

전통 교수법과 생성형 AI 기반 교수법의 학습 효과 비교: 소프트웨어 개발 직업훈련 과정 사례

김기태¹·배현영^{2*}

¹한국기술교육대학교 IT융합과학경영산업대학원 AI융합교육학과 석사

²한국기술교육대학교 IT융합과학경영산업대학원 AI융합교육학과 겸임교수

Comparative Study of Traditional and Generative AI-Based Instructional Methods for Learning Outcomes: Evidence from a Vocational Training Program in Software Development

Ki-Tae Kim¹ · Hyun-Young Bae^{2*}

¹M.S. in AI Convergence Education, Graduate School of IT Convergence and Industrial Management, Korea University of Technology and Education (KOREATECH), Cheonan 31253, Korea

²Adjunct Professor, Department of AI Convergence Education, Graduate School of IT Convergence and Industrial Management, Korea University of Technology and Education (KOREATECH), Cheonan 31253, Korea

[요약]

본 연구는 소프트웨어 개발자 직업훈련에서 생성형 인공지능(GenAI) 기반 교수법과 전통 교수법을 비교한 무작위 배정 소규모 연구이다(n=40). 설문 분석에서 GenAI 집단은 인지 능력과 학습 몰입에서 유리한 경향을 보였으나, 학업 성취의 집단 차이는 단기 측정에서 통계적으로 유의하지 않았다. 보완적 인터뷰에서는 GenAI 수업 참여자가 이해·몰입·성취감의 개선 경험을 보고하였다. 표본 규모로 인한 검정력 제약을 고려하여 결과는 효과크기와 신뢰구간 중심으로 신중히 해석할 필요가 있다. 이러한 결과는 GenAI 기반 교수법이 이해와 참여 제고에 잠재적 유용성을 가질 수 있음을 시사하며, 후속 연구에서 표본 확대·장기 추적 및 교수자 관점의 AI 활용 설계를 통해 검증을 확장할 필요가 있다.

[Abstract]

This study performed small-scale randomized assignment comparing a generative AI (GenAI)-based instructional approach with a traditional approach in software developer vocational training (n=40). Survey analyses indicated a favorable tendency for the GenAI group in cognitive ability and learning engagement, whereas the between-group difference in academic achievement was not statistically significant in the short-term assessment. Complementary interviews suggested perceived improvements in understanding, engagement, and sense of accomplishment among GenAI participants. Given the sample size and resultant limitations in statistical power, the findings should be interpreted cautiously, with an emphasis on effect sizes and confidence intervals. Overall, the results suggest the potential utility of GenAI-based instruction for enhancing understanding and participation; future research should expand the sample, employ longitudinal designs, and refine instructor-centered AI pedagogical strategies to extend and validate these findings.

색인어 : 생성형 인공지능, 교수법, 소프트웨어 교육, 직업훈련, 학습 성과

Keyword : Generative AI, Instructional Method, Software Education, Vocational Training, Learning Outcomes

<http://dx.doi.org/10.9728/dcs.2025.26.10.2859>



This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Received 23 August 2025; **Revised** 22 September 2025

Accepted 10 October 2025

***Corresponding Author; Hyun-Young Bae**

E-mail: youg989@daum.net

1. 서론

컴퓨터 프로그래밍 교육은 전통적으로 지식 전달 중심의 강의식 수업과 절차적 문제 해결 중심의 과제 수행을 기반으로 이루어져 왔다[1]-[3]. 이러한 교수법은 교육목표분류학, 학습위계이론 등 고전적 교육이론을 바탕으로 ‘지식 습득-실습 적용-결과 평가’의 선형적 구조를 따른다. 실제 교육 현장에서는 문법 위주의 암기식 학습과 제한된 실습 과제, 정형화된 피드백 절차가 일반적으로 활용되며, 교사는 지식 전달자이자 평가자의 역할을 수행한다. 그러나 이러한 방식은 학습자의 수준 차이를 반영하기 어렵고, 개별화된 피드백이나 자기주도적 학습을 충분히 촉진하지 못하는 한계가 지속적으로 보고되고 있다[4],[5].

교육공학 분야에서는 오래전부터 개별화 학습, 즉각적 피드백, 자기주도적 학습이 효과적인 학습을 위해 중요하다고 강조되어 왔다. 그러나 전통 교수법은 이러한 교육적 요구를 충족하기 어렵다는 점에서 비판을 받아왔으며, 이를 보완할 수 있는 새로운 교수 전략의 필요성이 꾸준히 제기되어 왔다.

최근 등장한 생성형 인공지능(Generative Artificial Intelligence)은 이러한 요구를 충족시킬 수 있는 잠재력을 보여주고 있다[6]. ChatGPT, Claude, Gemini와 같은 대규모 언어모델은 자연어 기반 인터페이스를 통해 코드 생성, 오류 디버깅, 개념 설명, 학습 추천을 제공하며, 학습자에게 맞춤형 지원과 실시간 피드백을 제공할 수 있다. Wang과 Fan[7]의 메타분석 연구에서는 생성형 AI가 학습 성과와 고차 사고력 향상에 유의미한 긍정적 영향을 미친다는 사실이 검증되었으며, McCulloh et al.[8]은 ChatGPT 활용이 Python 학습 속도를 가속화한다는 근거를 제시하였다. 또한 Lyu et al.[9]의 학기 단위 실험연구와 Bassner et al.[10]이 개발한 AI 기반 가상 튜터 시스템 Iris는 학습자의 몰입도와 성취도 향상, 실시간 피드백 제공 효과를 실증적으로 입증하였다. 이와 같이 AI 교수법의 효과가 구체적으로 확인되면서, 단기간에 실무 능력을 확보해야 하는 교육 환경에서 특히 큰 가능성이 기대되고 있다.

직업훈련학교(직업능력개발훈련기관)는 산업 현장에서 요구되는 실무 역량을 단기간에 습득하도록 설계된 교육기관으로, 교육생의 취업 및 업무 수행 능력 향상을 직접적인 목표로 한다[11]. 이곳의 학습자는 비전공자, 경력단절자, 전직 희망자 등 다양한 배경을 가지고 있으며, 교육은 실기와 실무 중심으로 운영된다. 정부는 직업능력개발훈련을 통해 신기술 습득 및 산업 적용형 인재 양성을 핵심 정책 과제로 제시하고 있으며, 이에 따라 교육 효과성 검증의 필요성은 더욱 증대되고 있다. 그러나 제한된 교육 기간과 높은 실용성 요구 속에서 표준화된 전통 교수법만으로는 교육 효과를 극대화하기 어렵고, 학습자별 수준 차이를 고려한 맞춤형 교수 전략이 절실하다.

이러한 맥락에서 생성형 AI 기반 교수법은 직업훈련학교 교육 혁신을 위한 효과적인 대안으로 주목된다. AI는 학습자

의 이해도와 반응에 따라 개별화된 설명과 실시간 피드백을 제공하고, 자기주도적 학습을 유도하며, 교사의 역할을 보완할 수 있다. 특히 반복 학습과 오류 교정에 강점을 가진 생성형 AI는 짧은 훈련 기간 동안 실무 능력을 집중적으로 습득해야 하는 직업훈련 환경에서 효과적으로 활용될 수 있음이 Liu et al.[12]의 연구를 통해서도 확인되었다.

그러나 지금까지의 선행연구는 주로 대학 교육이나 온라인 학습 플랫폼에 초점을 두고 있으며, 직업훈련과 같은 실무 중심 교육 맥락에서 전통 교수법과 생성형 AI 기반 교수법을 비교한 실증 연구는 상대적으로 부족하다[9], [13]. 따라서 기존 연구 결과를 직업훈련학교 맥락에 단순 적용하기에는 한계가 있으며, 실무 기반 학습성과를 직접 검증하는 연구가 필요하다.

이에 본 연구는 소프트웨어 개발 직업훈련 과정을 대상으로, 전통 교수법과 생성형 AI 기반 교수법이 학습자의 학습성과에 미치는 영향을 비교·분석하고자 한다. 구체적으로, 두 교수법이 학습자의 인지 능력, 학습 몰입도, 학업 성취도에 어떠한 차이를 나타내는지를 실증적으로 규명함으로써, 본 연구는 학문적으로는 AI 교수법의 효과성을 직업훈련 맥락에 확장하고, 실천적으로는 직업교육 현장의 교수 전략 개선에 기여한다는 점에서 의의를 갖는다.

II. 이론적 배경

2-1 전통적 교수법의 개념과 한계

전통적 교수법은 교사 중심의 지식 전달 방식을 기반으로 하며, 강의, 교과서 중심 학습, 정해진 평가 기준 등의 요소로 구성된다. 이러한 방식은 산업화 초기 대량 교육 체계에 적합한 형태로 발전하였으며, 교육과정의 표준화, 운영의 효율성, 일정 수준의 학습 보장이라는 장점을 지닌다[1]-[3]. 전통적 교수법은 교육목표분류학, 학습위계이론, 교수의 일차 원리 등 고전적 교육이론을 바탕으로 설계되며, 학습자는 ‘지식 습득-실습 적용-결과 평가’라는 단계적·선형적 구조를 따라 학습하게 된다[1]-[3]. 실제 교육 현장에서는 문법이나 절차 중심의 암기식 학습, 제한된 실습 과제, 정형화된 피드백 루틴이 중심이 되며, 교사는 주로 지식 전달자이자 평가자의 역할을 수행한다.

그러나 정보화 사회와 디지털 기술의 급속한 발전 속에서 전통적 교수법은 다음과 같은 네 가지 한계를 분명히 드러내고 있다[4],[5].

첫째, 학습자의 개별 특성과 수준을 반영하지 못하는 획일적 수업 방식은 개인화된 학습 경험을 제공하지 못한다.

둘째, 실시간 피드백 제공이 제한적이며, 학습자의 반응에 따라 수업을 조정하거나 지원하는 체계가 부족하다.

셋째, 실제 직무 현장에서 요구되는 문제 해결력, 창의성, 협업 역량 등 고차원적 역량을 충분히 함양하기 어렵다.

넷째, 빠르게 변화하는 사회·기술 환경에 대응하기에는 큰

텐츠 중심의 정적 수업 구조가 한계를 가진다.

이러한 문제점은 특히 실무 중심의 직업훈련 과정에서 더욱 두드러진다. 직업훈련은 단기간 내 산업 현장에 투입 가능한 실무 인재를 양성하는 것을 목적으로 하며, 교육 대상자는 비전공자, 경력단절자, 전직 희망자 등 다양한 성인 학습자로 구성된다. 고용노동부[11]는 직업훈련기관이 학습자의 수준과 특성에 맞춘 개별화된 피드백, 실습 중심 수업, 반복 학습 환경을 제공해야 실무 역량을 효과적으로 길러낼 수 있다고 강조한다. 그러나 전통적 교수법은 이러한 요구를 반영하기 어렵고, 이는 교육 효과 저하와 학습자 만족도 감소로 이어질 수 있다.

따라서 변화하는 교육 환경에 부합하는 새로운 교수 전략이 필요하다. 특히 학습자의 능동적 참여, 실시간 피드백, 자기주도적 학습 경로, 창의적 산출 활동을 포함할 수 있는 교수법의 필요성이 강조되고 있으며, 이러한 맥락에서 생성형 인공지능 기반 교수법은 유력한 대안으로 부상하고 있다[4],[6].

2-2 생성형 AI의 개념과 교육적 활용

생성형 인공지능은 인간의 언어, 시각, 논리적 사고를 모사하여 텍스트, 이미지, 코드, 음성 등 새로운 콘텐츠를 생성하는 기술을 의미한다[6]. 이 기술은 대규모 언어모델(LLM)을 기반으로 하며, 대표적으로 OpenAI의 ChatGPT, Google의 Gemini, Anthropic의 Claude, Meta의 LLaMA 등이 있다. 이러한 모델들은 텍스트 생성, 번역, 요약, 코드 작성, 논리적 추론 등 복합적인 언어 기반 작업을 자동화하고 고도화할 수 있는 역량을 지닌다.

최근 교육 분야에서도 생성형 AI의 적용 가능성이 활발히 논의되고 있으며, 특히 교수·학습 전반에서 다양한 방식으로 활용되고 있다. 국제 보고서에 따르면, 생성형 AI는 다음과 같은 다섯 가지 방식으로 교육에 기여할 수 있다[4],[6].

첫째, 학습자의 질문에 대한 실시간 응답과 보충 설명을 제공하여 피드백의 시의성을 높인다.

둘째, 복잡한 개념을 사례와 예시를 통해 쉽게 전달함으로써 학습자의 이해도를 향상시킨다.

셋째, 코드 작성, 디버깅, 문서 작성 등 실무 기반 과제를 지원하여 문제 해결을 돕는다. 이는 반복적 루틴 작업을 자동화하고 교수자의 피드백 부담을 경감하며, 학습자의 문제 해결 시간과 집중도를 향상시킨다는 점에서 중요한 기여로 평가된다[14].

넷째, 학습자의 수준과 선호도에 맞춘 개인화된 학습 콘텐츠를 제공하여 몰입도를 높인다.

다섯째, 교수자에게는 수업 자료 개발, 활동 설계, 평가 전략 수립 등 교수 설계를 지원하는 도구로 활용될 수 있다[4],[15].

Lee와 Ryu[16]는 생성형 AI의 교육적 활용을 ‘수업 설계 도구’와 ‘학습 도구’로 구분하였으며, 특히 후자의 경우 학습

자의 자기주도적 학습과 고차 사고력 함양을 촉진하는 인지적 지원 장치로 기능한다고 보았다. 이들은 Norman Webb의 Depth of Knowledge(DOK) 체계를 적용하여, 생성형 AI가 단순 정보 회상(DOK1)뿐 아니라 전략적 사고(DOK3), 확장된 사고(DOK4)에 해당하는 학습 활동까지도 지원할 수 있다고 분석하였다[17].

국내의 최근 연구에서는 생성형 AI의 교육적 기능을 (1) 콘텐츠 생성(교재 요약, 문제 제작, 프로젝트 제안), (2) 실시간 피드백(오류 수정, 경로 추천), (3) 개인화(수준별 콘텐츠, 흥미 기반 실습), (4) 교수자 지원(수업 설계 및 평가 기준 도출) 등 네 가지 범주로 분류하고 있으며[14], 이는 기존 국제 보고서에서 제시된 다섯 가지 기능과 내용적으로 일치한다.

이러한 맥락에서 생성형 AI는 전통 교수법이 지닌 정형화된 수업 구조, 개별화 부족, 피드백 제한과 같은 한계를 극복할 수 있는 기술적 대안으로 주목받고 있다. 반복 학습, 수준별 안내, 적응형 피드백을 통해 학습자 중심의 역동적 수업 구조를 가능케 하고, 교수자에게는 설계 효율성과 창의성 향상이라는 이중 효과를 제공한다[4],[6],[16].

생성형 AI의 교육적 활용에 대한 주요 선행연구는 표 1에 정리하였다.

표 1. 생성형 AI 교육적 활용 선행연구

Table 1. Prior studies on the educational use of generative AI

Participant Group	Application of Generative AI	Reference
General learners	Analyzed user experiences with ChatGPT to derive implications for feedback and engagement in educational practice	[14]
K-12 and university students	Used ChatGPT, Bard, and Gemini in science classes for instructional design and learning support; analyzed with Depth of Knowledge (DOK) framework	[17]
6th-grade elementary students (n = 27)	Applied text, image, and music generation tools within project-based learning (PBL) to enhance AI literacy and self-directed learning	[16]

2-3 생성형 AI 기반 교수법의 원리와 특징

생성형 인공지능을 활용한 교수법은 전통적인 강의 중심 전달식 수업에서 벗어나, 학습자 중심의 구성주의적 학습 환경을 조성하는 방향으로 전환되고 있다. 이러한 교수법은 AI가 단순히 정보를 제공하는 수준을 넘어, 문제 해결과 지식 구성 과정에 실질적으로 개입함으로써 학습자 주도의 역동적 학습을 가능하게 한다[4].

학습자는 생성형 AI와의 상호작용을 통해 개념을 정교화하거나 새로운 아이디어를 구체화하고, 코딩, 글쓰기, 정보 조직 등 다양한 작업을 수행한다. 이 과정에서 학습자는 질문을 제기하고 응답을 검토하며, 자신의 사고를 점검·수정하는 자기

주도적 학습을 반복한다. AI는 학습자의 수준에 맞는 설명, 실시간 피드백, 실습 제안, 오류 교정을 제공함으로써 학습자의 몰입도와 인지적 효율성을 높이는 데 기여한다 [4],[16],[18].

이러한 변화는 교수자의 역할에도 근본적인 전환을 요구한다. 국내 연구에서는 생성형 AI가 교수자의 역할을 단순한 지식 전달자에서 학습 설계자, 수업 조율자, 메타인지 코치로 확장시킨다고 보고하였다[18]. 교수자는 학습 목표를 설정하고 평가 기준을 설계하며, AI가 생성한 자료의 방향성과 품질을 관리하는 한편, 학습자에게 필요한 인지적 자극과 반성적 사고를 유도한다. 이는 교수자와 AI가 협력적으로 수업을 운영하는 공동 교수의 형태로 설명될 수 있으며, 교수자는 설계의 중심에 서고 AI는 기술적 실행을 지원하는 구조가 형성된다.

또한 Lee와 Ryu[16]는 생성형 AI 기반 교수법이 Norman Webb의 Depth of Knowledge(DOK) 이론에 근거하여 다양한 인지 수준의 학습 활동을 설계하고 지원할 수 있다고 분석하였다. 생성형 AI는 DOK1 수준의 단순 정보 회상에서부터, DOK3~DOK4 수준의 전략적 사고 및 확장된 문제 해결까지 포함하는 고차원적 학습을 촉진할 수 있다. 이는 AI가 반복 연습이나 정보 제공을 넘어, 창의적·비판적 사고를 요구하는 학습 활동까지 포괄할 수 있음을 시사한다.

종합적으로, 생성형 AI 기반 교수법은 교육 현장에서 교수자, 학습자, 기술 간의 관계를 재정의하며, 지식 전달 중심 교육에서 지식 생성 중심 교육, 교사 중심 수업에서 학습자 중심 수업, 일방향 구조에서 상호작용 중심 구조로 전환되는 흐름을 반영한다. 학습자에게는 개인화된 학습 경로와 즉각적 피드백, 실시간 지원을 제공하고, 교수자에게는 설계 효율성과 창의적 수업 운영, 학습자 성찰 지원이라는 새로운 교육적 가치를 제공한다[4],[6],[18].

특히 이러한 접근은 단기간 내 실무 역량을 길러야 하는 직업훈련 환경, 예컨대 소프트웨어 개발자 양성과정과 같은 기술 기반 직업교육에서 효과적으로 기능할 수 있다. 생성형 AI는 반복 학습, 개인화된 피드백, 자율적 문제 해결 지원을 통해 비전공자와 단기간 교육생의 학습 효율을 극대화하며, 이로 인해 직업교육 패러다임의 전환을 촉진하는 핵심 전략으로 자리매김할 수 있다[6],[16].

2-4 본 연구의 차별성

기존의 생성형 AI 기반 교육 연구는 주로 자연어 처리 기능을 활용한 학습 지원 도구의 효과(예: 텍스트 요약, 질의응답, 글쓰기 보조), 교육용 챗봇의 대화 품질 및 학습자 반응 분석, 그리고 대학 교양 과목이나 일반 교과목 내 활용 사례에 집중되어 왔다[4],[15]. 그러나 이러한 선행연구는 대부분 일반 학습자나 고등교육 수준을 대상으로 하며, 실험 기간이 짧거나 기술 개념에 대한 이론적 논의에 그친 경우가 많다. 특히 실무 역량 함양을 핵심으로 하는 직업훈련 과정, 그중에서도

소프트웨어 개발자 양성과 같은 기술 기반 직무 교육 영역에서는 생성형 AI를 교수전략에 반영하고 그 효과를 실증적으로 검증한 연구가 거의 이루어지지 않았다. 이는 직업교육 분야에서 AI 기술을 체계적으로 통합하고, 그 실효성을 평가할 수 있는 이론적·실천적 공백이 여전히 존재함을 보여준다.

이에 본 연구는 생성형 AI 기반 교수법을 직업훈련의 특성과 요구에 맞게 구조화하고, 전통 교수법과의 비교를 통해 인지적 유의미성, 학습 몰입도, 학업 성취도에 미치는 영향을 실증적으로 분석한다. 이를 통해 본 연구는 생성형 AI의 교육적 가능성을 직업훈련 맥락에서 실증적으로 검증하고, 현장 적용성을 높일 수 있는 맞춤형 교수설계 전략을 제시한다. 궁극적으로 본 연구는 직업교육의 디지털 전환을 촉진할 수 있는 학문적·실천적 근거를 제공한다는 점에서 차별성을 지닌다.

III. 연구모형 및 연구가설

3-1 연구모형

본 연구는 전통적 교수법과 생성형 AI 기반 교수법이 학습자의 인지 능력, 학습 몰입도, 학업 성취도에 미치는 영향을 비교·분석하고자 한다. 이를 위해 교수법 유형을 독립변수로 설정하고, 학습자의 인지 능력, 학습 몰입도, 학업 성취도를 종속변수로 설정하였다. 두 교수법 집단 간 차이를 분석함으로써 생성형 AI 기반 교수법의 교육적 효과를 실증적으로 검증하고자 하며, 이에 따른 연구모형은 그림 1과 같다.

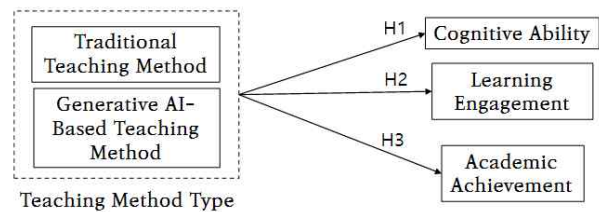


그림 1. 연구모형
Fig. 1. Research model

3-2 연구가설

본 연구는 교수법 유형(전통 교수법과 생성형 AI 기반 교수법)에 따라 학습자의 인지 능력, 학습 몰입도, 학업 성취도에서 차이가 발생할 것이라는 전제에 근거하여 다음과 같은 연구 가설을 설정하였다.

H1: 생성형 AI 기반 교수법을 적용한 학습자의 인지 능력은 전통 교수법 적용 학습자보다 더 높을 것이다.

H2: 생성형 AI 기반 교수법을 적용한 학습자의 학습 몰입도는 전통 교수법 적용 학습자보다 더 높을 것이다.

H3: 생성형 AI 기반 교수법을 적용한 학습자의 학업 성취도는 전통 교수법 적용 학습자보다 더 높을 것이다.

IV. 실증분석

4-1 연구설계

본 연구는 소프트웨어 개발 직업훈련 과정에서 전통 교수법과 생성형 AI 기반 교수법이 학습자의 인지 능력, 학습 몰입도, 학업 성취도에 미치는 영향을 비교·분석하기 위해 사후 검사만 실시하는 무작위 통제집단 설계를 적용한 소규모 혼합 방법 연구이다. 연구 설계에서 독립변수는 교수법 유형(전통 교수법, 생성형 AI 기반 교수법)이며, 종속변수는 인지 능력, 학습 몰입도, 학업 성취도로 설정하였다.

연구 참여자는 수도권 소재 직업훈련기관의 소프트웨어 개발자 양성과정에 등록된 성인 학습자 40명으로, 사전에 준비된 난수표를 활용한 무선할당 절차를 통해 실험집단(20명)과 통제집단(20명)으로 배정하였다. 두 집단은 교수법 유형을 제외한 교육 환경을 동일하게 통제하였으며, 동일한 교수자, 교육장, 교육시간, 교육기간, 학습자료를 제공하였다. 실험집단에는 ChatGPT, Gemini, Claude 등 생성형 AI 도구를 활용하여 개별 피드백, 실시간 코드 생성 및 수정, 자기주도적 학습이 포함된 수업을 제공하였고, 통제집단에는 강의 중심, 교재 기반의 설명식 수업과 정형화된 실습을 제공하였다.

수업 종료 후 세 종속변수는 동일한 평가 도구를 사용하여 측정되었다. 양적 분석은 총 40명을 대상으로 실시되었으며, 기술통계, 정규성 검정(Shapiro-Wilk), 등분산성 검정(Levene), 독립표본 t-검정을 수행하고, 각 비교에 대해 효과크기(Cohen's d)와 95% 신뢰구간을 제시하였다.

또한, 양적 결과의 해석을 심화하고 학습자의 경험을 질적으로 탐색하기 위해 각 집단에서 무선 표집으로 5명씩 총 10명을 선정하여 반구조화된 인터뷰를 실시하였다. 인터뷰 문항은 인지, 몰입, 성취에 영향을 미친 요인과 수업 경험을 중심으로 구성하였으며, 수집된 자료는 Braun과 Clarke(2006)의 주제 분석 절차에 따라 코딩, 범주화, 주제 도출 과정을 거쳐 분석하였다.

4-2 연구대상

본 연구의 대상자는 수도권 소재 직업훈련기관에서 운영하는 소프트웨어 개발자 양성과정에 등록된 성인 학습자 40명이다. 이들은 동일한 교육과정과 동일한 교수자의 지도로 수업에 참여하였으며, 무작위 할당 절차를 통해 실험집단(20명, 생성형 AI 기반 교수법 적용)과 통제집단(20명, 전통 교수법 적용)으로 배정되었다. 집단 간 사전 동질성 확보를 위해 연구 시작 전 설문을 실시하여 주요 배경 변인을 검증한 결과, 모든 항목에서 p값이 .05 이상으로 나타나 두 집단 간 통계적으로 유의한 차이가 없는 것으로 확인되었다. 이를 통해 교수법 유형 외 요인의 영향을 최소화한 비교 가능한 집단 구성이 확보되었다. 참여자의 인구통계학적 특성은 표 2와 같다. 성별은 여성 24명(60%), 남성 16명(40%)이며, 전공자는 7명(17.5%), 비전공자는 33명(82.5%)이다. 연령은 30세 미만

이 23명(57.5%), 30세 이상이 17명(42.5%)이었다.

모든 참여자는 연구 목적·절차·자료 활용 범위·익명성 보장·자발적 참여 및 철회권을 사전에 고지받고 서면 동의 후 참여하였다. 수집 자료는 비식별화하여 암호화된 저장소에 보관·분석하였다. 본 연구는 성인 학습자를 대상으로 한 교육 활동 평가로서 최소 위험 수준의 비식별 설문·인터뷰 자료만을 활용하였고 민감정보를 수집하지 않았다. 이에 기관 지침에 비추어 정식 IRB 심의가 필수적인 범주에는 해당하지 않는 것으로 판단하였으며, 연구 전 과정에서 관련 연구윤리를 준수하였다.

표 2. 참여자의 인구통계학 특성

Table 2. Demographic characteristics of participants

Category	Item	Frequency (n)	Percentage (%)
Gender	Male	16	40%
	Female	24	60%
Major status	Major	7	17.5%
	Non-major	33	82.5%
Age range	under 30 years old	23	57.5%
	30 years old or older	17	42.5%

4-3 측정도구

본 연구는 교수법 유형(전통 교수법 vs. 생성형 AI 기반 교수법)이 학습자의 인지 능력, 학습 몰입도, 학업 성취도에 미치는 영향을 파악하기 위해 양적 설문과 정성 인터뷰를 병행하였다. 양적 설문지는 총 15문항(각 구성개념 5문항)으로 구성하였고, 5점 Likert 척도(1=전혀 그렇지 않다, 5=매우 그렇다)로 응답하도록 설계하였다. 인지 능력 문항은 Novak[19], Ausubel[20]에 근거하여 개념의 연결·구조화, 실무 적용, 자기점검 요소를 측정하도록 구성하였고, 학습 몰입도 문항은 Fredricks 등[21], Schraw & Lehman[22], Csikszentmihalyi[23]를 반영하였다. 학업 성취도 문항은 Bloom[1], Zimmerman[24]에 근거하여 역량 향상 체감, 실무 적용 가능성, 성취 인식, 자신감 변화를 평가하였다. 내용 타당도는 교육공학·직업훈련 전문가 3인의 검토로 확보하였다. 신뢰도(내적 합치도, Cronbach's α)는 인지 능력 $\alpha=.89$, 학습 몰입도 $\alpha=.92$, 학업 성취도 $\alpha=.93$ 으로 양호하였다.

수렴·판별타당도 검증에서는 표본 규모를 고려해 단일요인 적제 기반 절차로 개념신뢰도(CR)와 평균분산추출(AVE)을 산출하였고, Fornell-Larcker 기준(각 구성개념의 \sqrt{AVE} > 상호상관)과 HTMT(heterotrait-monotrait) 지수를 사용해 판별타당도를 부트스트랩 5,000회로 점검하였다(임계 .85-.90, 95% CI가 1.00을 포함하지 않을 것). 판별타당도 저해 가능성이 확인될 경우, 내용 중복 문항 제거(축약모형) 및 고차 요인 보조모형으로 강건성을 추가 검토하였다.

정성 자료는 반구조화 인터뷰로 수집하였으며, 각 집단에서 무작위 표집으로 5명씩(총 10명)을 선정하였다. 자료 분석

은 Braun & Clarke[25]의 주제분석 절차(코딩-범주화-주제 도출)를 따랐고, 두 명의 코더가 독립 코딩 후 합의 과정을 통해 신뢰도를 확보하였다.

재현가능성 확보를 위해 수업 내 AI 도구 사용 프로토콜(도구/버전, 사용 단계, 프롬프트·파라미터, 기록·제한 원칙)의 개요를 기술하고, 상세 템플릿과 사용 제한 원칙(정답 제출 금지, 개인정보 입력 금지, 생성 코드 근거 기록)은 부록에 제시하였다.

V. 연구결과

5-1 기술통계 및 정규성 검정

본 연구에서는 생성형 AI 기반 교수법 집단과 전통 교수법 집단 간 학습자의 인지 능력, 학습 몰입도, 학업 성취도에 차이가 있는지를 비교하기에 앞서, 각 변인에 대한 기술통계와 정규성 검정을 실시하였다.

기술통계 결과(표 3), 생성형 AI 기반 교수법 집단의 평균은 인지 능력(M = 4.28, SD = 0.50), 학습 몰입도(M = 4.31, SD = 0.64), 학업 성취도(M = 4.25, SD = 0.60)로 나타났다. 반면 전통 교수법 집단은 인지 능력(M = 3.82, SD = 0.53), 학습 몰입도(M = 3.74, SD = 0.49), 학업 성취도(M = 3.93, SD = 0.77)로 나타나, 인지 능력과 학습 몰입도의

표 3. 교수법 유형에 따른 기술통계

Table 3. Descriptive statistics by instructional type

Instructional Type	Cognitive Ability (M±SD)	Learning Engagement (M±SD)	Academic Achievement (M±SD)
Generative AI-Based Instruction	4.28 ± 0.50	4.31 ± 0.64	4.25 ± 0.60
Traditional Instruction	3.82 ± 0.53	3.74 ± 0.49	3.93 ± 0.77

표 4. 교수법 유형에 따른 Shapiro-Wilk 정규성 검정 결과

Table 4. Shapiro-Wilk normality test results by instructional type

Instructional Type	Variable	W Statistic	p-value	Normality Satisfied (p > .05)
Generative AI-Based Instruction	Cognitive Ability	0.96	0.58	Satisfied
	Learning Engagement	0.97	0.70	Satisfied
	Academic Achievement	0.96	0.64	Satisfied
Traditional Instruction	Cognitive Ability	0.93	0.19	Satisfied
	Learning Engagement	0.97	0.80	Satisfied
	Academic Achievement	0.97	0.72	Satisfied

경우 생성형 AI 기반 교수법 집단이 더 높은 평균을 보였다. 그러나 학업 성취도의 경우 두 집단 간 평균 차이가 상대적으로 크지 않았다.

정규성 검정을 위해 Shapiro-Wilk 검정을 실시한 결과(표 4), 모든 변인의 p 값이 .05보다 커 정규성 가정을 충족하였다. 이에 따라 후속 비교 분석에서는 독립표본 t-검정을 사용하여 집단 간 평균 차이의 통계적 유의미성을 검토하였다.

5-2 신뢰도 분석

본 연구에서는 인지 능력, 학습 몰입도, 학업 성취도 측정을 위한 설문지의 내적 일관성을 검토하기 위하여 Cronbach's α 계수를 산출하였다. 분석 결과, 인지 능력 .89, 학습 몰입도 .92, 학업 성취도 .93으로 나타나 전반적으로 높은 수준의 신뢰도를 확보하였다. 이는 각 척도가 해당 변인을 안정적으로 측정하고 있음을 의미하며, 본 연구에 사용된 설문지는 신뢰성이 높은 측정 도구로 판단할 수 있다(표 5 참고).

표 5. 측정도구의 신뢰도 분석 결과

Table 5. Reliability analysis results

Variable	Number of Items	Cronbach's α
Cognitive Ability	5	.89
Learning Engagement	5	.92
Academic Achievement	5	.93

5-3 타당도 분석

수렴·판별타당도는 4-3의 절차에 따라 산출하였다. 내적 합치도는 양호하였고(인지 능력 $\alpha=.89$, 학습 몰입도 $\alpha=.92$, 학업 성취도 $\alpha=.93$), 수렴타당도 지표는 CR=.977-.989, AVE=.897-.949로 권장 기준을 충족하였다. 판별타당도는 HTMT 지수로 확인한 결과, 인지-몰입 .988(부트스트랩 95% CI .977-.999), 인지-성취 .993(95% CI .980-1.006), 몰입-성취 .932(95% CI .881-.971)로 나타났으며, 일부 쌍에서 임계(.85-.90)를 초과하였다. 이에 대한 보조분석(축약 모형, 고차 요인 모형)에서도 핵심 해석은 유지되었다.

표 6. 신뢰도 및 수렴/판별타당도 요약(α , CR, AVE, HTMT)

Table 6. Reliability and convergent/discriminant validity summary (α , CR, AVE, HTMT)

Construct	α	CR	AVE
Cognitive Ability	.89	.98	.90
Learning Engagement	.92	.99	.95
Academic Achievement	.93	.99	.93

Note. HTMT (bootstrap 95% CI): Cognitive-Engagement = .988 (.977-.999), Cognitive-Achievement = .993 (.980-1.006), Engagement-Achievement = .932 (.881-.971).

5-4 상관분석

본 연구는 표본 수(n=40)의 한계로 확인적 요인분석(CFA)을 통한 요인타당도 검증을 수행하기 어려웠다. 대신

기초적인 타당도 검토를 위하여 변인 간 상관분석을 실시하였다. 그 결과, 인지 능력, 학습 몰입, 학업 성취 간 상관은 $r = .72 \sim .92$ 범위에서 모두 유의하게 높게 나타났다(표 7 참조). 이는 변인들이 이론적으로 밀접하게 연관되어 있음을 보여주는 동시에, 일부 상관이 .90 이상으로 나타나 판별타당도의 확보에는 제한이 있음을 시사한다. 따라서 본 연구의 측정 도구는 일정 수준의 구성타당도를 갖지만, 후속 연구에서는 더 큰 표본을 대상으로 CFA와 측정동일성 검증을 통해 보완할 필요가 있다.

표 7. 변인 간 상관분석 결과(N=40)

Table 7. Correlations among study variables (N=40)

Variable	1	2	3
Cognitive Ability	1	.84**	.92**
Learning Engagement	.84**	1	.72**
Academic Achievement	.92**	.72**	1

Note. $p < .01$.

5-5 집단 간 평균 차이 분석(Independent Samples t-Test)

본 연구에서는 생성형 AI 기반 교수법 집단과 전통 교수법 집단 간 학습자의 인지 능력, 학습 몰입도, 학업 성취도의 차이를 분석하기 위해 독립표본 t-검정을 실시하였다. 분석 결과, 인지 능력은 AI 집단이 전통 집단보다 유의하게 높았다($t(38)=2.82, p=.008, d=.89$, 평균차 95% CI [.13, .79]). 학습 몰입도 또한 유의한 차이가 나타났다($t(38)=3.16, p=.003, d=1.00$, 평균차 95% CI [.21, .94]). 반면 학업 성취도는 두 집단 간 차이가 통계적으로 유의하지 않았다($t(38)=1.47, p=.15, d=.46$, 평균차 95% CI [-.14, .78])(표 8 참조). 본 표본($n=40$)의 민감도(최소 검출 효과크기)는 $d \approx .90$ 으로, 중간 이하의 효과가 존재하더라도 유의화가 어려울 수 있다. 이에 따라 결과 해석은 효과크기와 95% 신뢰구간 중심으로 보수적으로 수행하며, 후속 연구에서는 표본을 $N \geq 100$ 이상으로 확대하고 장기 추적 설계를 통해 단기 성취의 지연·누적 효과를 정밀하게 검증할 필요가 있다.

표 8. 교수법 유형에 따른 독립표본 t-검정 결과(N = 40, df = 38)

Table 8. Results of independent samples t-test by instructional type (N = 40, df = 38)

Variable	t-statistic	p-value	Cohen's d	95% CI
Cognitive Ability	2.82	.008	0.89	[0.13, 0.79]
Learning Engagement	3.16	.003	1.00	[0.21, 0.94]
Academic Achievement	1.47	.15	0.46	[-0.14, 0.78]

Note. Levene's test indicated equal variances (all $p > .05$).

5-6 정성적 분석(인터뷰 결과)

본 연구에서는 설문을 통해 확인된 양적 결과를 보완하고, 생성형 AI 기반 교수법이 학습자의 실제 학습 경험에 어떠한 영향을 미쳤는지를 탐색하기 위해 반구조화된 인터뷰를 실시하였다. 실험군(참가자 A, B, D, E, I)과 대조군(참가자 C, F, G, H, J) 학습자 각 5명을 대상으로 면담을 진행하였으며, 응답 내용을 Braun과 Clarke[25]의 주제 분석 절차에 따라 코딩·범주화하였다. 분석 결과는 인지 능력, 학습 몰입도, 학업 성취도, 교수법 인식의 네 가지 주제로 정리되었다.

1) 인지 능력

생성형 AI 기반 교수법을 경험한 학습자들은 개념 이해와 지식 구조화에서 긍정적인 효과를 보고하였다.

“GPT가 쉽게 설명해 주어 기존 수업보다 이해가 잘 되었다”(참가자 A), “복잡한 개념도 AI 설명 덕분에 훨씬 수월했다”(참가자 D), “고급 개념을 AI와 함께 학습하며 응용할 수 있었다”(참가자 E)와 같은 진술이 대표적이다. 반면, 전통 교수법을 경험한 대조군 학습자들은 개념 이해의 어려움을 강조하였다. “이론이 많아 혼자 공부하기 힘들었다”(참가자 C), “어려운 개념을 쉽게 배우지 못해 혼란스러웠다”(참가자 H), “복잡한 개념 이해에 시간이 오래 걸렸다”(참가자 J)라는 진술이 확인되었다. 이러한 결과는 생성형 AI가 학습자의 인지 부하를 줄이고 개념 이해를 촉진하는 반면, 전통 교수법은 복잡한 개념 학습에서 한계를 드러냈음을 보여준다.

2) 학습 몰입도

AI 기반 교수법 학습자들은 즉각적 피드백과 자기주도적 실습 환경이 몰입을 촉진했다고 보고하였다. “즉각 피드백이 있어 포기하지 않고 끝까지 도전할 수 있었다”(참가자 A), “실시간 피드백 덕분에 집중력이 유지되었다”(참가자 D), “AI 덕분에 더 창의적이고 도전적인 프로젝트에 몰입할 수 있었다”(참가자 E), “실습 중심 수업으로 지루하지 않고 몰입이 잘 되었다”(참가자 I)라는 응답이 나타났다. 반면, 전통 교수법 학습자들은 몰입 유지의 어려움을 지적하였다. “이론 중심이라 집중하기 힘들었고 흥미가 떨어졌다”(참가자 F), “반복되는 강의에 흥미를 잃었다”(참가자 G), “수업이 지루해서 집중이 어려웠다”(참가자 H)라는 진술이 확인되었다. 이러한 결과는 AI 기반 교수법이 학습자의 지속적 참여와 몰입을 유도하는 데 효과적임을 보여주며, 몰입 이론 Csikszentmihalyi[23]의 실증적 근거를 강화한다.

3) 학업 성취도

실험군 학습자들은 실습 결과물의 질과 성취감에서 높은 만족을 보였다. “코드 완성도와 디자인 측면까지 발전할 수 있었다”(참가자 A), “프로젝트 완성도가 눈에 띄게 좋아졌고 실무 적용도 가능했다”(참가자 D), “스타트업 개발에 바로 적

용 가능한 수준으로 성과가 향상됐다”(참가자 E), “코드 품질과 효율성이 크게 향상됐다”(참가자 I)라는 응답이 확인되었다. 반면 대조군 학습자들은 “프로젝트 완성도가 낮아 성취감을 느끼기 어려웠다”(참가자 C), “실습 결과에 큰 향상이 없었다”(참가자 F), “결과물이 만족스럽지 않았다”(참가자 G), “코딩 오류가 많아 활용이 어려웠다”(참가자 H), “과제 완성도가 낮고 오류가 많았다”(참가자 J) 등 낮은 성취감을 보고했다. 이러한 질적 결과는 생성형 AI 기반 교수법이 학습자의 주관적 성취감과 산출물 완성도를 높이는 데 긍정적으로 작용했음을 시사한다. 다만 설문으로 측정된 학업 성취 점수에서는 집단 간 통계적으로 유의한 차이가 확인되지 않았다 ($t(38)=1.47, p=.15, d=0.46, 95\% \text{ CI} [-0.14, 0.78]$). 본 연구의 표본($n=40$)은 통계적 검정력에 제약이 있으며, 간이 민감도 분석($\alpha=.05$, 양측) 결과 최소 검출 가능한 효과크기는 약 Cohen의 $d=0.90$ 으로 추정된다. 이는 실제로 중간 정도의 효과가 존재하더라도 유의수준을 통과하지 못했을 가능성을 시사하므로, 본 결과는 효과크기와 95% 신뢰구간 중심으로 보수적으로 해석한다.

후속 연구에서는 다기수 누적 수집을 통한 표본 확대($N \geq 100$)와 장기 추적 설계(사전-사후 반복측정 등)로 누적·지연 효과를 검증할 필요가 있다. 아울러 단순 집단 비교를 넘어, 교수자 관점의 AI 활용 설계(루브릭 정렬 AI 즉각 피드백의 단계적 감축, 버그 주입 기반 디버깅 의도적 연습, TDD와 AI 테스트 생성 결합)를 통해 코드 품질·테스트 커버리지·기능 완성도 등 객관 지표로 환류되는 성취 향상 전략을 제안한다.

표 9. 인터뷰 분석 결과 요약

Table 9. Summary of interview analysis results

Variable	Experimental Group (AI-Based)	Control Group (Traditional)
Cognitive Ability	Facilitated concept understanding and knowledge structuring (Participants A, D, E)	Experienced difficulties in concept comprehension, increased learning burden (Participants C, F, G, H, J)
Learning Engagement	Immediate feedback and self-directed practice enhanced engagement (Participants A, D, E, I)	Theory-heavy classes reduced concentration and interest (Participants F, G, H)
Academic Achievement	Improved project completion, practical applicability, and sense of achievement (Participants A, D, E, I)	Lower project completion, frequent errors, and lack of achievement (Participants C, F, G, H, J)
Perception of Teaching Method	Recognized AI-based teaching as essential, with intention for continued utilization (Participants A, D, E, I)	Acknowledged necessity of AI, but noted lack of experience and requested expanded opportunities (Participants C, F, G, H, J)

4) 교수법 인식 및 향후 개선 요구

생성형 AI 기반 교수법에 대해 실험군 학습자들은 대체로 긍정적으로 평가하였다. “AI 기반 교수법이 꼭 필요하다”(참가자 A), “업무에 바로 도움이 되어 계속 활용하고 싶다”(참가자 D, I), “AI 활용 교수법은 제 역량을 극대화하는 데 필수적이다”(참가자 E)라는 응답이 확인되었다. 다만 일부는 “AI 난이도 조절이 필요하다”(참가자 D), “AI 정확성과 신뢰성이 개선되길 바란다”(참가자 E)와 같은 개선 요구를 제시하였다. 반면, 전통 교수법 집단은 AI 활용 필요성에 공감하면서도 경험 부족으로 인한 한계를 지적하였다. “AI가 포함된 수업이라면 더 효과적일 것 같다”(참가자 C, H), “AI 도구가 도입된 수업을 경험해 보고 싶다”(참가자 F), “AI 활용 기회가 더 많아졌으면 좋겠다”(참가자 G, J)라는 응답이 나타났다. 이는 학습자들이 AI 기반 교수법을 긍정적으로 평가하였으나, 기술적 개선과 교수 설계적 지원이 병행되어야 함을 시사한다.

VI. 결론 및 논의

본 연구는 소프트웨어 개발자 직업훈련 교육 현장에서 생성형 인공지능 기반 교수법이 학습자의 인지 능력, 학습 몰입도, 학업 성취도에 미치는 영향을 전통 교수법과 비교하여 실증적으로 분석하였다. 연구 결과, 인지 능력과 학습 몰입에서는 생성형 AI 기반 교수법 집단이 전통 교수법 집단보다 통계적으로 유의하게 높은 효과를 보였으나, 학업 성취도에서는 유의한 차이가 나타나지 않았다.

첫째, 인지 능력 측면에서 생성형 AI 기반 교수법 집단의 평균은 4.28로, 전통 교수법 집단의 평균 3.82보다 유의하게 높았다. 이는 학습자가 새로운 개념을 기존 지식과 통합하고 개념 간의 관계를 구조화하며, 개념을 실무에 적용하는 데 있어 생성형 AI가 실질적 도움을 줄 수 있음을 보여준다. 이러한 결과는 Novak[19]의 개념도 이론, Ausubel[20]의 의미 학습 이론, Zhai[15]의 생성형 AI의 지식 구조화 기능, Lee와 Ryu[16]의 개념 이해 촉진 분석 결과와 일치한다.

둘째, 학습 몰입도는 생성형 AI 기반 교수법 집단에서 평균 4.31로, 전통 교수법 집단의 평균 3.74보다 유의하게 높았다. 이는 Holmes 등[4]이 제시한 생성형 AI의 실시간 피드백과 수준별 안내 기능이 학습 몰입을 유도한다는 논의와 부합하며, Fredricks 등[21]의 참여 이론, Schraw와 Lehman[22]의 상황적 흥미 이론, Csikszentmihalyi[23]의 몰입 이론과도 맥락을 같이한다. 또한 Cho[14]는 생성형 AI가 도입된 수업에서 학습자의 몰입 경험과 수업 지속성이 증가했다고 보고한 바 있으며, 본 연구 결과는 이를 실증적으로 뒷받침한다.

셋째, 학업 성취도의 경우 생성형 AI 기반 교수법 집단(평균 4.25)과 전통 교수법 집단(평균 3.93)의 차이는 통계적으로 유의하지 않았다. 이는 Bloom[1]의 교육목표 분류 체계

나 Zimmerman[24]의 자기조절학습 이론과 관련된 기존 연구가 시사하는 바와 달리, 단기적 성취에서는 즉각적 효과가 제한적일 수 있음을 의미한다. 생성형 AI가 제공하는 반복 피드백과 맞춤 지원은 이해·몰입을 증진시키는 데 효과적이었으나, 객관적 성취 수준의 향상에는 보다 장기적·누적적 학습 과정이 필요함을 시사한다. 측정은 자기보고식 5점 Likert 척도에 한정되었다는 한계가 있다. 향후 연구는 루브릭 점수·실기 평가·코드 품질·테스트 커버리지 등 객관 지표를 병행하고, 다방법 측정과 평가 정렬을 통해 이해·몰입의 수행 전이를 검증할 필요가 있다. 요약하면, 본 연구는 근접 성과(이해·몰입)가 먼저 개선되고 원거리 성과(학업 성취)로의 지연 전이가 뒤따를 수 있음을 시사한다. 단기 비유의는 효과 부재라기보다 전이의 시간차와 자기보고 척도의 민감도 한계로 볼 여지가 있다. 후속 연구는 장기·중단 설계와 객관 지표 병행으로 이 전이 경로를 정밀 검증할 필요가 있다.

넷째, 본 연구는 직업훈련이라는 특수한 교육 맥락에서 생성형 AI 기반 교수법의 실효성을 실증적으로 분석하였다는 점에서 기존 연구와 차별성을 가진다. Holmes 등[4]과 OECD[6]가 생성형 AI를 미래 교육 전략으로 제시하는 데 그쳤다면, 본 연구는 이를 실제 직업훈련 현장에 적용하여 구체적 성과를 측정·분석함으로써 실천적 타당성을 확보하였다. 특히 전통 교수법의 일률적이고 정적인 수업 구조로는 다양한 배경을 가진 성인 학습자(비전공자, 경력단절자 등)를 효과적으로 교육하기 어렵다는 한계를 극복할 수 있는 대안으로서 생성형 AI 기반 교수법의 가능성을 제시하였다.

또한 본 연구는 생성형 AI 기반 교수법이 단순한 기술 도입을 넘어 교수자의 역할 전환과 학습 환경 재구성을 요구한다는 점에서 의의가 있다. Zhai[26]는 생성형 AI가 교사를 '지식의 공동 창조자'로 변화시키고 있다고 분석하였으며, 본 연구 결과 역시 AI가 교수자의 반복적 업무를 경감하는 동시에 학습자의 자율성과 몰입을 촉진하여 교수 설계와 수업 운영 전반에 긍정적 영향을 미친다는 점을 보여준다.

종합적으로, 본 연구는 생성형 AI 기반 교수법이 전통 교수법에 비해 직업훈련 교육 현장에서 학습자의 인지적 이해와 수업 참여를 효과적으로 증진시킬 수 있음을 입증하였다. 그러나 학업 성취에 대한 단기적 효과는 제한적으로 나타났으며, 이는 성취 향상이 몰입과 이해의 누적적 결과로 점진적으로 나타날 수 있음을 시사한다. 따라서 후속 연구에서는 장기 추적 연구와 다양한 성취 지표를 활용하여 생성형 AI 기반 교수법의 교육적 효과를 보다 정밀하게 검증할 필요가 있다. 또한 다기수 누적 수집을 통해 표본을 확대(N≥100)하고 사전-사후 반복측정 등 장기 추적 설계를 적용할 계획이다.

Ⅶ. 제 언

본 연구 결과는 생성형 AI 기반 교수법이 직업훈련 교육 현

장에서 학습자의 인지 능력과 학습 몰입을 향상시키는 데 효과적임을 실증적으로 보여주었으며, 학업 성취의 단기적 효과는 뚜렷하지 않았다는 점을 확인하였다. 이를 바탕으로 다음과 같은 교육적·실천적 시사점과 후속 연구 방향을 제안한다.

첫째, 교수자는 생성형 AI를 단순한 보조 도구가 아니라 수업을 보완하는 학습 지원자로 인식할 필요가 있다. AI가 제공하는 실시간 피드백, 코드 리뷰, 개념 설명은 교수자의 반복적 부담을 줄이는 동시에 학습자에게 맞춤형 지원을 제공할 수 있다. 다만 본 연구가 한정된 표본(40명)을 대상으로 했다는 점을 감안할 때, 다양한 집단과 맥락에서 교수자 역할 변화가 어떻게 나타나는지를 검증하는 후속 연구가 필요하다.

둘째, 직업훈련 교육과정 설계 단계에서부터 AI 활용을 고려한 수업 시나리오와 콘텐츠 구성이 요구된다. 문제 해결 중심 과제, 프로젝트 기반 학습, 창의적 산출물 제작에서 AI의 개입은 학습 효과를 강화할 수 있다. 그러나 본 연구는 단기 과정에 국한되었으므로, 장기적 훈련 과정에서 AI 개입의 효과가 지속되는지에 대한 검증이 필요하다.

셋째, 학습자에게는 생성형 AI 활용 역량과 함께 디지털 리터러시 교육이 병행되어야 한다. 단순한 기능 습득을 넘어 정보 탐색, 자기주도 학습, 비판적 수용 역량을 강화하는 것이 중요하다. 본 연구에서는 학습자의 배경 변인(연령, 전공 여부 등)에 따른 차이를 심층적으로 분석하지 못했으므로, 후속 연구에서는 이러한 변인이 AI 활용 역량과 학습 성과에 어떤 영향을 미치는지 탐색할 필요가 있다.

넷째, 직업훈련 맥락에서 생성형 AI 활용의 효과성을 다양한 조건에서 지속적으로 검증할 필요가 있다. 산업 분야(예: 데이터 분석, 인공지능, 사이버보안 등), 직무 유형, 교육 기간, AI 도구의 특성에 따라 교수 효과가 달라질 수 있으며, 이를 비교·분석하는 다각도의 연구가 요구된다.

다섯째, 윤리적 활용과 과도한 의존 방지를 위한 정책적·교육적 기준이 마련되어야 한다. 생성형 AI의 무비판적 사용은 표절, 편향된 정보 수용, 사고력 약화와 같은 부작용을 초래할 수 있다. 본 연구에서는 윤리적 차원을 직접 다루지 못하였으므로, 향후 연구에서는 학습자의 윤리적 인식과 AI 의존 수준이 학습 성과에 미치는 영향을 심층적으로 검토할 필요가 있다.

종합적으로, 생성형 AI 기반 교수법은 직업교육 패러다임을 변화시키는 중요한 전략으로 자리매김할 수 있다. 그러나 효과적이고 지속 가능한 활용을 위해서는 기술적 측면뿐 아니라 교육 목표, 학습자 특성, 수업 맥락을 고려한 정교한 설계와 운영 전략이 병행되어야 한다.

부 록

표 10. 연구 변수별 구성 개념, 측정 문항 및 문헌 출처
Table 10. Measurement items and references for each construct

Construct	Measurement Items	References
Cognitive Ability	1. I felt that the new concepts learned in this course integrated well with my prior knowledge	[19],[20]
	2. The materials and activities provided in class helped me deepen my understanding.	
	3. I was able to better see the connections among the concepts covered in class.	
	4. I think the course content can be applied to solving practical/problems in real settings.	
	5. I could monitor my understanding of the concepts and recognize my level of mastery.	
Learning Engagement	1. Time passed quickly while doing tasks.	[21]-[23]
	2. I became more actively involved in activities and assignments.	
	3. I was rarely distracted by unrelated thoughts.	
	4. My concentration increased during learning.	
	5. I felt enjoyment while being immersed in the class.	
Academic Achievement	1. I am generally satisfied with the project outcomes.	[11],[24]
	2. The software I implemented is of high completeness/quality	
	3. My development skills improved through this course.	
	4. I expect to apply what I learned to real work/projects.	
	5. I achieved the learning goals I set.	

표 11. AI 도구 사용 프로토콜 템플릿

Table 11. AI tool usage protocol

Field	Example entry
Tool / Model / Version	ChatGPT (GPT-4.x), Claude 3, Gemini 1.5
Usage stage	Design / Code review / Debugging hints / Test generation
Representative prompt	One-two lines stating the core request
Key parameters	temperature = 0.20; max_tokens = 800
Compliance with usage restrictions	<input type="checkbox"/> No uncritical submission of final answers/code <input type="checkbox"/> No personal data input <input type="checkbox"/> Provide rationale when using generated code
Output record	PR/commit ID or one objective metric (e.g., change in test coverage)

Note. No personal data should be recorded; all logs are stored/analyzed in a de-identified, encrypted form.

참고문헌

[1] B. S. Bloom (Ed.), *Taxonomy of Educational Objectives: The Classification of Educational Goals. Handbook I: Cognitive Domain*, New York, NY: Longmans, Green, 1956.

[2] R. M. Gagné, “Presidential Address of Division 15: Learning Hierarchies,” *Educational Psychologist*, Vol. 6, No. 1, pp. 1-9, 1968. <https://doi.org/10.1080/00461526809528968>

[3] M. D. Merrill, “First Principles of Instruction,” *Educational Technology Research and Development*, Vol. 50, pp. 43-59, 2002. <https://doi.org/10.1007/BF02505024>

[4] W. Holmes, M. Bialik, and C. Fadel, *Artificial Intelligence in Education: Promises and Implications for Teaching and Learning*, 2nd ed. Boston, MA: Center for Curriculum Redesign, 2022.

[5] D. R. Garrison and N. D. Vaughan, *Blended Learning in Higher Education: Framework, Principles, and Guidelines*, San Francisco, CA: Jossey-Bass, 2008.

[6] OECD, *AI and the Future of Skills: Capabilities and Assessments*, Paris: OECD Publishing, 2023.

[7] J. Wang and W. Fan, “The Effect of ChatGPT on Students’ Learning Performance, Learning Perception, and Higher-Order Thinking: Insights from a Meta-Analysis,” *Humanities and Social Sciences Communications*, Vol. 12, 621, 2025. <https://doi.org/10.1057/s41599-025-04787-y>

[8] I. McCulloh, P. Rodriguez, S. Kumar, M. Gupta, V. R. Sharma, B. Johnson, and A. N. Johnson, “Generative AI in Computer Science Education: Accelerating Python Learning with ChatGPT,” arXiv:2505.20329, May 2025. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2505.20329>

[9] W. Lyu, Y. Wang, T. R. Chung, Y. Sun, and Y. Zhang, “Evaluating the Effectiveness of LLMs in Introductory Computer Science Education: A Semester-Long Field Study,” in *Proceedings of the 11th ACM Conference on Learning @ Scale (L@S 2024)*, Atlanta: GA, pp. 63-74, July 2024. <https://doi.org/10.1145/3657604.3662036>

[10] P. Bassner, E. Frankford, and S. Krusche, “Iris: An AI-Driven Virtual Tutor for Computer Science Education,” in *Proceedings of the 2024 on Innovation and Technology in Computer Science Education (ITiCSE '24)*, Milan: Italy, pp. 394-400, 2024. <https://doi.org/10.1145/3649217.3653543>

[11] Ministry of Employment and Labor, 2023 Status Report on Vocational Competency Development Training Institutions, Government of the Republic of Korea, Sejong, 2023.

[12] R. Liu, C. Zenke, C. Liu, A. Holmes, P. Thornton, and D. J.

- Malan, "Teaching CS50 with AI: Leveraging Generative Artificial Intelligence in Computer Science Education," in *Proceedings of the 55th ACM Technical Symposium on Computer Science Education V.1 (SIGCSE 2024)* Portland: OR, pp. 750-756, March 2024. <https://doi.org/10.1145/3626252.3630938>
- [13] N. Raihan, M. L. Siddiq, J. C. S. Santos, and M. Zampieri, "Large Language Models in Computer Science Education: A Systematic Literature Review," in *Proceedings of the 56th ACM Technical Symposium on Computer Science Education V.1 (SIGCSE TS 2025)* Pittsburgh: PA, pp. 938-944, February 2025. <https://doi.org/10.1145/3641554.3701863>
- [14] J. O. Cho, Exploring the Educational Application of Generative AI-Based Teaching and Learning Tools: Focusing on Classroom Cases, Master's Thesis, Korea National University of Education, Cheongju, 2024.
- [15] X. Zhai, "ChatGPT User Experience: Implications for Education," *SSRN Electronic Journal*, 2022. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4312418>
- [16] J. Lee and S. Ryu, "Trends in Domestic and International Research on the Use of Generative AI in Science Education: An Analysis of Its Application in Class Design and as a Learning Tool," *Journal of the Korean Association for Science Education*, Vol. 45, No. 1, pp. 19-31, 2025. <https://doi.org/10.14697/jkase.2025.45.1.19>
- [17] N. L. Webb, Depth-of-Knowledge Levels for Four Content Areas, Wisconsin Center for Education Research, University of Wisconsin-Madison, Madison: WI, 2002.
- [18] Y. H. Kim, Exploring Changes in Instructors' Roles in University Classes Based on Generative AI, Master's Thesis, Seoul National University of Education, Seoul, 2024.
- [19] J. D. Novak, *Learning, Creating, and using Knowledge: Concept Maps as Facilitative Tools in Schools and Corporations*, Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, 1998.
- [20] D. P. Ausubel, *Educational Psychology: A Cognitive View*, New York, NY: Holt, Rinehart and Winston, 1968.
- [21] J. A. Fredricks, P. C. Blumenfeld, and A. H. Paris, "School Engagement: Potential of the Concept, State of the Evidence," *Review of Educational Research*, Vol. 74, No. 1, pp. 59-109, 2004. <https://doi.org/10.3102/00346543074001059>
- [22] G. Schraw and S. Lehman, "Situational Interest: A Review of the Literature and Directions for Future Research," *Educational Psychology Review*, Vol. 13, pp. 23-52, 2001. <https://doi.org/10.1023/A:1009004801455>
- [23] M. Csikszentmihalyi, *Flow: The Psychology of Optimal Experience*, New York, NY: Harper Perennial Modern Classics, 1990.
- [24] B. J. Zimmerman, Becoming a Self-Regulated Learner: An Overview, *Theory into Practice*, Vol. 41, No. 2, pp. 64-70, 2002. https://doi.org/10.1207/s15430421tip4102_2
- [25] V. Braun and V. Clarke, "Using Thematic Analysis in Psychology," *Qualitative Research in Psychology*, Vol. 3, No. 2, pp. 77-101, 2006. <https://doi.org/10.1191/1478088706qp063oa>
- [26] X. Zhai, "Transforming Teachers' Roles and Agencies in the Era of Generative AI: Perceptions, Acceptance, Knowledge, and Practices," arXiv:2410.03018, 2024. <https://arxiv.org/abs/2410.03018>

김기태(Ki-Tae Kim)



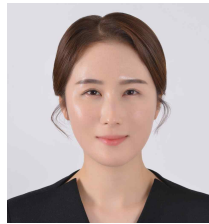
2025년 : 한국기술교육대학교
IT융합과학경영산업대학원
(공학석사 - AI융합교육학과)

2020년~현 재: 소프트웨어 개발, 인공지능 관련 강사

2023년~현 재: 인공지능 풀스택 개발자

※ 관심분야 : 머신러닝(딥러닝) 모델, 생성형 AI

배현영(Hyun-Young Bae)



2024년 : 한국기술교육대학교
IT융합과학경영산업대학원
(공학석사 - AI융합교육학과)

2024년~현 재: 서강대학교 메타버스전문대학원 박사과정

2025년~현 재: 한국기술교육대학교

IT융합과학경영산업대학원 AI융합교육학과
겸임교수

※ 관심분야 : AI, AI융합교육, 메타버스, 디지털트윈 등