를 실시하였다. 각각의 구조 차이에 따른 결과의 차이를 보았으며, 이 과정에서 RAG의 사용은 교육 과정에서 원하는 부분에 대한 답변을 제공함으로써 답변의 일관성과 안정성을 유지하는 역할을 한다는 것을 확인하였다. 또한 동적 학습 상태인 Dynamic Student State는 개인화된 피드백을 통해 학습에서의 효율을 증대시키는 것을 확인할 수 있었다. 마지막으로 교육학적 스캐폴딩을 통해 직접적인 답변 대신 힌트 위주의 답변과 유도 발문을 통한 자기주도적 학습 방안을 통해 문제 파악, 해결, 자기 주도성 등에 영향을 미치는 것을 확인하였다.

단순히 우수한 AI 교육 모델을 찾아 적용하는 것이 아닌, 학습자의 인지적인 부분에서의 성장을 돕는 조력자로 활용하는 구체적인 프레임워크를 제시했다는 데 의의가 있다. 앞서 배경에서 소개했던 내용대로 현재 바뀌고 있는 교육 환경과 변화하고 있는 과정 중심 평가에 올바르게 적용하고 사용한다면, 학생들의 실질적인 문제 해결 능력 향상은 물론이고 나아가 교사들의 업무 환경 및 전문성 강화에도 긍정적인 영향을 끼칠 수 있을 것이다.

REFERENCES

- [1] D.-H. Kim, D.-Y. Lee, and S.-S. Lee, "A qualitative case study on the workload of elementary school teachers," *The Journal of Korean Teacher Education*, vol. 31, no. 3, pp. 1-33, 2014. DOI: 10.24211/tjkte.2014.31.3.1.
- [2] V. A. Melo-López et al., "The Impact of Artificial Intelligence on Inclusive Education," *Education Sciences*, vol. 15, no.5, 2025. DOI: 10.3390/educscil150500539
- [3] B. R. Belleand, "Chapter 1: Introduction," *Instructional Scaffolding in STEM Education*, Springer, pp. 1-14, 2017. DOI: 10.1007/978-3-319-02565-0_1
- [4] B. R. Belleand, "Chapter 4: Computer-Based Scaffolding," *Instructional Scaffolding in STEM Education*, Springer, pp. 59-84, 2017. DOI: 10.1007/978-3-319-02565-0_4
- [5] P. Lewis, E. Perez, A. Piktus, F. Petroni, V. Karpukhin, N. Goyal, H. Küttler, M. Lewis, W.-T. Yih, T. Rocktäschel, S. Riedel and D. Kiela, Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP Tasks, in *Advances in Neural Information Processing Systems*, NeurIPS 2020, pp. 9459-9474. DOI: 10.5555/3495724.3496517
- [6] X.-Y. Wu, D. T. K. Ng, and T. K. F. Chiu, "Self-Regulated Learning with AI: A Comparative Analysis of General-Purpose and Task-Specific Platforms," *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, vol. 21, no. 1, 2024. DOI: 10.1186/s41239-024-00450-1
- [7] Z. Li, Z. Wang, and W. Wang, "Retrieval-Augmented Generation for Educational Application: A Systematic Survey," *Computers and Education: Artificial Intelligence*, vol. 8, 100417, 2025. DOI: 10.1016/j.caeai.2025.100417
- [8] B. R. Belland, A. E. Walker, N. J. Kim, and M. Lefler, "Synthesizing Results From Empirical Research on Computer-Based Scaffolding in STEM Education: A Meta-Analysis," *Review of Educational Research*, vol. 87, no. 2, pp. 309-344, 2017. DOI: 10.3102/0034654316670999
- [9] M. Zerkouk, M. Mihoubi, and B. Chikhaoui, "A Comprehensive Review of AI-based Intelligent Tutoring Systems: Applications and Challenges," *arXiv preprint arXiv:2507.18882*, 2025. DOI: 10.48550/arXiv.2507.18882.
- [10] N. Huda, K. Anwar, and W. Kurniawan, "ChatGPT Scaffolding in Supporting Metacognition for Limit Concepts in Guided Inquiry Mathematics Learning," *Journal of Information Technology Education: Research*, vol. 24, 2024. DOI: 10.28945/5431
- [11] H.-S. Wang et al., "Effects of Metacognitive Scaffolding on Students' Performance and Confidence Judgment," *Physical Review Physics Education Research*, vol. 17, 020108, 2021. DOI: 10.1103/PhysRevPhysEduRes.17.020108
- [12] M. Darmayanti et al., "Development of Essay Test Assessment Rubric for Polya Theory-Based Mathematical Problem-Solving," *Jurnal Nasional Pendidikan Matematika (JNPM)*, vol. 7, no. 1, 2023. DOI: 10.33603/jnpm.v7i1.7724

Authors



Myeong-Sang Kim received his B. S. degree in Electronic Engineering from Cheongju National University in 2019. And also received his B. S. degree in Computer Engineering from National Institute for

Lifelong Education(NILE). He is currently pursuing a M. S. in the Computer Engineering at Kongju National University since 2025. I am interested in various fields of computer engineering for my IT education.



Seong-Hyun Park received the B. S. degree in College of Arts and Music from Chungnam National University, Korea in 2017. The M. S, and Ph. D. degrees in Computer Engineering from Kongju National

University, Korea, in 2017, 2020. He is currently a teaching in the Department of Computer Science & Engineering. Kongju National University. He is interested in computer music, convergence Education. and Real Time System and Management and Clout computing and Communication.