



생성형 AI 활용이 컴퓨팅 사고력과 문제해결력에 미치는 영향 분석

Analysis of the Impact of Generative AI Utilization on Computational Thinking and Problem-Solving Ability

장은실[†] · 오경선^{††}
Eun-Sill Jang[†] · Kyung-Sun Oh^{††}

요약

본 연구는 생성형 AI 활용이 대학생의 컴퓨팅 사고력과 문제해결력에 미치는 영향을 실증적으로 분석하였다. J 대학교의 필수 교양 교과목을 수강한 학습자들을 대상으로 생성형 AI를 활용하지 않은 경우, 선택적으로 활용한 경우, 필수적으로 활용한 경우를 비교하여 학습 효과와 수업 만족도의 차이를 분석하였다. 연구 결과, 모든 방식에서 학습 효과가 유의미하게 향상되었으며, 특히 생성형 AI를 선택적으로 활용한 경우, 학습 효과와 수업 만족도가 가장 높았다. 반면, 생성형 AI 필수적 활용은 학습 효과는 증가시켰으나 학습 부담이 커져 수업 만족도 향상에는 한계가 있었다. 또한, 생성형 AI를 활용하지 않은 경우에도 학습 효과가 향상되었지만, 생성형 AI를 활용한 경우보다 그 폭이 작았다. 이러한 결과는 생성형 AI 활용 방식이 학습자의 경험과 학습 내용의 특성에 따라 조정될 필요가 있으며, 일괄적인 적용보다는 다양한 형태로 운영하는 것이 효과적임을 시사한다. 본 연구는 생성형 AI 기반 학습 설계의 실질적 시사점을 제공하며, 향후 생성형 AI 활용 방식 최적화 및 맞춤형 학습 전략 개발의 필요성을 제안한다.

주제어 생성형 AI, 컴퓨팅 사고력, 문제해결력, AI 활용 방식, 학습 효과, 수업 만족도

ABSTRACT

This study empirically analyzes the impact of generative AI utilization on university students' computational thinking and problem-solving skills. The research compares learning outcomes and course satisfaction among students in a mandatory general education course at J University, categorized into three groups: those who did not use AI, those who used AI selectively, and those who used AI mandatorily. The results indicate that learning outcomes improved significantly across all groups, with the highest levels of learning effectiveness and satisfaction observed in the selective AI usage group. In contrast, while mandatory AI usage enhanced learning effectiveness, it also increased the learning burden, limiting improvements in satisfaction. Additionally, students who did not use AI also experienced learning improvements, albeit to a lesser extent than those who utilized AI. These findings suggest that generative AI utilization should be adapted based on students' experiences and the characteristics of the learning content, rather than being applied uniformly. This study provides practical implications for generative AI-based learning design and highlights the need for optimizing generative AI utilization methods and developing tailored learning strategies.

Keywords Generative AI, Computational Thinking, Problem-Solving Skills, AI Usage Methods, Learning Effectiveness, Course Satisfaction

†정회원 중부대학교 학생성장교양학부 조교수
††정회원 건국대학교 상허교양대학 조교수(교신
 저자)
논문투고 2025년 03월 04일
심사완료 2025년 07월 07일
게재확정 2025년 07월 09일
발행일자 2025년 07월 31일

1. 서론

디지털 기술이 사회 전반에 깊숙이 스며들면서, 인공지능(AI), 빅데이터, 사물인터넷(IoT) 등 첨단 기술이 산업 구조를 빠르게 변화시키고 있다[1]. 이러한 환경에서 컴퓨팅 사고력은 현대 사회에서 필수적인 역량으로 자리 잡고 있다. 이는 단순한 프로그래밍 능력을 넘어 논리적 사고, 문제해결, 알고리즘 설계 등의 고차원적 인지 능력을 포함하며, AI 기술과의 융합을 통해 더욱 확장된 개념으로 논의되고 있다. 이에 따라 전 세계 교육 기관에서는 이를 필수 교육 과정으로 채택하고 있으며, 미국, 영국, 핀란드 등에서는 초·중등 교육부터 대학 교양 과목까지 포함하여 컴퓨팅 사고력 교육을 강화하고 있다[2-4].

기존 교육 방식은 주로 지식 전달과 정형화된 문제해결에 초점을 맞추고 있어, 학습자들의 비판적 사고와 창의적 문제해결력을 충분히 개발하는 데 한계를 보인다. 이에 따라 교육 현장에서는 생성형 AI를 활용한 교수법이 등장하고 있으며[5], 생성형 AI 기반 교육이 교사의 교수 역량 강화뿐만 아니라 학습자 중심의 교육 패러다임을 형성하는 데 기여할 가능성이 제시되고 있다[6]. 또한, 생성형 AI를 활용한 맞춤형 학습 지원의 가능성을 탐색하는 연구가 이루어지고 있으며, 이는 학습자의 지속적인 참여를 유도하고, 학업적 자기 효능감과 문제해결력 향상에 긍정적인 영향을 미칠 것으로 기대된다[7-9].

최근 생성형 AI 기술의 급속한 발전은 교육 현장에서 새로운 가능성을 제시하고 있다[10-11]. GPT-4와 같은 고도화된 언어 모델은 코드 생성, 문제해결, 정보탐색 등의 영역에서 인간과 유사한 수준의 성능을 보이며, 학습자들의 자기 주도적 학습을 촉진하는 도구로 활용될 수 있다. 이와 함께, 생성형 AI의 확산에 따라 생성형 AI 활용 능력과 윤리적 문제를 고려한 AI 리터러시 교육의 필요성이 강조되고 있다[12]. AI 리터러시는 단순한 AI 사용법을 넘어, AI가 제공하는 정보를 비판적으로 분석하고 효과적으로 활용하는 역량을 포함한다. 또한, 생성형 AI는 맞춤형 학습 지원을 통해 학습자의 참여도를 높이고 학업 성취에 긍정적인 영향을 미칠 수 있다[13].

프로그래밍 교육에서도 생성형 AI의 활용이 증가하고 있으며, 생성형 AI는 코드 오류를 자동으로 수정하거나 개선 방안을 제안하는 기능을 수행할 수 있다[14]. 생성형 AI를 활용한 프로그래밍 학습 모델이 연구되면서, 학습자들이 문제해결 과정에서 생성형 AI를 도구로 활용하는 방법이 논의되고 있다[15]. 대학 수준의 소프트웨어 교육에서도 생성형 AI의 도입이 증가하고 있으며, 생성형 AI를 활용한 교수법이 학습자들의 학습 성과와 만족도에 미치는 영향을 분석하는 연구가 이루어지고 있다[16]. 한편, 생성형 AI는 특정 교과과에서도 활용 가능성이 연구되고 있으며, 사회과 교육에서도 교수법 변화와 교사의 인식 연구가 이루어지고 있다[17]. 또한, 교수자들의 생성형 AI 활용 경험을 분석한 연구에서는 생성형 AI가 강의 방식과 교육 지원 도구로서 어떻게 활

용될 수 있는지를 탐색하고 있다[18].

J 대학교에서는 2021년부터 ‘컴퓨팅 기반 문제해결’이라는 필수 교양 과목을 운영하여, 학습자들이 컴퓨팅 사고력과 문제해결력을 효과적으로 함양할 수 있도록 지원하고 있다. 이 과목은 프로그래밍 기초 교육과 실습을 포함하며, 학습자들이 직접 문제를 해결하는 경험을 제공하는 데 중점을 둔다. 2023년 1학기에는 플립러닝 기반으로 수업이 진행되었으며, 2학기부터는 기존 플립러닝 학습 과정에 생성형 AI를 선택적으로 활용할 수 있도록 허용하였다. 이후, 2024년 1학기에는 기존 플립러닝 학습 과정에 생성형 AI 활용을 필수화하는 방식으로 확대 적용하면서, 방식을 점진적으로 변화하였다. 이러한 변화는 학습자들이 과제 수행 과정에서 발생하는 문제를 더 창의적으로 해결하고, 학습 효율성을 높이는 것을 목표로 한다.

최근 생성형 AI를 활용한 학습 모델과 학습 효과에 관한 연구가 활발하게 진행되고 있지만, 생성형 AI의 활용 방식(선택적 활용 vs. 필수적 활용)이 학습 성과와 수업 만족도에 미치는 영향을 실증적으로 분석한 연구는 아직 제한적이다. 본 연구는 이러한 차이를 규명하고, 생성형 AI 활용 방식이 학습 경험에 미치는 영향을 분석하고자 한다. 이를 위해 다음과 같은 연구 질문을 설정하였다.

1. 생성형 AI를 활용한 학습이 컴퓨팅 사고력 및 문제해결력 향상에 미치는 영향은 무엇인가?
2. 생성형 AI 활용 방식(선택적 활용 vs. 필수적 활용)에 따라 학습 성과와 수업 만족도에 차이가 있는가?
3. 생성형 AI 활용 방식이 학습자의 참여도 및 학습 경험에 어떠한 영향을 미치는가?

이를 기반으로 본 연구에서는 다음과 같은 가설을 설정하였다.

첫째, 생성형 AI를 활용한 학습은 컴퓨팅 사고력 및 문제해결력 향상에 유의미한 영향을 미칠 것이다.

둘째, 생성형 AI 선택적 활용과 필수적 활용 간 학습 성과 및 만족도의 차이가 존재할 것이며, 특히 생성형 AI 선택적 활용이 수업 만족도에 더 긍정적인 영향을 미칠 것이다.

셋째, 생성형 AI 활용 방식에 따라 학습자 참여도와 학습 경험이 달라질 것이며, 생성형 AI 필수 활용이 반드시 더 높은 학습 효과를 보장하지는 않을 것이다.

본 연구는 생성형 AI 활용 여부뿐만 아니라 활용 방식(선택적 vs. 필수적 활용)에 따른 차이를 정량적으로 분석하여, 학습 효과와 학습 경험에 미치는 영향을 평가하고, 생성형 AI 기반 학습 설계에 대한 보다 실질적인 시사점을 제공하고자 한다. 이를 바탕으로, 향후 교육 현장에서 생성형 AI 활용 방식의 효과를 검토하고, 학습 목표에 맞춰 생성형 AI를 더욱 효과적으로 적용할 수 있는 전략을 제안하는 데 기여할 것이다.

2. 이론적 배경

2.1 컴퓨팅 사고력과 문제해결 교육

컴퓨팅 사고력(Computational Thinking, CT)은 복잡한 문제를 논리적이고 체계적으로 해결하는 사고 과정으로, 지넷 윙(Jeanette Wing, 2006)에 의해 강조된 이후 다양한 학문과 교육 분야에서 필수적인 역량으로 자리 잡았다[2]. 기존의 컴퓨팅 사고력 개념은 문제 분해(Decomposition), 패턴 인식(Pattern Recognition), 추상화(Abstraction), 알고리즘 설계(Algorithm Design)의 네 가지 핵심 요소로 정의되어 왔다[3-4].

최근 연구에서는 생성형 AI와 같은 도구가 학습 환경에 도입되면서, 컴퓨팅 사고력이 단순한 문제해결력을 넘어 생성형 AI와 협업하여 확장되고 있음을 보여준다. 특히, 생성형 AI 해결책을 비판적으로 평가하고 적절히 활용하는 능력이 중요해지고 있으며, 이는 비판적 사고(Critical Thinking) 및 AI 활용 역량(AI Literacy)과 밀접하게 관련된다. 따라서, 컴퓨팅 사고력 교육에서는 단순히 프로그래밍 및 알고리즘을 이해하는 것뿐만 아니라, 생성형 AI가 제공하는 정보를 해석하고 검증하는 능력을 함께 기를 필요가 있다[8, 12, 14-16].

이러한 변화는 교육 현장에서 생성형 AI가 단순한 도구를 넘어 학습 과정 전반에 영향을 미치는 핵심 요소가 되고 있음을 시사한다. 특히, 생성형 AI는 학습자의 사고 과정과 문제해결 접근 방식을 변화시키며, 기존의 교수-학습 방법에도 재고가 필요하다는 논의가 활발하게 이루어지고 있다[12, 16, 18]. 이에 따라 생성형 AI 기반 학습이 기존 교육 패러다임을 어떻게 변화시키는지에 대한 심층적인 연구가 필요하다.

컴퓨팅 사고력은 특히 프로그래밍 및 문제해결 과정에서 핵심적인 역할을 한다. 기존에는 문제 기반 학습(PBL: Problem-Based Learning)과 프로젝트 기반 학습(PjBL: Project-Based Learning)이 컴퓨팅 사고력 향상을 위한 주요 교수법으로 활용되었다. 그러나 최근 연구에서는 생성형 AI가 문제해결의 한 축을 담당하면서, 기존의 문제해결 과정이 변화하고 있음을 시사하고 있다. 예를 들어, 생성형 AI를 활용한 코드 자동 완성 기능은 학습자들이 코딩 오류를 스스로 탐색하는 과정이 생략될 가능성이 있으며, 이는 전통적인 컴퓨팅 사고력 교육 방식과의 접점을 고민해야 함을 의미한다[14-16, 19]. 한편, 생성형 AI는 문제를 세분화하고, 패턴을 인식하며, 다양한 대안 중 최적의 알고리즘을 설계하는 과정을 지원함으로써, 학습자의 컴퓨팅 사고력 향상에 실질적으로 기여할 수 있다. 특히, 생성형 AI의 추천을 비판적으로 분석하고 선택하는 과정은 비판적 사고력과 문제해결력 강화에 긍정적인 영향을 미친다[8-9, 12]. 또한, 맞춤형 피드백 제공을 통해 학습자의 자기 주도적 학습을 촉진하고 학습 지속 의도가 높아지는 효과가 나타났다[7, 9, 16].

2.2 생성형 AI의 역할과 교육적 활용

2.2.1 생성형 AI의 개념과 학습 도구의 역할

생성형 AI(Generative AI)는 새로운 콘텐츠를 생성할 수 있는 인공지능 기술로, GPT-4와 같은 대규모 언어 모델(Large Language Model, LLM)이 대표적인 사례이다[11]. 이러한 AI 모델들은 텍스트 생성, 코드 작성, 데이터 분석 자동화 등의 기능을 수행하며, 학습 도구로서의 가능성을 확대하고 있다[14-16].

특히, 프로그래밍 교육에서 생성형 AI는 코드 추천 및 디버깅 기능을 제공하여, 학습자들의 문제해결 과정을 보조하는 역할을 한다[14]. 그러나 생성형 AI의 자동화 기능이 학습자의 문제해결력을 약화시킬 가능성도 제기되고 있어, 교육적 활용 방식에 대한 신중한 접근이 필요하다[12].

생성형 AI 활용 방식은 학습자의 사고방식과 문제해결 접근 방식에 영향을 미칠 수 있으며, 이에 따라 생성형 AI 기반 교육과 기존 교수법 간 조화를 이루기 위한 논의가 활발히 진행되고 있다[12, 16, 18]. 또한 생성형 AI 기반 교육이 기존 전통적 교수법과 어떻게 조화를 이룰지에 대한 논의도 이어지고 있다. 이에 생성형 AI 활용 방식이 학습자의 학습 태도와 성과에 미치는 영향은 활용 방식(선택적 활용 vs. 필수적 활용)에 따라 달라질 수 있으며, 이에 관한 추가 연구가 필요하다.

2.2.2 생성형 AI 기반 학습의 실제 적용 사례

최근 연구에서는 생성형 AI가 학습자들의 학습 경험과 학습 효과를 어떻게 변화시키는지에 대한 실증적 연구가 증가하고 있다[7-9, 14-16]. 대표적인 활용 사례는 다음 Table 1과 같다.

Table 1. Major Use Cases of Generative AI Learning

| Use Case | Description |
|--------------------------|--|
| Code Writing & Debugging | AI analyzes errors and suggests improvements to enhance programming skills |
| Problem-Solving | AI explores approaches and suggests optimal algorithms |
| Personalized Feedback | AI analyzes coding style and provides tailored feedback for self-directed learning |

이러한 활용 사례들은 생성형 AI가 프로그래밍 교육 현장에서 학습자의 능동적인 문제해결을 유도하고, 학습 과정 전반에 걸쳐 실질적인 지원 도구로 기능할 수 있음을 보여준다. 예를 들어, 학습자들은 코드 작성 중 발생한 오류를 생성형 AI의 피드백을 통해 스스로 인식하고 수정하며, 다양한 알고리즘 접근법을 탐색할 수 있는 기회를 경험하였다. 특히, 생성형 AI의 맞춤형 피드백 기능은 학습자의 현재 이해 수준을 반영하여 실시간으로 안내함으로써, 반복 학습 및 자기 주도적 개선을 가능하게 하였다. 이와 같은 사례들은 생성형 AI가 학습자의 사고 과정에 개입하고, 구체적인 문제해결 장면에서 실질적 도움을 줄 가능성을 제시한다[7-9, 12, 16, 18].

2.2.3 생성형 AI 활용의 장점과 한계

생성형 AI를 활용한 학습 방식이 확산함에 따라, 교육적 효과와 함께 해결해야 할 과제도 대두되고 있다. 기존 연구에 따르면, 생성형 AI 기반 피드백과 문제해결 지원이 학습 속도를 높이는 데 긍정적인 영향을 미치지만, 과도한 의존은 학습자의 비판적 사고력을 저하시킬 우려가 있다[7, 12]. 생성형 AI는 특히 반복적 실습이 중요한 프로그래밍 교육에서 즉각적인 피드백을 통해 학습자의 자기 주도적 학습을 촉진하는 데 효과적이다. 예를 들어, 생성형 AI는 코드 작성 과정에서 오류를 탐지하고 수정 제안을 제공하거나, 기존 코드의 구조를 분석하여 더 최적화된 알고리즘을 제안하는 기능을 수행한다. 이러한 기능은 초보 학습자가 오류를 빠르게 인식하고 수정하며, 다양한 해결 전략을 탐색하는 데 실질적인 지원을 제공한다. 학습자들은 생성형 AI의 맞춤형 피드백을 통해 자신의 오류를 실시간으로 점검하고 개선할 수 있으며, 이는 반복 학습을 유도하고 지속적인 자기 점검 기회를 제공한다. 이러한 특성은 특히 초보 학습자에게 학습 진입 장벽을 낮추는 데 긍정적으로 작용할 수 있다. 다음 Table 2는 이러한 생성형 AI 활용의 장점과 한계를 정리한 것이다.

Table 2. Benefits and Limitations of Generative AI

| Benefits | Limitations |
|--|---|
| Faster Learning & Feedback | Over-reliance on AI may weaken problem-solving skills |
| Potential for Creative Problem-Solving | Blindly accepting AI-generated solutions may hinder critical and creative thinking |
| Personalized Learning | AI responses may not align with structured curricula, leading to fragmented learning outcomes |

생성형 AI 활용의 효과는 학습자의 경험 수준에 따라 다르게 나타난다. 초보 학습자는 코드 자동 완성 및 디버깅 기능을 활용하여 개념 이해와 학습 진입 장벽을 낮추는 데 도움을 받을 수 있다. 반면, 숙련된 학습자는 생성형 AI보다는 스스로 문제를 해결하는 경향이 강하며, 생성형 AI 활용이 창의적 문제해결 과정에 방해가 될 가능성이 있다. 또한, 생성형 AI가 제공하는 해결책이 항상 최적이 아니기 때문에, 학습자가 이를 비판 없이 수용하면 오히려 비효율적인 문제해결 전략을 학습하거나, 오류가 포함된 코드를 신뢰하는 문제가 발생할 수 있다. 특히, 비판적 사고가 요구되는 복잡한 문제해결 과정에서는 생성형 AI 의존성이 학습에 부정적인 영향을 미칠 수 있다[12-13].

생성형 AI 활용 방식은 학습자의 수준과 목표에 맞춰 조정되어야 하며, 단순히 생성형 AI를 일괄적으로 도입하는 것이 아니라, 어떤 학습 영역에서 생성형 AI 활용이 가장 효과적인지 명확히 규명하는 연구가 필요하다. 실제로 기존 연구에 따르면, 초보 학습자는 생성형 AI의 코드 추천 및 디버깅 기능을 적극 활용하는 반면, 숙련된 학습자는 생성형

AI의 피드백보다 스스로 문제해결을 시도하는 경향이 강했다. 이는 생성형 AI 활용 방식이 학습자의 수준에 따라 다르게 작용할 가능성을 시사하며, 효과적인 학습 설계를 위해 이를 고려해야 함을 의미한다[10-12]. 이에, 생성형 AI 활용 방식이 선택적으로 이루어질 경우, 학습자의 자기 주도적 학습이 촉진될 수 있지만, 필수적으로 활용되면 학습자들이 생성형 AI에 의존하여 문제를 해결하는 경향이 강해질 가능성이 있다.

3. 연구 방법

3.1 연구 대상

본 연구는 생성형 AI 활용 방식이 학습 효과 및 수업 만족도에 미치는 영향을 분석하기 위해, J 대학교의 '컴퓨팅 기반 문제해결' 교과목을 수강한 1학년 신입생 총 579명(학기별 193명)을 대상으로 진행되었다. 연구 대상자는 무작위 추출 방식으로 선정되었으며, 연구 결과의 일반화 가능성을 높이기 위해 다양한 학습자 특성을 반영하였다.

Table 3은 연구 대상자의 학기별 성별, 프로그래밍 경험, 프로그래밍 난이도 인식을 조사하여 학습자 특성을 분석한 것이다. 성별 분포는 학기별로 일부 차이가 있으나 전체적으로 균형을 이루었으며, 프로그래밍 경험이 없는 학습자의 비율이 상대적으로 높았으나 학기가 진행될수록 경험이 있는 학습자의 비율이 증가하는 경향을 보였다. 또한, 프로그래밍 난이도에 대한 응답에서는 '보통' 이상(보통, 어려움, 매우 어려움)으로 평가한 학습자가 다수를 차지하였으며, 상당수의 학습자가 프로그래밍을 어렵게 느끼는 것으로 나타났다. 이러한 학습자 특성을 고려할 때, 생성형 AI 활용 방식이 학습 효과와 학습 부담 완화에 미치는 영향을 분석하는 것이 본 연구의 중요한 목표 중 하나이다.

Table 3. Study Participants' Characteristics

| Semester | Gender | | Coding Experience | | Programming Difficulty | | | | |
|----------|--------|--------|-------------------|-----|------------------------|------|--------|------|-----------|
| | Male | Female | No | Yes | Very Easy | Easy | Medium | Hard | Very Hard |
| 2023-1 | 64 | 129 | 141 | 52 | 5 | 24 | 72 | 68 | 24 |
| 2023-2 | 79 | 114 | 117 | 76 | 6 | 25 | 69 | 65 | 28 |
| 2024-1 | 73 | 120 | 97 | 96 | 8 | 23 | 77 | 61 | 24 |

3.2 연구 절차

3.2.1 연구 설계 개요

본 연구는 2023년 1학기부터 2024년 1학기까지 '컴퓨팅 기반 문제해결' 교과목을 수강한 학습자들을 대상으로 생성형 AI 활용 방식에 따른 학습 효과와 수업 만족도의 차이를 분석하는 것을 목적으로 한다. 연구는 학기별 수업 운영 방식의 차이를 중심으로 생성형 AI 활용 방식이 학습 성과 및

수업 만족도에 미치는 영향을 비교 분석할 수 있도록 설계되었으며, 사전·사후 설문조사 및 통계 분석을 활용하여 연구를 진행하였다.

‘컴퓨팅 기반 문제해결’ 교과목은 SW 기초교양과정으로, 2학점으로 운영되며 이론과 실습을 병행하는 수업 구조이다. 모든 학기에 동일한 학습 목표와 평가 기준을 적용하였고, 생성형 AI 활용 여부에 따른 차이는 과제 수행 과정에서 나타나도록 설계하였다.

학기별 수업 방식은 다음과 같이 구분된다. 2023년 1학기는 플립러닝만을 적용하여, 학습자들이 과제 수행 과정에서 생성형 AI 도구를 전혀 사용하지 않고 스스로 문제를 해결하도록 하였다. 2023년 2학기에는 플립러닝 수업 구조를 유지하되, 생성형 AI 활용을 학습자 자율에 맡기는 선택적 활용 방식으로 운영하였다. 학습자는 과제 수행 시 생성형 AI 도구를 활용할지를 자유롭게 결정할 수 있었으며, 생성형 AI를 활용하면 코드 주석, 비교표 등을 통해 활용 사실을 명시하도록 하였다. 2024년 1학기에는 생성형 AI 활용을 필수화하여, 모든 학습자가 과제 수행 과정에서 반드시 생성형 AI 도구를 활용하고, 생성형 AI 피드백을 반영하여 코드를 개선하는 과정을 거치도록 하였다. 최종 제출 시에는 생성형 AI 활용 과정(코드 비교표, 개선된 최종 코드 설명 등)을 함께 제출하도록 하여 학습자의 생성형 AI 활용 과정을 평가하였다. 다음 Table 4는 학기별 수업 방식의 차이를 정리한 것이다.

Table 4. Teaching Methods by Semester

| Semester | Method | Generative AI Usage |
|----------|---------------------------------|--|
| 2023-1 | Flipped Learning | Not used |
| 2023-2 | Flipped Learning + Optional AI | AI optionally used for problem-solving |
| 2024-1 | Flipped Learning + Mandatory AI | AI mandatorily used for problem-solving |

3.2.2 과제 수행 단계

생성형 AI를 활용하여 과제를 수행할 때는 다음 Table 5의 단계를 순서대로 진행하여 최종 결과물을 완성해야 한다. 이와 같은 과제 수행 단계는 T-GenAI 기반 SW교육 구조(F-C-I)의 연구를 참조하여 설계되었으며, 학습자의 문제 인식, 피드백 수용, 개선 및 설명 과정을 반영한 것이다[14]. 이 구조는 생성형 AI 활용 과정에서 학습자의 인지적 사고 흐름(문제 인식 → 피드백 수용 → 개선 및 설명)을 단계적으로 설계할 수 있다는 점에서, 본 연구의 과제 수행 단계와 높은 적합성을 가진다. 다음 Table 5는 생성형 AI를 활용한 코딩 과제 수행 단계를 요약한 것이다.

Table 5. Coding Assignment Steps

| Step | Description | Major Activities |
|------|----------------------|-----------------------------------|
| 1 | Initial Code Writing | Analyze problem, plan, write code |

| Step | Description | Major Activities |
|------|-------------------------------|--|
| 2 | AI Code Suggestion | Review AI suggestions, compare options |
| 3 | Code Comparison & Improvement | Select or refine the best code. |
| 4 | Final Code Explanation | Explain the final choice logically |

과제 수행 단계를 설명하면, 단계 1인 초기 코드 작성 단계에서는 학습자가 직접 코드를 작성하고, 이후 단계 2인 생성형 AI 코드 제안 받기 단계에서는 생성형 AI 도구를 활용하여 문제에 대한 코드를 제안받는다. 단계 3인 코드 비교 및 개선 단계에서는 학습자가 직접 작성한 코드와 생성형 AI가 제안한 코드를 비교 분석하여 개선 방향을 도출한다. 단계 4인 최종 코드 설명 단계에서는 개선된 최종 코드를 선택한 이유와 개선 과정을 설명한다.

수업 운영 과정에서는 학습자들이 생성형 AI가 제공하는 코드를 비판 없이 수용하지 않도록 지도하였다. 생성형 AI가 제안한 코드가 오류를 포함하거나 비효율적일 수 있음을 인식시키고, 학습자가 이를 분석하고 스스로 수정하도록 유도하였다. 또한 과제 평가 시에는 최종 제출물뿐만 아니라, 코드 작성 및 개선 과정 전반에서 생성형 AI를 활용한 흔적(코드 비교표, 개선된 최종 코드 설명 등)을 함께 제출하도록 하여, 학습자의 생성형 AI 활용 과정을 추적하고 평가하였다. 이러한 운영 방식을 통해 학습자가 생성형 AI 제안을 비판적으로 검토하고, 독자적인 문제해결 능력을 강화하는데 초점을 두었다.

3.3 연구 자료 수집과 분석 방법

데이터는 사전 설문조사와 사후 설문조사를 통해 수집되었다. 2023년 1학기과 2학기, 2024년 1학기 각각의 수업 시작 전과 종료 후에 설문을 시행하였으며, 수집된 데이터는 학습자들의 컴퓨팅 사고력, 문제해결력, 학습자 특성, 수업 만족도 등의 변화를 분석하는 데 활용되었다.

설문 문항은 리커트(Likert) 5점 척도(5:매우 그렇다 ~ 1:매우 그렇지 않다)를 사용하여, 학습자들의 학습 성과 및 만족도를 수치화하였다. 문항은 한국과학창의재단이 개발한 'SW교육 효과성 측정 지표'에서 관련된 문항을 선별하여 '컴퓨팅 기반 문제해결' 교과목을 이수한 학습자에 적합하도록 보완하였다[20]. 설문 도구의 구성은 다음 Table 6과 같다.

각 문항은 컴퓨팅 사고력의 하위 역량과 수업 만족도를 측정하기 위해 설계되었으며, '데이터 수집 및 표현' 범주는 정보탐색, 시각화, 도구 활용 능력 등을 측정한다. '문제 분해 및 추상화'는 복잡한 문제를 구조화하고 불필요한 요소를 제거하는 사고 과정을 측정한다. '알고리즘과 자동화'는 절차적 해결 전략, 반복/조건 구성, 효율적 문제해결 과정과 관련된 역량을 측정한다. '시뮬레이션 및 병렬화'는 예측력, 오류 탐지, 병렬 처리에 대한 이해를 측정하며, 마지막으로 '수업 만족도' 문항은 학습자의 흥미, 유익성, 추천 의향, 자

료 및 과제의 적절성 등을 측정한다.

Table 6. Survey Questions

| Category | Question No, | Count |
|---|-------------------------------|-------|
| Data Collection, Analysis, and Representation | 1,2,3,4,5,6,7,8,9 | 9 |
| Problem Decomposition and Abstraction | 10,11,12,13,14,15,16,17 | 8 |
| Algorithms and Automation | 18,19,20,21,22,23,24,25,26 | 9 |
| Simulation and Parallelization | 27,28,29,30,31,32 | 6 |
| Course Satisfaction | 33,34,35,36,37,38,39,40,41,42 | 10 |

Table 7은 Table 6의 설문 문항에서 컴퓨터공학 및 컴퓨터교육 전공 교수의 검토를 거쳐, 검사 도구의 신뢰도와 타당도를 검증한 것이다. 신뢰도 검증을 위해 크론바흐 알파(Cronbach's Alpha) 계수를 사용하여 문항 간 내적 일치도를 측정하였으며, 모형의 유의성을 평가하기 위해 KMO(Kaiser-Meyer-Olkin) 검정을 시행하였다. 요인 분석은 최대우도 분석을 통해 수행하였으며, 요인 적재치를 계산에는 바틀렛(Bartlett) 방법을 활용하였다.

수집된 설문 데이터는 SPSS를 사용하여 분석하였으며, 요인 분석 결과 3개의 요인이 도출되었다. 또한, 42개 문항 중 16개 문항(1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 17, 18, 27, 28, 32, 35, 38)이 제거되어 최종적으로 26개 문항이 추출되었다. 문항 제거 기준은 요인 적재량이 .50 미만이거나, 다중 요인에 중복으로 적재된 경우로 설정하였다. 도출된 요인을 살펴보면, 요인 1은 컴퓨팅 사고력의 '문제분해, 추상화, 알고리즘 설계', 요인 2는 '수업 만족도', 요인 3은 '자동화, 시뮬레이션'로 묶여 나타났다.

이 중에서 요인 1에 해당하는 요소들은 문제해결을 위한 인간의 논리적 사고와 관련이 있으며, 요인 3의 요소들은 컴퓨팅시스템에서 구현과 연결된다. 즉, 요인 1은 문제를 분석하고 해결하기 위한 인간의 인지적 활동으로 설명할 수 있고, 요인 3은 이러한 사고 과정을 바탕으로 실제 시스템에서 구현되는 프로세스를 의미한다고 볼 수 있다. 각 요인의 하위 요소는 개념적으로 구분되면서도, 문제해결 과정에서 인지적 사고와 실행이 유기적으로 이어진다는 점을 시각적으로 표현하였다. 요소의 배치는 이러한 흐름을 반영하고 있으며, 두 과정이 상호작용한다는 점도 함께 나타내고자 하였다. Fig. 1은 이러한 관계를 시각적으로 표현한 것이다.

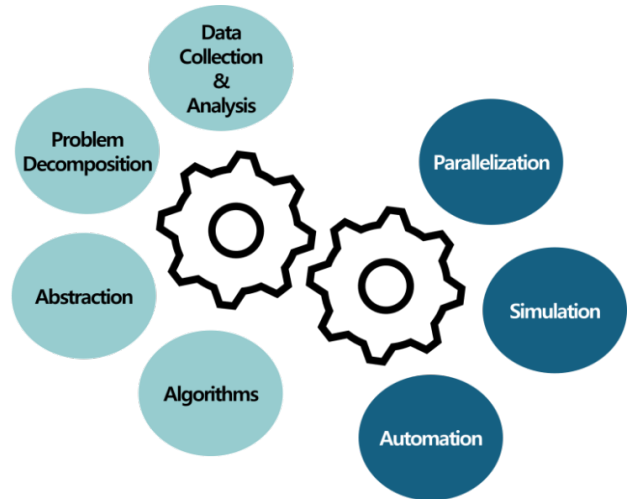


Figure 1. Factor Analysis of Thinking and Implementation

검사 도구의 신뢰도를 평가한 결과, 크론바흐 알파 계수가 0.9 이상으로 높은 신뢰도를 보였으며, KMO 값은 0.970, 바틀렛 검정의 유의 수준은 .000으로 나타나 본 연구에서 사용된 검사 도구의 타당성이 검증되었다.

Table 7. Measurement Tool Validation

| No. | Factors | | | Cronbach's Alpha | |
|-----|---|--------------------------------|-----------------------------------|------------------|-------|
| | Factor 1 (Problem Decomposition, Abstraction, Algorithm Design) | Factor 2 (Course Satisfaction) | Factor 3 (Automation, Simulation) | | |
| 11 | 0.718 | 0.055 | -0.096 | 0.944 | |
| 15 | 0.710 | 0.011 | 0.008 | | |
| 14 | 0.703 | -0.018 | 0.016 | | |
| 13 | 0.703 | 0.012 | -0.035 | | |
| 12 | 0.692 | 0.051 | -0.091 | | |
| 16 | 0.670 | 0.043 | -0.068 | | |
| 10 | 0.660 | 0.046 | -0.077 | | |
| 20 | 0.650 | 0.039 | 0.010 | | |
| 19 | 0.632 | 0.053 | 0.159 | | |
| 22 | 0.613 | 0.027 | 0.224 | | |
| 23 | 0.516 | -0.005 | 0.315 | | |
| 21 | 0.500 | 0.017 | 0.169 | | |
| 39 | -0.082 | 0.830 | 0.052 | | 0.916 |
| 41 | -0.030 | 0.812 | 0.001 | | |
| 40 | -0.097 | 0.807 | -0.010 | | |
| 34 | 0.072 | 0.753 | -0.080 | | |
| 42 | -0.051 | 0.752 | -0.008 | | |
| 36 | 0.100 | 0.740 | 0.018 | | |
| 37 | 0.000 | 0.726 | 0.018 | | |
| 33 | 0.081 | 0.648 | -0.095 | | |

| No. | Factors | | | Cronbach's Alpha | |
|-------------------------------|--|-----------------------------------|--------------------------------------|------------------|-----------|
| | Factor 1 (Problem Decomposition, Abstraction, Algorithm Design) | Factor 2 (Course Satisfaction) | Factor 3 (Automation, Simulation) | | |
| 25 | -0.044 | -0.016 | 0.862 | 0.930 | |
| 24 | -0.018 | -0.003 | 0.846 | | |
| 30 | 0.018 | 0.007 | 0.798 | | |
| 29 | 0.050 | 0.027 | 0.774 | | |
| 31 | 0.036 | 0.055 | 0.703 | | |
| 26 | 0.149 | 0.034 | 0.635 | | |
| KMO(Kaiser-Meyer-Olkin) | | | | 0.970 | |
| Bartlett's Test of Sphericity | | | | Chi-Square | 36864.645 |
| | | | | df | 861 |
| | | | | p | .000 |

4. 연구 결과

4.1 학습 방식별 학습 효과 비교

학습 방식(플립러닝만 활용, 생성형 AI 선택적 활용, 생성형 AI 필수적 활용)이 학습 효과에 미치는 영향을 비교하기 위해, 사전·사후 설문 데이터를 활용하여 대응표본 t-검정을 수행하였다.

4.1.1 학습 방식에 따른 컴퓨팅사고의 효과 차이

다음 Table 8은 각 학습 방식에서 학습 효과(‘문제분해, 추상화, 알고리즘 설계’, ‘자동화, 시뮬레이션’, ‘수업 만족도’)의 사전·사후 평균 차이를 나타낸 것이다. Table 8에는 평균 차이(Post-Pre)뿐 아니라, 효과 크기(Cohen's d)가 함께 제시되어 학습 방식별 학습 효과의 상대적 크기를 정량적으로 비교할 수 있도록 하였다.

Table 8. Paired t-Test by Factors

| Semester | Category | | Mean | Post - Pre (Δ) | Cohen's d | t | p |
|----------|----------|----------|--------|----------------|-----------|--------|------|
| | Factors | Pre/post | | | | | |
| 2023-1 | Factor1 | pre | 3.0554 | 0.3436 | 0.54 | -5.310 | .001 |
| | | post | 3.3990 | | | | |
| | Factor3 | pre | 2.1244 | 0.6917 | 0.96 | -9.645 | .001 |
| | | post | 2.8161 | | | | |
| 2023-2 | Factor1 | pre | 2.8992 | 0.3472 | 0.56 | -5.722 | .001 |
| | | post | 3.2734 | | | | |
| | Factor3 | pre | 2.2729 | 0.2602 | 0.76 | -7.616 | .001 |
| | | post | 2.8998 | | | | |

| Semester | Category | | Mean | Post - Pre (Δ) | Cohen's d | t | p |
|----------|----------|----------|--------|----------------|-----------|--------|------|
| | Factors | Pre/post | | | | | |
| 2024-1 | Factor1 | pre | 2.9231 | 0.5846 | 0.42 | -3.862 | .001 |
| | | post | 3.1833 | | | | |
| | Factor3 | pre | 2.2358 | 0.5846 | 0.77 | -7.275 | .001 |
| | | post | 2.8204 | | | | |

대응표본 t-검정 결과, 3가지 학습 방식 모두에서 학습 효과가 유의미하게 증가한 것으로 나타났다($p < 0.05$). ‘문제분해, 추상화, 알고리즘 설계’에서는 모든 학기에서 사전보다 사후 평균이 유의미하게 증가하였으며, 특히, 생성형 AI 선택적 활용(2023-2)에서 가장 큰 증가폭이 나타났다(2.8992→3.2734, $p = 0.001$, $d = 0.56$). ‘자동화, 시뮬레이션’ 영역도 모든 학습 방식에서 유의미한 향상이 나타났으며, 생성형 AI 필수적 활용(2024-1학기)에서는 가장 큰 t-값(-7.275)과 높은 효과 크기($d = 0.77$)가 함께 도출되어, 해당 영역의 학습 효과가 특히 두드러진 것으로 해석된다. 전체적으로 요인 3은 학습 방식과 관계없이 일관되게 중간에서 높은 수준의 효과 크기를 보였으며, 요인 1은 모든 학기에서 중간 수준의 효과를 유지하였다.

4.1.2 학습 방식에 따른 수업 만족도의 효과 차이

‘수업 만족도’는 생성형 AI 선택적 활용(2023-2)에서만 유의미한 증가가 나타났으며($p = 0.001$), 플립러닝만 활용(2023-1)과 생성형 AI 필수적 활용(2024-1)에서는 유의미한 차이가 나타나지 않았다($p > 0.05$).

수업 만족도 전체 평균에서는 생성형 AI 활용 방식 간 유의미한 차이가 낮게 나타났으나, 세부 문항별로는 차이가 다르게 나타날 가능성이 있다. 다음 Table 9와 Table 10에서는 수업 만족도를 구성하는 하위 문항별로 대응표본 t-검정을 수행하여, 생성형 AI 활용 방식이 각 항목에 미치는 영향을 더 정밀하게 분석하였다.

Table 9. Course Satisfaction Questions

| NO. | Question |
|-----|--|
| 39 | Overall, I am satisfied with this course |
| 41 | The coding assignments were helpful |
| 40 | The learning content was appropriate |
| 34 | This course was beneficial |
| 42 | The quizzes helped my learning |
| 36 | This course was interesting |
| 37 | I would recommend this course |
| 33 | I actively participated |

Table 10. Paired t-Test by Factors for Course Satisfaction Questions

| Semester | Category | | Mean | N | Std. Dev. | Std. Error of Mean | t | p |
|----------|----------|----------|-------|-------|-----------|--------------------|--------|-------|
| | No. | Pre/post | | | | | | |
| 2023-1 | 39 | pre | 3.880 | 193 | 0.774 | 0.056 | -2.554 | .006 |
| | | post | 4.090 | 193 | 0.840 | 0.060 | | |
| | 41 | pre | 3.960 | 193 | 0.732 | 0.053 | -2.230 | .013 |
| | | post | 4.150 | 193 | 0.856 | 0.062 | | |
| | 40 | pre | 4.010 | 193 | 0.760 | 0.055 | -2.495 | .007 |
| | | post | 4.210 | 193 | 0.796 | 0.057 | | |
| | 34 | pre | 4.230 | 193 | 0.816 | 0.059 | 2.357 | .010 |
| | | post | 4.030 | 193 | 0.841 | 0.061 | | |
| | 42 | pre | 3.960 | 193 | 0.880 | 0.063 | -2.553 | .006 |
| | | post | 4.200 | 193 | 0.845 | 0.061 | | |
| | 36 | pre | 3.800 | 193 | 0.875 | 0.063 | -1.048 | .148 |
| | | post | 3.900 | 193 | 0.924 | 0.067 | | |
| 37 | pre | 3.610 | 193 | 0.907 | 0.065 | -3.605 | <.001 | |
| | post | 3.950 | 193 | 0.951 | 0.068 | | | |
| 33 | pre | 4.320 | 193 | 0.790 | 0.057 | 4.119 | <.001 | |
| | post | 3.970 | 193 | 0.857 | 0.062 | | | |
| 2023-2 | 39 | pre | 3.630 | 193 | 0.826 | 0.059 | -5.804 | <.001 |
| | | post | 4.090 | 193 | 0.778 | 0.056 | | |
| | 41 | pre | 3.680 | 193 | 0.791 | 0.057 | -7.079 | <.001 |
| | | post | 4.240 | 193 | 0.832 | 0.060 | | |
| | 40 | pre | 3.760 | 193 | 0.789 | 0.057 | -7.301 | <.001 |
| | | post | 4.310 | 193 | 0.755 | 0.054 | | |
| | 34 | pre | 3.960 | 193 | 0.789 | 0.057 | -0.515 | .303 |
| | | post | 4.000 | 193 | 0.848 | 0.061 | | |
| | 42 | pre | 3.780 | 193 | 0.789 | 0.057 | -4.935 | <.001 |
| | | post | 4.180 | 193 | 0.874 | 0.063 | | |
| | 36 | pre | 3.560 | 193 | 0.853 | 0.061 | -2.167 | .016 |
| | | post | 3.750 | 193 | 0.896 | 0.064 | | |
| 37 | pre | 3.490 | 193 | 0.861 | 0.062 | -4.403 | <.001 | |
| | post | 3.890 | 193 | 0.886 | 0.064 | | | |
| 33 | pre | 4.030 | 193 | 0.790 | 0.057 | 0.261 | .397 | |
| | post | 4.010 | 193 | 0.816 | 0.059 | | | |
| 2024-1 | 39 | pre | 3.750 | 193 | 0.736 | 0.053 | -3.164 | <.001 |
| | | post | 3.990 | 193 | 0.794 | 0.057 | | |
| | 41 | pre | 3.930 | 193 | 0.700 | 0.050 | -1.640 | .051 |
| | | post | 4.060 | 193 | 0.824 | 0.059 | | |
| | 40 | pre | 3.960 | 193 | 0.710 | 0.051 | -2.083 | .019 |
| | | post | 4.130 | 193 | 0.763 | 0.055 | | |
| | 34 | pre | 4.190 | 193 | 0.748 | 0.054 | 2.505 | .007 |
| | | post | 3.980 | 193 | 0.854 | 0.061 | | |
| | 42 | pre | 3.880 | 193 | 0.798 | 0.057 | -3.072 | .001 |
| | | post | 4.120 | 193 | 0.811 | 0.058 | | |
| | 36 | pre | 3.680 | 193 | 0.848 | 0.061 | -0.109 | .457 |
| | | post | 3.690 | 193 | 0.934 | 0.067 | | |
| 37 | pre | 3.550 | 193 | 0.796 | 0.057 | -1.418 | .079 | |
| | post | 3.680 | 193 | 0.990 | 0.071 | | | |
| 33 | pre | 4.250 | 193 | 0.679 | 0.049 | 3.838 | <.001 | |
| | post | 3.970 | 193 | 0.746 | 0.054 | | | |

분석 결과, 일부 문항에서는 생성형 AI 활용 방식에 따른 유의미한 차이가 확인되었으며($p < 0.05$), 특정 문항에서는 사전보다 사후 평균이 감소하는 경향도 나타났다. 특히, 생성형 AI 필수적 활용(2024-1)에서는 '이 수업에서 제공한 과제는 학습하는 데 도움이 되었다' 문항에서 유의미한 변화가 나타나지 않았다($p > 0.05$). 이는 생성형 AI 필수적 활용이 학습자들에게 부담으로 작용했을 가능성을 시사한다. 생성형 AI가 문제해결을 지원하는 역할을 수행했음에도 불구하고, 생성형 AI 도구를 필수적으로 활용해야 한다는 압박감이 학습 과정에서 자율성을 제한했을 수 있다. 따라서, 생성형 AI를 활용한 과제 수행이 기존 학습 방식보다 반드시 더 높은 수업 만족도를 보장한다고 단정하기는 어렵다.

또한, '나는 이 수업을 친구들에게 소개할 것이다' 문항에서도 생성형 AI 필수적 활용(2024-1)에서 유의미한 변화가 나타나지 않았다($p > 0.05$). 이는 생성형 AI 필수적 활용 방식이 모든 학습자에게 동일하게 긍정적인 학습 경험을 제공하지는 않았음을 보여준다. 학습자의 성향과 생성형 AI 활용 경험의 차이에 따라, 학습 경험의 질적 향상이 다르게 나타났을 가능성이 있다. 일부 학습자들은 생성형 AI를 적극적으로 활용하면서 긍정적인 학습 경험을 얻었지만, 다른 학습자들은 생성형 AI 의존도가 높아지는 것에 대한 부담을 느끼며 만족도의 향상을 체감하지 못했을 수 있다.

이러한 결과는 생성형 AI 활용 방식이 학습 효과를 높이는 데 긍정적인 역할을 할 수 있지만, 활용 방식에 따라 학습 경험과 만족도가 다르게 나타날 수 있음을 시사한다. 특히, 생성형 AI를 선택적으로 활용할 때는 '문제분해, 추상화, 알고리즘 설계'와 '자동화, 시뮬레이션'에서 가장 큰 증가폭을 보였으며, 수업 만족도 역시 유의미하게 증가하였다. 반면, 생성형 AI를 필수적으로 활용할 때는 학습 효과는 높았으나, 수업 만족도 변화는 유의하지 않았다. 이는 생성형 AI 활용의 강제성이 학습자들에게 부담으로 작용할 가능성이 있음을 의미한다.

따라서, 생성형 AI 활용 방식은 학습자의 자율성과 선택권을 보장하는 방향으로 설계되어야 하며, 획일적인 필수 활용이 아니라, 학습 목표와 학습자 특성에 따라 다양한 형태로 적용할 필요가 있다.

4.1.3 학습 효과 분석 결과 요약 및 시사점

앞서 살펴본 정량 분석 결과, 학습 방식에 따라 학습 효과와 수업 만족도에서 차이가 나타났으며, 특히 생성형 AI 선택적 활용 학습은 전반적으로 가장 긍정적인 변화를 보였다. 이에 해당 학습의 개방형 응답을 바탕으로, 학습자의 경험을 정성적으로 분석하고자 한다.

다음 Fig. 2는 '수업 만족도'에서 유의미한 향상이 나타난 생성형 AI 선택적 활용(2023-2) 학습의 개방형 응답을 워드클라우드로 시각화한 것이다. 이 시각화는 학습 방식 간 비교보다는, 가장 효과가 높았던 학습 사례의 정성적 반응을

추가로 제시한 것이다.

주요 키워드를 살펴보면 ‘코딩을’, ‘수업을’, ‘쉽게’, ‘많이’, ‘좋았다’, ‘도움’, ‘감사합니다’, ‘유익한’, ‘재미있게’ 등이 두드러지며, 이는 생성형 AI 활용이 학습 과정에 긍정적인 영향을 미쳤음을 시사한다. 특히 ‘쉽게’와 ‘도움’이라는 단어의 빈도가 높아, 생성형 AI가 학습 이해도를 높이고 학습을 더욱 효과적으로 진행하는 데 기여했을 가능성이 크다. 또한 ‘많이’, ‘더’ 등의 표현도 포함되어 있어, 학습자들이 생성형 AI 활용법을 더 배우거나 추가적인 학습 기회를 원했을 가능성을 보여준다.

전반적으로, 생성형 AI를 필요에 따라 선택적으로 활용할 수 있었던 점이 학습 부담을 줄이고, 만족도를 높이는 데 긍정적인 영향을 미친 것으로 해석된다.



Figure 2. AI-Optionally Used Class (2023-2): Open-Ended Responses

4.2 요인별 학습 방식의 효과 분석

Table 11, Table 12, Table 13에서는 학습 방식(플립러닝만 활용, 생성형 AI 선택적 활용, 생성형 AI 필수적 활용)이 학습 효과와 수업 만족도에 미치는 영향을 더 구체적으로 살펴보기 위해, 다변량 분산분석(MANOVA)을 수행하였다. 분석 대상은 ‘문제분해, 추상화, 알고리즘 설계’, ‘자동화, 시뮬레이션’, ‘수업 만족도’의 세 가지 요인이며, 생성형 AI 활용 방식과 사전·사후 변화 간의 효과를 비교하였다.

Table 11. Box's Test of Equality of Covariance Matrices

| | |
|---------|---------|
| Box's M | 97.535 |
| F | 3.230 |
| df1 | 30 |
| df2 | 2999164 |
| p | <.001 |

Table 12. Multivariate Test

| | Effect | value | F | df1 | df2 | p |
|------------------------|--------------------|--------|-----------|------|---------|-------|
| Intercept | Pillai's Trace | 0.978 | 16761.735 | 3.00 | 1150.00 | .000 |
| | Wilks' Lambda | 0.022 | 16761.735 | 3.00 | 1150.00 | .000 |
| | Hotelling's Trace | 43.726 | 16761.735 | 3.00 | 1150.00 | .000 |
| | Roy's Largest Root | 43.726 | 16761.735 | 3.00 | 1150.00 | .000 |
| AI Usage | Pillai's Trace | 0.042 | 8.133 | 6.00 | 2302.00 | <.001 |
| | Wilks' Lambda | 0.959 | 8.203 | 6.00 | 2300.00 | <.001 |
| | Hotelling's Trace | 0.043 | 8.272 | 6.00 | 2298.00 | <.001 |
| | Roy's Largest Root | 0.042 | 16.061 | 3.00 | 1151.00 | <.001 |
| Pre/Post | Pillai's Trace | 0.136 | 60.151 | 3.00 | 1150.00 | <.001 |
| | Wilks' Lambda | 0.864 | 60.151 | 3.00 | 1150.00 | <.001 |
| | Hotelling's Trace | 0.157 | 60.151 | 3.00 | 1150.00 | <.001 |
| | Roy's Largest Root | 0.157 | 60.151 | 3.00 | 1150.00 | <.001 |
| AI Usage * Pre/Post | Pillai's Trace | 0.010 | 1.924 | 6.00 | 2302.00 | .073 |
| | Wilks' Lambda | 0.990 | 1.926 | 6.00 | 2300.00 | .073 |
| | Hotelling's Trace | 0.010 | 1.927 | 6.00 | 2298.00 | .073 |
| | Roy's Largest Root | 0.009 | 3.510 | 3.00 | 1151.00 | .015 |

Table 13. Levene's Test of Equality of Variances

| | | Levene Statistic | df1 | df2 | p |
|--|---------------------|------------------|-----|----------|------|
| Problem Decomposition, Abstraction, Algorithm Design | Mean | 1.491 | 5 | 1152 | .190 |
| | Median | 1.379 | 5 | 1152 | .230 |
| | Median with adj. df | 1.379 | 5 | 1112.313 | .230 |
| | Trimmed mean | 1.504 | 5 | 1152 | .186 |
| Automation, Simulation | Mean | 2.432 | 5 | 1152 | .033 |
| | Median | 2.359 | 5 | 1152 | .038 |
| | Median with adj. df | 2.359 | 5 | 1138.778 | .038 |
| | Trimmed mean | 2.487 | 5 | 1152 | .030 |
| Course Satisfaction | Mean | 3.882 | 5 | 1152 | .002 |
| | Median | 3.813 | 5 | 1152 | .002 |
| | Median with adj. df | 3.813 | 5 | 1142.985 | .002 |
| | Trimmed mean | 3.875 | 5 | 1152 | .002 |

Table 14의 다변량 분산분석 결과에 따르면, 생성형 AI 활용 방식이 학습 효과에 미치는 영향을 분석한 결과, 모든 요인에서 사전보다 사후 평균이 유의미하게 증가($p<.001$)하여 학습 효과가 향상되었음이 확인되었다. 특히, ‘문제분해, 추상화, 알고리즘 설계’ 요인에서는 생성형 AI 활용 여부에 따른 차이가 유의미하게 나타났으며($p<.001$), 플립러닝만 활용하는 경우보다 생성형 AI 활용 방식이 학습 효과를 높이는 데 긍정적인 영향을 미친 것으로 분석되었다.

반면, ‘자동화, 시뮬레이션’ 요인에서는 생성형 AI 활용 방식 간 유의미한 차이가 나타나지 않았으며($p=0.075$), 생성형 AI 활용 방식과 상관없이 학습 효과가 증가하는 경향을 보였다. 또한, 생성형 AI 활용 방식과 사전·사후 변화 간의 상호작용 효과도 유의하지 않아($p=0.617$), 특정 생성형 AI 활용 방식이 사전·사후 변화에 더 큰 영향을 미쳤다고 보

기는 어려운 것으로 나타났다.

‘수업 만족도’ 요인에서는 생성형 AI 활용 방식 간 차이가 유의미하게 나타났으며($p=0.033$), 생성형 AI 선택적 활용이 플립러닝만 활용보다 유의미하게 높은 만족도를 보였다($p=0.043$). 그러나 생성형 AI 필수적 활용과 생성형 AI 선택적 활용 간에는 유의미한 차이가 없었으며($p=0.829$), 생성형 AI 필수적 활용이 학습자들의 만족도를 높인다고 단정하기는 어려운 것으로 분석되었다. 또한, 생성형 AI 활용 방식과 사전·사후 변화 간의 상호작용 효과가 유의미하게 나타나($p=0.008$), 특정 생성형 AI 활용 방식이 수업 만족도의 변화에 더 큰 영향을 미친다는 점이 확인되었다.

Table 14. Between-Subjects Effect Test

| Source | Dependent Variable | Type III SS | df | MS | F | p |
|-----------------------|--|-------------|----|-----------|-----------|-------|
| Adj. Model | Problem Decomposition, Abstraction, Algorithm Design | 38.033 | 5 | 7.607 | 17.423 | <.001 |
| | Automation, Simulation | 124.809 | 5 | 24.962 | 37.310 | <.001 |
| | Course Satisfaction | 14.146 | 5 | 2.829 | 6.613 | <.001 |
| Intercept | Problem Decomposition, Abstraction, Algorithm Design | 11288.531 | 1 | 11288.531 | 25857.355 | .000 |
| | Automation, Simulation | 7125.437 | 1 | 7125.437 | 10650.357 | .000 |
| | Course Satisfaction | 18037.293 | 1 | 18037.293 | 42161.426 | .000 |
| AI Usage | Problem Decomposition, Abstraction, Algorithm Design | 6.589 | 2 | 3.295 | 7.547 | <.001 |
| | Automation, Simulation | 3.479 | 2 | 1.740 | 2.600 | .075 |
| | Course Satisfaction | 2.932 | 2 | 1.466 | 3.427 | .033 |
| Pre / Post | Problem Decomposition, Abstraction, Algorithm Design | 30.772 | 1 | 30.772 | 70.486 | <.001 |
| | Automation, Simulation | 120.683 | 1 | 120.683 | 180.385 | <.001 |
| | Course Satisfaction | 7.073 | 1 | 7.073 | 16.532 | <.001 |
| AI Usage * Pre / Post | Problem Decomposition, Abstraction, Algorithm Design | 0.671 | 2 | 0.336 | 0.769 | .464 |
| | Automation, Simulation | 0.647 | 2 | 0.323 | 0.483 | .617 |
| | Course Satisfaction | 4.140 | 2 | 2.070 | 4.839 | .008 |

| Source | Dependent Variable | Type III SS | df | MS | F | p |
|------------|--|-------------|------|-------|---|---|
| Error | Problem Decomposition, Abstraction, Algorithm Design | 502.928 | 1152 | 0.437 | | |
| | Automation, Simulation | 770.726 | 1152 | 0.669 | | |
| | Course Satisfaction | 492.843 | 1152 | 0.428 | | |
| Total | Problem Decomposition, Abstraction, Algorithm Design | 11829.491 | 1158 | | | |
| | Automation, Simulation | 8020.972 | 1158 | | | |
| | Course Satisfaction | 18544.281 | 1158 | | | |
| Adj. Total | Problem Decomposition, Abstraction, Algorithm Design | 540.961 | 1157 | | | |
| | Automation, Simulation | 895.535 | 1157 | | | |
| | Course Satisfaction | 506.988 | 1157 | | | |

Table 15의 사후검정 결과, ‘문제분해, 추상화, 알고리즘 설계’ 요인에서는 생성형 AI 활용 여부에 따른 유의미한 차이가 확인되었다. 생성형 AI 선택적 활용과 생성형 AI 필수적 활용은 플립러닝만 활용보다 유의미하게 높은 학습 효과를 보였으며($p=0.013$, $p=0.001$), 특히 생성형 AI 필수적 활용이 플립러닝만 활용보다 더 큰 차이를 보였다. 하지만, 생성형 AI 선택적 활용과 생성형 AI 필수적 활용 간에는 유의미한 차이가 나타나지 않았으며($p=0.785$), 생성형 AI를 필수적으로 활용하는 것이 선택적으로 활용하는 것보다 반드시 더 높은 학습 효과를 보장한다고 보기는 어려운 것으로 나타났다.

반면, ‘자동화, 시뮬레이션’ 요인에서는 생성형 AI 활용 방식 간 유의미한 차이가 나타나지 않았으며($p=0.082$, $p=0.323$), 생성형 AI 활용 여부 자체가 이 요인의 학습 효과에 큰 영향을 미치지 않은 것으로 분석되었다.

‘수업 만족도’ 요인에서는 생성형 AI 선택적 활용이 플립러닝만 활용보다 유의미하게 높은 만족도를 보였으며($p=0.043$), 생성형 AI 활용 방식이 수업 만족도 향상에 긍정적인 역할을 한 것으로 나타났다. 그러나 생성형 AI 필수적 활용과 생성형 AI 선택적 활용 간에는 유의미한 차이가 나타나지 않았으며($p=0.829$), 생성형 AI 활용 방식에 따라 학습 경험이 다르게 인식될 가능성이 있음을 시사한다.

Table 15. Post-Hoc Test - AI Usage

| Dependent Variable | AI Usage (I) | AI Usage (J) | Mean Diff. (I-J) | Std. Error | p | 95% CI | |
|--|--------------|--------------|------------------|------------|------|---------|---------|
| | | | | | | Lower | Upper |
| Problem Decomposition, Abstraction, Algorithm Design | Not | Opt | .1409 | 0.04756 | .013 | 0.0243 | 0.2575 |
| | | Mand. | .1740 | 0.04756 | .001 | 0.0574 | 0.2905 |
| | Opt. | Not | -.1409 | 0.04756 | .013 | -0.2575 | -0.0243 |
| | | Mand. | .0331 | 0.04756 | .785 | -0.0835 | 0.1496 |
| | Mand. | Not | -.1740 | 0.04756 | .001 | -0.2905 | -0.0574 |
| | | Opt | -.0331 | 0.04756 | .785 | -0.1496 | 0.0835 |
| Automation, Simulation | Not | Opt | -.1317 | 0.05888 | .082 | -0.2760 | 0.0126 |
| | | Mand. | -.0885 | 0.05888 | .323 | -0.2328 | 0.0558 |
| | Opt. | Not | .1317 | 0.05888 | .082 | -0.0126 | 0.2760 |
| | | Mand. | .0432 | 0.05888 | .764 | -0.1011 | 0.1875 |
| | Mand. | Not | .0885 | 0.05888 | .323 | -0.0558 | 0.2328 |
| | | Opt | -.0432 | 0.05888 | .764 | -0.1875 | 0.1011 |
| Course Satisfaction | Not | Opt | .1182 | 0.04708 | .043 | 0.0028 | 0.2336 |
| | | Mand. | .0894 | 0.04708 | .165 | -0.0260 | 0.2048 |
| | Opt. | Not | -.1182 | 0.04708 | .043 | -0.2336 | -0.0028 |
| | | Mand. | -.0288 | 0.04708 | .829 | -0.1442 | 0.0866 |
| | Mand. | Not | -.0894 | 0.04708 | .165 | -0.2048 | 0.0260 |
| | | Opt | .0288 | 0.04708 | .829 | -0.0866 | 0.1442 |

이러한 결과를 종합할 때, 생성형 AI 활용 방식이 학습 효과 향상에는 긍정적인 영향을 미치지만, 학습 요인에 따라 효과의 차이가 존재하는 것으로 볼 수 있다. ‘문제분해, 추상화, 알고리즘 설계’ 요인에서는 생성형 AI 활용이 학습 효과를 높이는 데 효과적이었으며, 플립러닝만 활용보다 유의미하게 높은 향상폭을 보였다. 하지만, ‘자동화, 시뮬레이션’ 요인에서는 생성형 AI 활용 방식 간 차이가 유의미하지 않았으며, 특정 생성형 AI 활용 방식이 더 큰 영향을 미쳤다고 보기 어려웠다.

‘수업 만족도’ 요인에서는 생성형 AI 활용 방식 간 차이가 유의미하게 나타났으며, 생성형 AI 선택적 활용이 플립러닝만 활용보다 높은 만족도를 보였다. 또한, 생성형 AI 활용 방식과 사전·사후 변화 간의 상호작용 효과가 유의미하게 확인되었으며, 이는 특정 생성형 AI 활용 방식이 수업 만족도 변화에 더 큰 영향을 미쳤음을 시사한다.

이러한 결과를 t-검정과 비교하면, 다변량 분산분석에서는 생성형 AI 활용 방식이 학습 효과에 미치는 영향을 통합적으로 분석할 수 있었으며, 특정 요인(문제분해, 추상화, 알고리즘 설계)에서는 생성형 AI 활용 방식 간 차이가 유의미하게 나타났다. 또한, 수업 만족도에서는 생성형 AI 활용 방식과 사전·사후 변화 간의 상호작용이 유의미하게 확인되었으며, 이는 t-검정에서 확인하지 못했던 추가적인 결과이다.

결과적으로, 생성형 AI 활용 방식이 학습 효과 향상에는 긍정적인 영향을 미치지만, 특정 학습 요인에서는 생성형 AI 활용 방식 간 차이가 유의미하지 않다고 할 수 있으나, 수업 만족도 측면에서는 생성형 AI 필수적 활용이 반드시 더 높은 만족도를 보장하지 않는다는 점이 확인되었다. 따라서,

생성형 AI 활용 방식은 학습 효과를 높이는 동시에 학습 경험과 만족도를 균형 있게 고려하여 설계할 필요가 있다. 특히, 필수적 생성형 AI 활용은 학습 내용과 목표에 따라 적절한 방식으로 운영할 필요가 있으며, 단순히 일괄적인 생성형 AI 활용을 요구하기보다, 개념 이해를 돕거나 실습 과정에서 피드백을 제공하는 등 생성형 AI의 역할을 학습 목적에 맞게 조정하는 방식이 더욱 효과적일 것으로 시사된다.

5. 결론 및 제언

본 연구는 생성형 AI 활용이 컴퓨팅 사고력과 문제해결력 향상에 미치는 영향을 실증적으로 분석하고, 생성형 AI 활용 방식에 따른 학습 효과와 수업 만족도의 차이를 규명하는 것을 목적으로 수행되었다. 이를 위해 2023년 1학기부터 2024년 1학기까지 '컴퓨팅 기반 문제해결' 교과목을 수강한 학습자들을 대상으로 사전·사후 설문조사를 실시하고, 대응표본 t-검정과 다변량 분산분석을 통해 생성형 AI 활용 방식에 따른 학습 성과를 비교하였다.

연구 결과, 모든 학습 방식에서 ‘문제분해, 추상화, 알고리즘 설계’ 및 ‘자동화, 시뮬레이션’ 영역의 학습 효과가 유의미하게 증가하여, 생성형 AI 활용 여부와 관계없이 전반적으로 컴퓨팅 사고력과 문제해결력이 향상되었음을 확인하였다. 그러나 생성형 AI 활용 방식에 따라 학습 효과의 차이가 나타났다. ‘문제분해, 추상화, 알고리즘 설계’ 요인에서는 생성형 AI 활용 방식 간 차이가 유의미하게 나타났으며, 생성형 AI 선택적 활용과 필수적 활용이 플립러닝만 활용보다 높은 학습 효과를 보였다. ‘자동화, 시뮬레이션’ 요인에서는 생성형 AI 활용 방식 간 유의미한 차이가 확인되지 않았으며, 특정 생성형 AI 활용 방식이 학습 효과 향상에 더 큰 영향을 미쳤다고 보기 어려웠다. ‘수업 만족도’ 요인에서는 생성형 AI 활용 방식 간 차이가 유의미하게 나타났으며, 생성형 AI 선택적 활용이 플립러닝만 활용보다 높은 만족도를 보였다. 또한, 생성형 AI 활용 방식과 사전·사후 변화 간의 상호작용 효과가 유의미하게 나타났으며, 특정 생성형 AI 활용 방식이 수업 만족도의 변화에 더 큰 영향을 미쳤음을 시사한다.

이러한 결과를 종합하면, 생성형 AI 활용 방식은 학습 효과를 높이는 데 긍정적인 영향을 미치지만, 학습 요인에 따라 그 효과는 다르게 나타날 수 있다. 특히 생성형 AI를 필수적으로 활용할 경우, 학습 부담이 증가하여 수업 만족도에 부정적인 영향을 미칠 가능성이 있다. 수업 만족도를 구성하는 하위 문항별 분석 결과, 과제 유익성이나 추천 의향과 같은 일부 항목에서는 생성형 AI 필수적 활용에서 유의미한 상승이 나타나지 않았으며, 이는 학습자의 성향, AI 활용 숙련도, 학습 과정에 대한 자율성 인식 등에 따라 다르게 작용했을 가능성을 시사한다.

본 연구의 과제 수행 단계 및 분석 틀은 기존의 생성형 AI 기반 학습 설계 연구에서 제안된 T-GenAI 기반 SW교육

구조(F-C-I)를 참조하여 구성된 바 있다[14]. 이 구조는 문제 인식, 피드백 수용, 개선 및 설명으로 이어지는 단계적 사고 흐름을 반영하며, 기존 연구의 이론적 모델을 실제 학습에 적용하여 효과성을 검증했다는 점에서 학문적 기여가 있다.

첫째, 생성형 AI 활용 방식은 학습 효과를 높이는 데 긍정적이지만, 강제될 경우 수업 만족도를 저하시킬 수 있다. 따라서 학습자의 필요에 따라 생성형 AI를 선택적으로 활용할 수 있도록 허용하는 것이 더 효과적일 수 있다.

둘째, 생성형 AI 필수적 활용이 모든 학습 영역에서 동일한 효과를 보이지 않으므로, 학습 내용과 목표에 따라 활용 방식을 조정해야 한다. 단순히 일괄적으로 도입하기보다는, 개념 학습에는 문제 출제 기능, 코딩 과제에는 오류 수정·비교 분석 기능 등 학습 목표에 맞는 방식으로 적용하는 것이 효과적이다.

셋째, 생성형 AI 활용과 학습 효과 간의 관계는 단순하지 않으며, 학습자의 참여도, 목표, 교육 내용에 따라 달라질 수 있다. 따라서 학습자의 역량과 환경에 따라 생성형 AI 활용을 유연하게 조정할 필요가 있으며, 필수적 활용이 필요한 경우에도 학습 내용에 적합하게 설계해야 한다.

본 연구는 생성형 AI 활용 방식이 컴퓨팅 사고력과 문제 해결력에 미치는 영향을 실증적으로 분석하였지만, 다음과 같은 한계가 존재한다.

첫째, 연구 대상이 J 대학교의 교양 교과목 수강생으로 한정되어 있어, 연구 결과의 일반화에는 제한이 있다. 생성형 AI 활용 방식(선택적 활용 vs. 필수적 활용)의 효과는 학습자의 선행 지식, 전공, 교수자의 교수법 등에 따라 달라질 수 있으므로, 다양한 학습자 집단과 교육 환경에서의 후속 검증이 필요하다.

둘째, 본 연구는 컴퓨팅 사고력, 문제해결력, 수업 만족도와 같은 특정 학습 요소에 초점을 맞추어 분석하였다. 그러나 학습 내용과 학습 목표에 따라 생성형 AI 활용 방식이 달라질 수 있으므로, 향후 연구에서는 다양한 교육 맥락에 따른 활용 방식의 조정 가능성을 탐색할 필요가 있다.

셋째, 생성형 AI가 학습 과정에서 어떻게 작동하고, 학습자의 참여도 및 목표 달성에 어떤 영향을 미치는지에 대한 정성적 분석은 제한적으로 이루어졌다. 향후 연구에서는 개념 학습, 코딩 실습, 프로젝트 기반 문제해결 등 다양한 학습 유형에 따라 생성형 AI의 작동 방식과 학습 효과를 심층적으로 분석하고, 이를 바탕으로 정교한 생성형 AI 기반 학습 모델을 개발할 필요가 있다.

본 연구는 생성형 AI 활용 방식이 학습 효과와 수업 만족도에 긍정적인 영향을 미칠 수 있음을 실증적으로 확인하였다. 특히 선택적 활용 방식은 두 영역 모두에서 효과적이었으며, 필수적 활용은 학습 부담 증가로 인해 만족도에 부정적 영향을 줄 수 있음을 보여주었다. 이에 따라 향후 연구에서는 학습자의 수준과 교육 목적에 따라 생성형 AI 활용을 유연하게 설계할 수 있는 실질적인 학습 모델 개발을 제시하고자 한다.

참고문헌

- [1] Jeon, H. B., Chung, H., Kang, B. O., & Lee, Y. K. (2021). Survey of Recent Research in Education based on Artificial Intelligence. *Electronics and Telecommunications Trends*, 36(1), 72-80. <https://doi.org/10.22648/ETRI.2021.J.360108>
- [2] Wing, J. M. (2006). Computational Thinking. *Communications of the ACM*, 49(3), 33-35. <https://doi.org/10.1145/1118178.1118215>
- [3] Brennan, K., & Resnick, M. (2012). New frameworks for studying and assessing the development of computational thinking. In *Proceedings of the 2012 annual meeting of the American educational research association(AERA)*, Vancouver, Canada, 1, 25.
- [4] Grover, S., & Pea, R. D. (2013). Computational Thinking in K-12: A Review of the State of the Field. *Educational Researcher*, 42(1), 38-43. <https://doi.org/10.3102/0013189X12463051>
- [5] Yoon, J. (2024). Artificial Intelligence Humanities as a Subject within General Education. *Korean Journal of General Education*, 18(4), 11-22. <https://doi.org/10.46392/kjge.2024.18.4.11>
- [6] Lee, S. C., & Kang, K. (2024). The Effect of 'Integrated Science Logic & Essay' Class Using Generative AI on Technological Pedagogical and Content Knowledge(TPACK) of Pre-service Science Teachers. *Journal of Curriculum and Evaluation*, 27(1), 133-155. <https://doi.org/10.29221/jce.2024.27.1.133>
- [7] Han, J. Y. (2023). Practical application and challenges of personalized feedback using ChatGPT. *KEDI Brief*, 16(1), 1-8.
- [8] Yoo, K., & Ahn, S. (2024). The Effect of Generative AI-based Education on College Students' Academic Self-Efficacy, Metacognition, and Problem-Solving Skills, metacognition, and problem-solving skills. *The Journal of Korean Association of Computer Education*, 27(4), 13-19. <https://doi.org/10.32431/kace.2024.27.4.002>
- [9] Song, H. J. (2024). A Study on the Impact of Personalized Education Using Artificial Intelligence on Continued Use Intention. *The Journal of Global Convergence Research*, 3(2), 65-76. <https://doi.org/10.57199/jgcr.2024.3.2.65>
- [10] Mollick, E., & Mollick, L. (2022). New modes of learning enabled by AI chatbots: Three methods and assignments. *Social Science Research Network*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4300783>
- [11] Mollick, E., & Mollick, L. (2023). Assigning AI: Seven Approaches for Students, with Prompts. *Social Science Research Network*, <https://doi.org/10.2139/ssrn.4475995>
- [12] Yi, Y., & Park, Y. (2024). The General Education in the Era of Generative AI. *Korean Journal of General Education*, 18(6), 181-196. <https://doi.org/10.46392/kjge.2024.18.6.181>
- [13] Seo, M., Kim, J., Choi, Y., & Cho, H. K. (2024). A Preliminary Discussion on Revitalizing Humanities Based General Education in the Era of Generative AI. *Korean Journal of General Education*, 18(3), 27-42. <https://doi.org/10.46392/kjge.2024.18.3.27>
- [14] Oh, K-S., & Jang, E-S. (2024). Exploring the Effectiveness of SW classes using Text-based Generative AI. *Journal of the Edutainment*, 6(2), 19-35. <https://doi.org/10.36237/koedus.6.2.19>
- [15] Lee, M.-S. (2024). Software Education Class Model

using Generative AI - Focusing on ChatGPT. *Journal of Practical Engineering Education*, 16(3), 275-282. <https://doi.org/10.14702/JPEE.2024.275>

- [16] Kim, H., Kim, S., Kim, C. M., Cho, J., Cho, J., & Park, C. J. (2024). Exploring the Use of Generative AI in University Software Education: Focusing on Teaching Methods. *Intelligent Information Convergence and Future Education*, 3(4), 39-52. <https://doi.org/10.59482/iicfe.2024.3.4.05>
- [17] Lee, S., Lee, S-I., & Kim, S-C. (2023). Secondary Social Studies Teachers' Perception and Training Demand for AI-based Education. *Journal of Learner-Centered Curriculum and Instruction*, 23(7), 743-759. <https://doi.org/10.22251/jlcci.2023.23.7.743>
- [18] Jeon, S.-Y., & Jo, M.-H. (2024). Educational Impacts and Challenges of Utilizing Generative AI in Teaching: Based on Faculty Experiences. *Journal of Educational Innovation Research*, 34(4), 357-385. <http://dx.doi.org/10.21024/pnuedi.34.4.202412.357>
- [19] Kim, G. S. (2024, 12 08). [Editorial] Generative AI in the classroom: *The key to educational innovation through problem-solving*. University News Network. <https://news.unn.net/news/articleView.html?idxno=572108>
- [20] Lee, H. C., Lee, H. S., Sung, J. S., Jung, S. W., Kim, S. H., Kim, S. H., Kim, J. H., Park, J. Y., & Lee, B. M. (2016). *A Study on Surveying the Actual Conditions and Evaluating the Effectiveness of SW Education in Elementary and Secondary Schools* (Research on Broadcasting and Telecommunications Policy, 15-Jinheng-077). Korea Foundation for Science and Creativity (KOSAC), Korea Education and Research Information Service (KERIS). <https://scienceon.kisti.re.kr/srch/selectPORSrchReport.do?cn=TRKO201600014678>



장은실

- 2001년 동국대학교 컴퓨터교육전공(교육학석사)
- 2007년 동국대학교 컴퓨터공학전공(공학박사)
- 2007년~2011년 동국대학교 산업기술연구원 전임 연구원
- 2018년~2020년 성균관대학교 소프트웨어학과 초빙교수
- 2021년~현재 중부대학교 학생성장교양학부 조교수

✚ 관심분야 : 생성형AI 활용 교육, 디지털교육, AI-SW 교육, 데이터과학, 인공지능윤리, etc.

✉ esjang@joongbu.ac.kr



오경선

- 2002년 상명대학교 컴퓨터교육전공(교육학석사)
- 2016년 성균관대학교 컴퓨터교육전공(교육학박사)
- 2017년~2019년 단국대학교 강의전담 조교수
- 2019년~현재 건국대학교 상허교양대학 조교수

✚ 관심분야 : SW교육, 프로그래밍교육, 컴퓨팅적사고, 인공지능교육, 데이터과학, etc

✉ skyal@konkuk.ac.kr

부록

〈표 1〉 생성형 AI 기반 학습의 대표 활용 사례

| 활용 사례 | 설명 |
|-------------|---|
| 코드 작성 및 디버깅 | AI가 오류를 분석하고 프로그래밍 실력 향상을 위한 개선 사항을 제안함 |
| 문제 해결 | AI가 다양한 해결 방법을 탐색하고 최적의 알고리즘을 제안함 |
| 개인 맞춤형 피드백 | AI가 학습자의 코드 스타일을 분석하고 자기주도 학습을 위한 개인 맞춤형 피드백을 제공함 |

〈표 2〉 생성형 AI 활용의 장점과 한계

| 장점 | 한계 |
|---------------|--|
| 빠른 학습 및 피드백 | AI에 과도하게 의존하면 문제해결 능력이 약화될 수 있음 |
| 창의적인 문제해결 가능성 | AI가 제안한 답변을 무비판적으로 수용하면 비판적·창의적 사고를 저해할 수 있음 |
| 개인 맞춤형 학습 | AI의 답변이 체계적인 커리큘럼과 일치하지 않을 경우, 학습이 단편적으로 이루어질 수 있음 |

〈표 3〉 연구 참여자 특성

| 학기 | 성별 | | 코딩 경험 | | 프로그래밍 난이도 인식 | | | | |
|--------|----|-----|-------|----|--------------|----|----|-----|--------|
| | 남 | 여 | 있음 | 없음 | 매우 쉬움 | 쉬움 | 보통 | 어려움 | 매우 어려움 |
| 2023-1 | 64 | 129 | 141 | 52 | 5 | 24 | 72 | 68 | 24 |
| 2023-2 | 79 | 114 | 117 | 76 | 6 | 25 | 69 | 65 | 28 |
| 2024-1 | 73 | 120 | 97 | 96 | 8 | 23 | 77 | 61 | 24 |

〈표 4〉 학기별 수업 방식

| 학기 | 수업 방식 | 생성형 AI 활용 방식 |
|--------|------------------|---------------------|
| 2023-1 | 플립러닝 | 사용하지 않음 |
| 2023-2 | 플립러닝 + AI 선택적 활용 | 문제해결에 AI를 선택적으로 활용함 |
| 2024-1 | 플립러닝 + AI 필수적 활용 | 문제해결에 AI를 의무적으로 활용함 |

〈표 5〉 코딩 과제 수행 단계

| 단계 | 설명 | 주요 활동 내용 |
|----|---------------|--|
| 1 | 초기 코드 작성 | 문제를 분석하여 스스로 코드를 작성함 |
| 2 | AI가 제안한 코드 활용 | 다양한 조건을 제시하여 AI로부터 코드 제안을 받음 |
| 3 | 코드 비교 및 개선 | 1단계와 2단계 결과를 비교하여 최적의 코드를 선택하거나 수정하여 개선함 |
| 4 | 최종 코드 설명 | 최종 선택한 코드와 개선 과정을 논리적으로 설명 |

〈표 6〉 설문 문항 구성

| 분류 | 문항 번호 | 문항수 |
|-----------------|----------------------------|-----|
| 데이터 수집, 분석 및 표현 | 1,2,3,4,5,6,7,8,9 | 9 |
| 문제 분해 및 추상화 | 10,11,12,13,14,15,16,17 | 8 |
| 알고리즘 및 자동화 | 18,19,20,21,22,23,24,25,26 | 9 |
| 시뮬레이션 및 병렬화 | 27,28,29,30,31,32 | 6 |

| 분류 | 문항 번호 | 문항수 |
|--------|-------------------------------|-----|
| 수업 만족도 | 33,34,35,36,37,38,39,40,41,42 | 10 |

〈표 7〉 측정 도구의 신뢰도와 타당도 분석

| 번호 | 요인 | | | 크론바흐의 알파 (신뢰도 계수) | |
|-------------------------|----------------------------|---------------|-------------------|-------------------|-------|
| | 요인 1 (문제 분해, 추상화, 알고리즘 설계) | 요인 2 (수업 만족도) | 요인 3 (자동화, 시뮬레이션) | | |
| 11 | 0.718 | 0.055 | -0.096 | 0.944 | |
| 15 | 0.710 | 0.011 | 0.008 | | |
| 14 | 0.703 | -0.018 | 0.016 | | |
| 13 | 0.703 | 0.012 | -0.035 | | |
| 12 | 0.692 | 0.051 | -0.091 | | |
| 16 | 0.670 | 0.043 | -0.068 | | |
| 10 | 0.660 | 0.046 | -0.077 | | |
| 20 | 0.650 | 0.039 | 0.010 | | |
| 19 | 0.632 | 0.053 | 0.159 | | |
| 22 | 0.613 | 0.027 | 0.224 | | |
| 23 | 0.516 | -0.005 | 0.315 | | |
| 21 | 0.500 | 0.017 | 0.169 | | |
| 39 | -0.082 | 0.830 | 0.052 | | 0.916 |
| 41 | -0.030 | 0.812 | 0.001 | | |
| 40 | -0.097 | 0.807 | -0.010 | | |
| 34 | 0.072 | 0.753 | -0.080 | | |
| 42 | -0.051 | 0.752 | -0.008 | | |
| 36 | 0.100 | 0.740 | 0.018 | | |
| 37 | 0.000 | 0.726 | 0.018 | | |
| 33 | 0.081 | 0.648 | -0.095 | | |
| 25 | -0.044 | -0.016 | 0.862 | 0.930 | |
| 24 | -0.018 | -0.003 | 0.846 | | |
| 30 | 0.018 | 0.007 | 0.798 | | |
| 29 | 0.050 | 0.027 | 0.774 | | |
| 31 | 0.036 | 0.055 | 0.703 | | |
| 26 | 0.149 | 0.034 | 0.635 | | |
| KMO(Kaiser-Meyer-Olkin) | | | | 0.970 | |
| 바틀렛의 구형성 검정 | | | 카이제곱 값 | 36864.645 | |
| | | | 자유도 | 861 | |
| | | | 유의확률 | .000 | |

〈표 8〉 요인별 대응표본 t-검정 결과

| 학기 | 분류 | | 평균 | 사후 - 사전 (Δ) | Cohen의 d | t값 | 유의 확률 |
|--------|------|---------|--------|-------------|----------|--------|-------|
| | 요인 | 사전 / 사후 | | | | | |
| 2023-1 | 요인 1 | 사전 | 3.0554 | 0.3436 | 0.54 | -5.310 | .001 |
| | | 사후 | 3.3990 | | | | |
| | 요인 3 | 사전 | 2.1244 | 0.6917 | 0.96 | -9.645 | .001 |
| | | 사후 | 2.8161 | | | | |

| 학기 | 분류 | | 평균 | 사후 - 사전 (d) | Cohen의 d | t값 | 유의 확률 |
|--------|------|---------|--------|-------------|----------|--------|-------|
| | 요인 | 사전 / 사후 | | | | | |
| 2023-2 | 요인 1 | 사전 | 2.8992 | 0.3472 | 0.56 | -5.722 | .001 |
| | | 사후 | 3.2734 | | | | |
| | 요인 3 | 사전 | 2.2729 | 0.2602 | 0.76 | -7.616 | .001 |
| | | 사후 | 2.8998 | | | | |
| 2024-1 | 요인 1 | 사전 | 2.9231 | 0.5846 | 0.42 | -3.862 | .001 |
| | | 사후 | 3.1833 | | | | |
| | 요인 3 | 사전 | 2.2358 | 0.5846 | 0.77 | -7.275 | .001 |
| | | 사후 | 2.8204 | | | | |

〈표 9〉 수업 만족도 문항

| 번호 | 문항 내용 |
|----|---------------------|
| 39 | 전반적으로 이 수업에 만족한다. |
| 41 | 코딩 과제는 학습에 도움이 되었다. |
| 40 | 제공된 학습 자료는 적절했다. |
| 34 | 이 수업은 유익했다. |
| 42 | 퀴즈는 학습에 도움이 되었다. |
| 36 | 이 수업은 흥미로웠다. |
| 37 | 이 수업을 친구에게 추천하고 싶다. |
| 33 | 나는 수업에 적극적으로 참여했다. |

〈표 10〉 수업 만족도의 하위 문항별 대응표본 t-검정 결과

| 학기 | 분류 | | 평균 | N | 표준 편차 | 평균의 표준오차 | t값 | 유의 확률 |
|--------|----|---------|-------|-----|-------|----------|--------|-------|
| | 번호 | 사전 / 사후 | | | | | | |
| 2023-1 | 39 | pre | 3.880 | 193 | 0.774 | 0.056 | -2.554 | .006 |
| | | post | 4.090 | 193 | 0.840 | 0.060 | | |
| | 41 | pre | 3.960 | 193 | 0.732 | 0.053 | -2.230 | .013 |
| | | post | 4.150 | 193 | 0.856 | 0.062 | | |
| | 40 | pre | 4.010 | 193 | 0.760 | 0.055 | -2.495 | .007 |
| | | post | 4.210 | 193 | 0.796 | 0.057 | | |
| | 34 | pre | 4.230 | 193 | 0.816 | 0.059 | 2.357 | .010 |
| | | post | 4.030 | 193 | 0.841 | 0.061 | | |
| | 42 | pre | 3.960 | 193 | 0.880 | 0.063 | -2.553 | .006 |
| | | post | 4.200 | 193 | 0.845 | 0.061 | | |
| | 36 | pre | 3.800 | 193 | 0.875 | 0.063 | -1.048 | .148 |
| | | post | 3.900 | 193 | 0.924 | 0.067 | | |
| | 37 | pre | 3.610 | 193 | 0.907 | 0.065 | -3.605 | <.001 |
| | | post | 3.950 | 193 | 0.951 | 0.068 | | |
| | 33 | pre | 4.320 | 193 | 0.790 | 0.057 | 4.119 | <.001 |
| | | post | 3.970 | 193 | 0.857 | 0.062 | | |

| 학기 | 분류 | | 평균 | N | 표준 편차 | 평균의 표준오차 | t값 | 유의 확률 |
|--------|------|---------|-------|-------|-------|----------|--------|-------|
| | 번호 | 사전 / 사후 | | | | | | |
| 2023-2 | 39 | pre | 3.630 | 193 | 0.826 | 0.059 | -5.804 | <.001 |
| | | post | 4.090 | 193 | 0.778 | 0.056 | | |
| | 41 | pre | 3.680 | 193 | 0.791 | 0.057 | -7.079 | <.001 |
| | | post | 4.240 | 193 | 0.832 | 0.060 | | |
| | 40 | pre | 3.760 | 193 | 0.789 | 0.057 | -7.301 | <.001 |
| | | post | 4.310 | 193 | 0.755 | 0.054 | | |
| | 34 | pre | 3.960 | 193 | 0.789 | 0.057 | -0.515 | .303 |
| | | post | 4.000 | 193 | 0.848 | 0.061 | | |
| | 42 | pre | 3.780 | 193 | 0.789 | 0.057 | -4.935 | <.001 |
| | | post | 4.180 | 193 | 0.874 | 0.063 | | |
| | 36 | pre | 3.560 | 193 | 0.853 | 0.061 | -2.167 | .016 |
| | | post | 3.750 | 193 | 0.896 | 0.064 | | |
| 37 | pre | 3.490 | 193 | 0.861 | 0.062 | -4.403 | <.001 | |
| | post | 3.890 | 193 | 0.886 | 0.064 | | | |
| 33 | pre | 4.030 | 193 | 0.790 | 0.057 | 0.261 | .397 | |
| | post | 4.010 | 193 | 0.816 | 0.059 | | | |
| 2024-1 | 39 | pre | 3.750 | 193 | 0.736 | 0.053 | -3.164 | <.001 |
| | | post | 3.990 | 193 | 0.794 | 0.057 | | |
| | 41 | pre | 3.930 | 193 | 0.700 | 0.050 | -1.640 | .051 |
| | | post | 4.060 | 193 | 0.824 | 0.059 | | |
| | 40 | pre | 3.960 | 193 | 0.710 | 0.051 | -2.083 | .019 |
| | | post | 4.130 | 193 | 0.763 | 0.055 | | |
| | 34 | pre | 4.190 | 193 | 0.748 | 0.054 | 2.505 | .007 |
| | | post | 3.980 | 193 | 0.854 | 0.061 | | |
| | 42 | pre | 3.880 | 193 | 0.798 | 0.057 | -3.072 | .001 |
| | | post | 4.120 | 193 | 0.811 | 0.058 | | |
| | 36 | pre | 3.680 | 193 | 0.848 | 0.061 | -0.109 | .457 |
| | | post | 3.690 | 193 | 0.934 | 0.067 | | |
| 37 | pre | 3.550 | 193 | 0.796 | 0.057 | -1.418 | .079 | |
| | post | 3.680 | 193 | 0.990 | 0.071 | | | |
| 33 | pre | 4.250 | 193 | 0.679 | 0.049 | 3.838 | <.001 | |
| | post | 3.970 | 193 | 0.746 | 0.054 | | | |

〈표 11〉 공분산 행렬의 동일성에 대한 Box의 검정

| | |
|--------|---------|
| Box의 M | 97.535 |
| 거짓 | 3.230 |
| 자유도 1 | 30 |
| 자유도 2 | 2999164 |
| 유의 확률 | <.001 |

〈표 12〉 다변량 검정 결과

| | 효과 | 값 | 거짓 | 가설 자유도 | 오차 자유도 | 유의 확률 |
|----|-----------------|--------|-----------|--------|---------|-------|
| 절편 | Pillai의 트레이스 | 0.978 | 16761.735 | 3.00 | 1150.00 | .000 |
| | Wilks의 람다 | 0.022 | 16761.735 | 3.00 | 1150.00 | .000 |
| | Hotelling의 트레이스 | 43.726 | 16761.735 | 3.00 | 1150.00 | .000 |
| | Roy의 최대근 | 43.726 | 16761.735 | 3.00 | 1150.00 | .000 |

| | 효과 | 값 | 거짓 | 가설 자유도 | 오차 자유도 | 유의 확률 |
|-----------------|-----------------|-------|--------|--------|---------|-------|
| AI 활용 | Pillai의 트레이스 | 0.042 | 8.133 | 6.00 | 2302.00 | <.001 |
| | Wilks의 람다 | 0.959 | 8.203 | 6.00 | 2300.00 | <.001 |
| | Hotelling의 트레이스 | 0.043 | 8.272 | 6.00 | 2298.00 | <.001 |
| | Roy의 최대근 | 0.042 | 16.061 | 3.00 | 1151.00 | <.001 |
| 사전/사후 | Pillai의 트레이스 | 0.136 | 60.151 | 3.00 | 1150.00 | <.001 |
| | Wilks의 람다 | 0.864 | 60.151 | 3.00 | 1150.00 | <.001 |
| | Hotelling의 트레이스 | 0.157 | 60.151 | 3.00 | 1150.00 | <.001 |
| | Roy의 최대근 | 0.157 | 60.151 | 3.00 | 1150.00 | <.001 |
| AI 활용* 사전/사후 | Pillai의 트레이스 | 0.010 | 1.924 | 6.00 | 2302.00 | .073 |
| | Wilks의 람다 | 0.990 | 1.926 | 6.00 | 2300.00 | .073 |
| | Hotelling의 트레이스 | 0.010 | 1.927 | 6.00 | 2298.00 | .073 |
| | Roy의 최대근 | 0.009 | 3.510 | 3.00 | 1151.00 | .015 |

〈표 13〉 오차 분산의 동일성에 대한 Levene의 검정

| | | Levene 통계량 | 자유도 1 | 자유도 2 | 유의 확률 |
|---------------------|------------|------------|-------|----------|-------|
| 문제 분해, 추상화, 알고리즘 설계 | 평균 기준 | 1.491 | 5 | 1152 | .190 |
| | 중위수 기준 | 1.379 | 5 | 1152 | .230 |
| | 자유도 보정 중위수 | 1.379 | 5 | 1112.313 | .230 |
| | 절삭 평균 기준 | 1.504 | 5 | 1152 | .186 |
| 자동화, 시뮬레이션 | 평균 기준 | 2.432 | 5 | 1152 | .033 |
| | 중위수 기준 | 2.359 | 5 | 1152 | .038 |
| | 자유도 보정 중위수 | 2.359 | 5 | 1138.778 | .038 |
| | 절삭 평균 기준 | 2.487 | 5 | 1152 | .030 |
| 수업 만족도 | 평균 기준 | 3.882 | 5 | 1152 | .002 |
| | 중위수 기준 | 3.813 | 5 | 1152 | .002 |
| | 자유도 보정 중위수 | 3.813 | 5 | 1142.985 | .002 |
| | 절삭 평균 기준 | 3.875 | 5 | 1152 | .002 |

〈표 14〉 개체-간 효과 검정 결과

| 원인 | 종속변수 | 제 III 유형 제곱합 | 자유도 | 평균 제곱 | 거짓 | 유의 확률 |
|--------|---------------------|--------------|-----|-----------|-----------|-------|
| 수정된 모형 | 문제 분해, 추상화, 알고리즘 설계 | 38.033 | 5 | 7.607 | 17.423 | <.001 |
| | 자동화, 시뮬레이션 | 124.809 | 5 | 24.962 | 37.310 | <.001 |
| | 수업 만족도 | 14.146 | 5 | 2.829 | 6.613 | <.001 |
| 절편 | 문제 분해, 추상화, 알고리즘 설계 | 11288.531 | 1 | 11288.531 | 25857.355 | .000 |
| | 자동화, 시뮬레이션 | 7125.437 | 1 | 7125.437 | 10650.357 | .000 |
| | 수업 만족도 | 18037.293 | 1 | 18037.293 | 42161.426 | .000 |
| AI 활용 | 문제 분해, 추상화, 알고리즘 설계 | 6.589 | 2 | 3.295 | 7.547 | <.001 |
| | 자동화, 시뮬레이션 | 3.479 | 2 | 1.740 | 2.600 | .075 |
| | 수업 만족도 | 2.932 | 2 | 1.466 | 3.427 | .033 |
| 사전/사후 | 문제 분해, 추상화, 알고리즘 설계 | 30.772 | 1 | 30.772 | 70.486 | <.001 |
| | 자동화, 시뮬레이션 | 120.683 | 1 | 120.683 | 180.385 | <.001 |
| | 수업 만족도 | 7.073 | 1 | 7.073 | 16.532 | <.001 |

| 원인 | 종속변수 | 제 III 유형 제곱합 | 자유도 | 평균 제곱 | 거짓 | 유의 확률 |
|-----------------|---------------------|--------------|------|-------|-------|-------|
| AI 활용* 사전/사후 | 문제 분해, 추상화, 알고리즘 설계 | 0.671 | 2 | 0.336 | 0.769 | .464 |
| | 자동화, 시뮬레이션 | 0.647 | 2 | 0.323 | 0.483 | .617 |
| | 수업 만족도 | 4.140 | 2 | 2.070 | 4.839 | .008 |
| 추정값 | 문제 분해, 추상화, 알고리즘 설계 | 502.928 | 1152 | 0.437 | | |
| | 자동화, 시뮬레이션 | 770.726 | 1152 | 0.669 | | |
| | 수업 만족도 | 492.843 | 1152 | 0.428 | | |
| 전체 | 문제 분해, 추상화, 알고리즘 설계 | 11829.491 | 1158 | | | |
| | 자동화, 시뮬레이션 | 8020.972 | 1158 | | | |
| | 수업 만족도 | 18544.281 | 1158 | | | |
| 수정된 합계 | 문제 분해, 추상화, 알고리즘 설계 | 540.961 | 1157 | | | |
| | 자동화, 시뮬레이션 | 895.535 | 1157 | | | |
| | 수업 만족도 | 506.988 | 1157 | | | |

〈표 15〉 사후검정 - AI 활용

| 종속변수 | AI 활용 (I) | AI 활용 (J) | 평균 차이 (I-J) | 표준 오차 | 유의 확률 | 95% 신뢰구간 | |
|--------------------|-----------|-----------|-------------|---------|-------|----------|---------|
| | | | | | | 하한 | 상한 |
| 문제분해, 추상화, 알고리즘 설계 | 미활용 | 선택 | .1409 | 0.04756 | .013 | 0.0243 | 0.2575 |
| | | 필수 | .1740 | 0.04756 | .001 | 0.0574 | 0.2905 |
| | 선택 | 미활용 | -.1409 | 0.04756 | .013 | -0.2575 | -0.0243 |
| | | 필수 | .0331 | 0.04756 | .785 | -0.0835 | 0.1496 |
| | 필수 | 미활용 | -.1740 | 0.04756 | .001 | -0.2905 | -0.0574 |
| | | 선택 | -.0331 | 0.04756 | .785 | -0.1496 | 0.0835 |
| 자동화, 시뮬레이션 | 미활용 | 선택 | -.1317 | 0.05888 | .082 | -0.2760 | 0.0126 |
| | | 필수 | -.0885 | 0.05888 | .323 | -0.2328 | 0.0558 |
| | 선택 | 미활용 | .1317 | 0.05888 | .082 | -0.0126 | 0.2760 |
| | | 필수 | .0432 | 0.05888 | .764 | -0.1011 | 0.1875 |
| | 필수 | 미활용 | .0885 | 0.05888 | .323 | -0.0558 | 0.2328 |
| | | 선택 | -.0432 | 0.05888 | .764 | -0.1875 | 0.1011 |
| 수업 만족도 | 미활용 | 선택 | .1182 | 0.04708 | .043 | 0.0028 | 0.2336 |
| | | 필수 | .0894 | 0.04708 | .165 | -0.0260 | 0.2048 |
| | 선택 | 미활용 | -.1182 | 0.04708 | .043 | -0.2336 | -0.0028 |
| | | 필수 | -.0288 | 0.04708 | .829 | -0.1442 | 0.0866 |
| | 필수 | 미활용 | -.0894 | 0.04708 | .165 | -0.2048 | 0.0260 |
| | | 선택 | .0288 | 0.04708 | .829 | -0.0866 | 0.1442 |