

대학생의 생성형 인공지능 활용 교육이 학업적 자기 효능감, 메타인지, 문제해결 능력에 미치는 영향*

The Effect of Generative AI-based Education on College Students' Academic Self-Efficacy, Metacognition, and Problem-Solving Skills

유경선[†] · 안성진[‡]

Kyungsun Yoo[†] · Seongjin Ahn[‡]

요 약

본 연구는 컴퓨터공학 전공 대학생을 대상으로 생성형 인공지능을 활용한 데이터 분석 실습이 학업적 자기 효능감, 메타인지, 문제해결능력에 미치는 영향을 검증하고자 하였다. 학업적 자기 효능감 28문항, 메타인지 52문항, 문제해결 능력 45문항에 대해 사전 및 사후 설문한 실험집단 30명의 응답을 상관관계 및 대응 표본 t-검정을 실시하는 정량적 분석과 자기 성찰 보고서 및 인터뷰를 통해 정성적 분석을 하였다. 연구 결과, 생성형 인공지능 활용이 학업적 자기 효능감, 메타인지, 문제해결 능력의 일부 요소에 긍정적인 영향을 미친 것으로 나타났다. 특히 자기조절 효능감과 메타인지의 과정적 지식, 계획, 모니터링, 평가영역, 문제해결의 대안 개발 영역에서 유의미한 향상을 보였으나 문제해결 능력의 디버깅 능력에서는 유의미한 차이를 보이지 않았음을 확인하였다. 생성형 인공지능을 활용한 교육이 컴퓨터 공학 전공 대학생으로 학업적 자기 효능감, 메타인지, 문제해결 능력에 미치는 영향을 체계적으로 연구하는 것은 학문적, 실천적 가치를 모두 지니며 향후 교육 현장에서 생성형 인공지능 도구의 최적화된 활용 방안을 제시하는 데 중요한 기초자료가 될 것이다.

주제어: 생성형 인공지능, 챗GPT, 학업적 자기효능감, 메타인지, 문제해결능력, 인공지능 교육

ABSTRACT

This study aimed to verify the effects of data analysis practice using generative artificial intelligence on academic self-efficacy, metacognition, and problem-solving skills among university students majoring in computer science. The responses of 30 subjects to 28 questions on academic self-efficacy, 52 questions on metacognition, and 45 questions on problem-solving skills were analyzed quantitatively using correlation and paired sample t-tests, and qualitatively using interviews and self-reflection reports. The results of the study showed that the use of generative AI had a positive impact on some elements of academic self-efficacy, metacognition, and problem-solving skills. In particular, there was a significant improvement in self-regulatory efficacy and metacognition in the areas of process knowledge, planning, monitoring, and evaluation, and developing alternatives to problem solving, but there was no significant difference in debugging ability in problem-solving skills. The systematic study of the impact of generative AI education on the academic self-efficacy, metacognition, and problem-solving skills of computer science majors has both academic and practical value, and will provide an important basis for suggesting how to optimize the use of generative AI tools in future educational settings.

Keywords: Generative artificial intelligence, ChatGPT, Academic self-efficacy, Metacognition, Problem-solving, Artificial intelligence education

[†]정회원: 성균관대학교 대학원 교과교육학과 컴퓨터교육 전공 박사

[‡]중신회원: 성균관대학교 사범대학 컴퓨터교육과 교수(교신저자)

논문투고: 2024년 06월 14일, 심사완료: 2024년 07월 06일, 게재확정: 2024년 07월 10일

* 이 논문은 2022년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2022S1A5A2A03053294)

1. 서론

최근 인공지능(AI) 기반 플랫폼은 인공지능 기술을 활용하여 학습자의 수준과 특성을 분석하고 맞춤형 정보를 제공함으로써 교육 환경을 혁신하고 있다. 초거대 언어모델(Large Language Models, LLM)을 기반으로 한 생성형 인공지능(Generative AI) 기술은 대학 교육에서도 주목받고 있어 교육적 영향을 미칠 가능성이 있음을 보여주지만 실제 수업 적용에 대한 연구는 아직 초기 단계이다[1][2].

하버드 대학교의 교수진의 연구에 따르면 생성형 인공지능을 통한 대화형 수업 활동이 개인 맞춤형 학습을 촉진하여 학생들이 프로그램 개발을 통한 문제 해결력을 향상시킨다 하였다[3]. 하지만 Zastudil et al.(2023)은 생성형 인공지능을 활용한 컴퓨터 교육에서 코딩 작업을 자동화함으로써 학생들이 소프트웨어 설계, 분석, 평가와 같은 좀 더 고차원적인 활동에 집중할 수 있도록 한다고 하였으나 학생들이 도구에 의존하게 되어 프로그래밍 개념을 이해하는 메타인지에 방해가 될 위험이 있다고 지적하였다[4]. 또한 University of Leeds (2023)의 사례 연구에 따르면 생성형 인공지능을 활용하여 광고 디자인 제작을 하였으며 인공지능이 생성한 이미지와 아이디어를 결합하여 창작 과정을 보완할 수 있었지만 사람이 만든 콘텐츠 보다는 깊이나 표현력이 부족한 경우가 많았다고 밝혀 보조적 학습 도구의 활용에 효과가 있음을 언급하였다[5].

이와 같은 배경으로 컴퓨터 공학은 고도의 문제 해결 능력과 깊이 있는 이해가 요구되는 학문 분야로, 생성형 인공지능 도구가 이러한 역량을 향상시키는 데 실질적으로 기여할 수 있는지를 명확히 이해하는 것이 필요하다. 생성형 인공지능을 활용한 교육이 학업적 자기 효능감에 미치는 영향은 학습 동기 및 성과를 향상시킬 수 있으며 학습자가 자신의 학습 과정을 계획, 모니터링, 평가하는 메타인지 능력이 어떻게 강화될 수 있는지를 분석하는 것은 중요한 연구 과제이다. 또한 문제 해결 능력은 컴퓨터 과학 교육의 핵심 목표 중 하나로 생성형 인공지능 도구가 실질적인 문제 해결 과정에서 어떤 역할을 하는지에 대한 연구는 교육적 효과성을 평가하는 데 필수적이다. 따라서, 생성형 인공지능을 활용한 교육이 컴퓨터 공학 전공 대학생들의 학업적 자기 효능감, 메타인지, 문제 해결 능력에 미치는 영향을 체계적으로 연구하는 것은 학문적, 실천적 가치를 모두 지니며 향후 교육 현장에서 생성형 인공지능 도구의 최적화된 활용 방안을 제시하는 데 중요

한 기초자료가 될 것이다.

2. 연구 배경

2.1 생성형 인공지능의 특성과 교육적 활용

생성형 인공지능은 기존 인공지능 도구들이 입력에 따른 한정된 출력을 제공하는 것과 달리, 고도화된 자연어 처리(Natural Language Processing) 과정을 통해 텍스트를 이해하고 생성하는 능력을 갖추고 있다. ChatGPT는 사전 학습(pre-trained)된 대규모 텍스트 자료를 기반으로 인간의 언어를 이해하고 해석하며, 적절한 의견이나 정보를 생성하는 특성을 지닌다. 또한, 이미지와 텍스트에 대한 다중양식(multimodal) 기술을 적용하여 다양한 입력에 대응할 수 있다[6].

ChatGPT의 목적은 주로 인간과 인공지능 시스템 간의 신속한 상호작용을 통해 과제 수행을 높이고, 의미 있는 의사소통을 지원하는 것이다. 예를 들어, 공학 분야에서는 프로그램 오류 수정, 교육에서는 질의응답 및 상호작용 촉진 도구로 활용될 수 있다[7][8]. 또한 프로그램 오류에 대한 버그(bug) 수정, 번역, 요약 등의 언어적 과제를 수행하는 데 유용하며, 학습자의 개별적인 튜터링 및 맞춤형 학습을 지원하는 데 도움을 줄 수 있다. 그러나 ChatGPT의 사용에는 몇 가지 제한점이 존재한다. 제한된 사전 학습 데이터와 정보 생성의 한계로 인해 부정확한 정보 제공, 표절 등의 윤리적 문제가 발생할 수 있으며, 잘못된 정보를 제공하는 환각 현상도 발생할 수 있다. 따라서, ChatGPT의 교육적 활용에 있어 교수자와 학습자의 올바른 태도와 전략 수립이 필요하다 [9].

2.2 학업적 자기 효능감과 구성요인

Bandura(1993)는 학업적 자기 효능감을 구체적인 상황에서 자신의 가치와 능력에 대한 확신인 자신감으로 설명하며, 이는 자신의 가치에 대한 판단인 자기존중감과 구분된다. 또한 자기효능감은 도전적인 과제를 선호하는 성향인 과제난이도 선호(task difficulty preference)와 자기조절 효능감(self-regulatory efficacy)과 자신감(confidence)으로 구성된다고 하였다[10][11][12].

자기효능감에 영향을 주는 요소는 과거 경험, 모델링 관찰, 언어적 설득, 심리적 상태 등으로 구분된다. 과거의 성공 경험은 자기 효능감을 증가시키고, 본보기

관찰을 통해 필요한 기술의 실행 방법을 배울 수 있다. 언어적 설득은 도전적인 과제에 대한 격려로 자기 효능감을 증가시키며, 실패에 대한 불안과 같은 심리적 상태는 자기 효능감을 감소시킬 수 있다. 또한 학업적 자기 효능감이 학습과 문제 해결에 영향을 미치며, 높은 자기 효능감이 긍정적인 학습 결과를 초래함을 설명하였다[10][14][15].

본 연구에서는 Bandura(1986)가 제시한 자기 효능감의 구성 요소인 자신감, 자기조절 효능감, 과제난이도 선호를 학업적 자기 효능감의 하위 요인으로 구성하였으며 각각의 요인은 학습자가 자신의 학습 능력에 대해 보이는 확신, 자기관찰 및 자기판단, 도전적인 과제 선택 등의 과정을 포함하였다.

2.3 메타 인지와 구성 요인

Flavell(1979)과 Brown(1987)은 메타인지를 '인지에 대한 지식'과 '인지에 대한 조절'로 개념화하였으며, Schraw와 Dennison(1994)은 메타인지를 인지에 대한 지식영역과 인지 조절 영역으로 세부적으로 나누어 정의하였다. 인지에 대한 지식은 선언적 지식(declarative knowledge), 과정적 지식(procedural knowledge), 조건적 지식(conditional knowledge)으로 구분된다. 선언적 지식은 '무엇'에 해당하는 지식, 과정적 지식은 '어떻게'에 해당하는 지식, 조건적 지식은 '왜'와 '언제'에 해당하는 지식을 의미한다[16][17][18]. 인지에 대한 조절은 계획(planning), 점검(monitors), 평가(evaluation)로 나뉜다. 계획은 학습 상황 이전에 목표를 설정하고 일의 효율적 배분을 의미하며, 점검은 현재 수행 중인 과제를 잘 진행하고 있는지 점검하는 과정, 평가는 학습 상황 이후 수행된 전략들의 효율성을 평가하는 것이다[19]. Zimmerman(2000)은 학업적 자기 효능감이 높은 학생들은 자신의 학습 과정에 대한 통제감을 느껴 메타인지 활동을 더 잘 수행할 수 있으며 상호간의 영향을 미친다고 하였다[20]. 또한 Flavell(1979)은 메타인지 능력이 뛰어난 학생들은 문제를 체계적으로 접근하고 해결책을 모색하는 데 유리하며, 문제 해결 과정에서 자신의 사고 과정을 모니터링하고 조정할 수 있기 때문에 보다 효과적인 해결책을 도출할 수 있다고 설명하였다[21].

2.4 문제해결 능력

이석재(2003)는 문제 해결자가 당면한 문제를 해결하기 위해 문제를 명료화하고 문제원인 분석을 통해 대안을 개발하고 이를 실행하기 위한 계획 및 그 수행 결과에 대한 평가를 체계적으로 관리할 수 있는 능력으로 보았다. 문제 해결의 능력 요소로 문제 명료화, 원인 분석, 대안 개발, 계획 수립 및 실행, 수행평가로 정의하였다[22]. 문제 해결 능력은 학업적 자기 효능감, 메타인지와 서로 긴밀히 연결되어 있으며 이들 간의 상호 작용은 학습 성과를 높이는 데 중요한 역할을 한다. 메타인지는 자기 효능감을 강화하고, 이는 다시 문제 해결 능력을 촉진한다. 또한 문제 해결 과정에서의 성공 경험은 학업적 자기 효능감과 메타인지 능력을 더욱 향상시키는 긍정적 순환 효과를 가져온다고 하였다[22].

3. 연구 방법

3.1 연구 설계

본 연구에서는 데이터분석 과목을 수강하는 컴퓨터 공학 전공 대학생을 대상으로 생성형 인공지능을 활용한 실습이 학업적 자기 효능감, 메타인지, 문제해결 능력에 미치는 영향을 검증하고자 하였다. 이를 위해 수업은 다음과 같이 설계하였다.

교수자 수업 설계에서는 학업적 자기 효능감의 구성 요소인 과거의 경험, 모델링 관찰, 격려, 성공 기억과 측정 요소인 수준, 강도, 일반성을 고려하여 수업을 구성하였다. 데이터 분석 과목의 필수 학습 요소를 각 차시마다 반복적으로 제시하여 학생들이 경험을 쌓을 수 있도록 하였다. 또한, 문제 해결 과정을 발표하도록 하여 다른 학습자들이 모니터링하고 관찰할 수 있는 기회를 제공하였다. 상, 중, 하의 수준별 과제를 제시하여 학생들이 선택한 과제에서 성공 경험을 쌓을 수 있도록 하였으며, 문제 해결의 성공과 실패 시에는 칭찬과 격려하였다.

학습자 수업 설계에서는 제시된 수준별 과제 중 직접 과제를 선택하고, 메타인지 지식 인식, 즉 선언적 지식, 과정적 지식, 조건적 지식과 계획, 점검, 평가를 통해 자신의 인지 능력을 판단하고 기를 수 있도록 자기 성찰 보고서를 작성하게 하고 문제 해결 경험을 발표하여 공유하였다. 실험 전후의 설문조사, 학생들의 과제 수행 결과, 발표 및 자기 성찰보고서 및 인터뷰 내

용을 통해 데이터를 수집하였다.

3.2 연구 대상

본 연구에서는 데이터분석 전공 교과를 수강하는 30명의 학생을 대상으로 6주간 진행하였다. 연구 대상은 컴퓨터 공학을 전공하는 대학교 4학년 학생으로 연구 참여자의 인구통계학적 특성은 [Table 1]과 같다.

Table 1. Demographic characteristics of study subjects

Category	Characteristic	Frequency	Rate(%)
Gender	Male	27	90.0
	Female	3	10.0
Age group	20's (Ages 20-29)	30	100.0
Grade	1 Grade	-	-
	2 Grade	-	-
	3 Grade	-	-
	4 Grade	30	100.0
Major	Computer Engineering	30	100.0

3.3 연구 도구

본 연구는 생성형 인공지능 활용에 대한 학업적 자기 효능감, 메타인지, 문제해결 능력을 측정하기 위해 구조화된 설문지를 활용하였다. 학업적 자기 효능감 28 문항 메타인지 52문항, 문제해결능력 45문항으로 구성되었다. 각 문항은 5점(매우 그렇다)에서 1점(전혀 그렇지 않다)의 Likert 5점 척도로 평정하도록 하였다.

3.3.1 학업적 자기효능감

본 연구에서는 대학생의 학업적 자기 효능감을 측정하기 위해 김아영과 박인영(2001)이 Bandura(1986)의 자기 효능감 이론에 입각하여 개발하고 타당화한 ‘학업적 자기 효능감 척도(Academic Self-Efficacy)’를 사용하였다. 이 척도는 학습자가 학습과제를 수행해 나가는 자신의 능력에 대한 판단을 측정하며, 과제난이도 선호, 자기조절 효능감, 자신감의 세 가지 하위영역으로 구성되어 있다. 각 영역에 대한 문항 수는 과제난이도 선호 10문항, 자기조절 효능감 10문항, 자신감 8문항으로 총 28문항으로 구성되어 있으며, ‘과제 난이도 선호’는 “나는 복잡하고 어려운 문제에 도전하는 것이 재미있다.” 등의 문항으로 구성되어 있다. 학업적 자기 효능감 측정도구의 문항 구성 및 신뢰도는 [Table 2]와 같다.

Table 2. Academic self-efficacy Survey item composition and reliability

Factor	Num	Question	Cronbach's α
Preference for Task Difficulty	10	1,2*,3*,4,5,6*,7*,8,9,10	.89
Self-regulatory Efficacy	10	11,12,13,14,15,16,17,18,19,20	.83
Confidence	8	21*,22*,23*,24*,25*,26*,27*,28*	.80
Sum	28	-	.87

3.3.2 메타인지

본 연구에서는 대학생의 메타인지를 측정하기 위해 Schraw와 Dennison(1994)이 성인 학습자의 메타인지를 측정하기 위하여 개발하고 신예진(2011)이 번안한 ‘메타인지능력 검사지(Metacognitive Awareness Inventory: MAI)’를 사용하였다[17][24]. 인지에 대한 지식 17문항, 인지에 대한 조절 35문항으로 구성되어 있으며 선언적 지식은 “나는 내 자신의 지적 능력의 장단점(강점과 약점)을 알고 있다.” 등의 문항으로 구성되어 있다. 메타인지 측정 문항 구성 및 신뢰도는 [Table 3]과 같다.

Table 3. Metacognition Survey item composition and reliability

Factor	Num	Question	Cronbach's α	
Cognitive Knowledge	Declarative Knowledge	8	5,10,12,16,17,20,32,46	.78
	Procedural Knowledge	4	3,14,27,33	.70
	Conditional Knowledge	5	15,18,26,29,35	.65
Cognitive Regulation	Planning	7	4,6,8,22,23,42,45	.71
	Information Management	10	9,13,30,31,37,39,41,43,47,48	.73
	Monitoring	7	1,2,11,21,28,34,49	.73
	Debugging	5	25,40,44,51,52	.60
	Evaluation	6	7,19,24,36,38,50	.68
Sum	52	-	.94	

3.3.3 문제해결능력

본 연구에서는 대학생의 문제해결 능력을 측정하기 위해 이석재(2003)가 개발한 ‘문제해결 능력 진단지’를 사용하였다[23]. 문제 명료화 5문항, 원인 분석, 대안 개발, 계획 수립 및 실행, 수행평가 각 10문항으로 구성되어 있으며, 문제 명료화는 “내가 원하는 상태와

현재 상태간의 차이가 무엇인지를 생각한다.” 등의 문항으로 구성되어 있다. 메타인지 측정 문항 구성 및 신뢰도는 [Table 4]와 같다.

Table 4. Problem solving ability Survey item composition and reliability

Factor		Num	Question	Cronbach's α	
Problem Clarification	Problem Recognition	5	1,2,3,4,5	.69	.69
Cause Analysis	Information Gathering	5	6,7,8,9,10	.70	.79
	Analysis	5	11,12,13,14,15	.73	
Alternative Development	Divergent Thinking	5	16,17,18,19,20	.65	.81
	Decision Making	5	21,22,23,24,25	.76	
Planning/Implementation	Planning	5	26,27,28,29,30	.77	.83
	Implementation and Risk Taking	5	31,32,33,34,35	.76	
Performance Evaluation	Evaluation	5	36,37,38,39,40	.67	.81
	Feedback	5	41,42,43,44,45	.63	
Sum		52	-	.94	

3.5 분석 방법

본 연구에서는 생성형 인공지능을 활용한 실습이 학업적 자기 효능감, 메타인지, 문제해결능력에 미치는 영향을 검증위해 IBM SPSS 29.0.2을 사용하였다. 이 연

구에서 주요 변수인 학업적 자기 효능감, 메타인지, 문제해결 능력의 하위 요소 간 상관관계를 확인하기 위해 피어슨의 상관관계 분석을 실시하였으며 사전 및 사후 검사 결과를 비교하는 대응 표본 t-검정을 실시하는 정량적 분석을 진행하였다. 실험 기간 동안 작성한 자기 성찰 보고서에 학습 과정에서 직면한 문제와 생성형 인공지능을 활용한 해결 과정을 기술하고 이 과정에서 느낀 점 및 인지적 변화를 기록하도록 하였다. 제출된 보고서는 내러티브 분석(Narrative Analysis)를 통해 분석하여 학생들이 학습과정에서 경험한 구체적인 사례와 인지적 변화 등을 심층적으로 이해하고 분석하였다. 성적 분석의 타당성을 확보하기 위하여 참여자 검토를 진행하였으며 자기 성찰 보고서의 주요 분석 결과를 참여자들에게 확인하여 해석의 정확성을 검증하고자 하였다.

4. 연구 결과

4.1 학업적 자기 효능감, 메타인지, 문제해결 능력에 대한 정량적 분석

생성형 인공지능을 활용한 데이터 분석 실습을 통하여 학습적 자기 효능감, 메타인지, 문제해결 능력의 하위 요소인 주요 변수 간의 상관관계를 분석한 결과는 연구 결과는 [Table 5]와 같다. 자기 조절 효능감과 과정적 지식($r=.655, p<.001$), 문제 해결력의 계획과 수립

Table 5. Pearson's Correlation analysis results

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
1	1															
2	.424*	1														
3	.553**	.274	1													
4	.330	.655***	.216	1												
5	.556**	.573***	.170	.781***	1											
6	.352	.359	.070	.724***	.804***	1										
7	.438*	.549**	-.032	.635***	.762***	.683***	1									
8	.405*	.409*	-.073	.630***	.817***	.813***	.661***	1								
9	.193	.415*	-.038	.488**	.580***	.662***	.674***	.571***	1							
10	.370*	.431*	-.002	.526**	.676***	.737***	.599***	.834***	.450*	1						
11	.255	.429*	-.072	.491**	.603***	.531**	.699***	.523**	.766***	.517**	1					
12	.423*	.357	.148	.291	.388*	.543**	.400*	.590***	.286	.638***	.081	1				
13	-.021	.163	-.213	.099	.310	.285	.288	.507**	.390*	.501**	.242	.424*	1			
14	.196	.461*	-.019	.540**	.574***	.670***	.521**	.655***	.561**	.682***	.297	.615***	.505**	1		
15	.405*	.637***	0.223	.623***	.667***	.544**	.600***	.631***	.452*	.696***	.567**	.381*	.414*	.555**	1	
16	.145	.248	.001	.534*	.595*	.626**	.596**	.656**	.412	.586**	.465	.255	.346	.518*	.424*	1

* $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$, 1.Preference for Task Difficulty, 2.Self-regulatory Efficacy, 3.Confidence, 4.Declarative Knowledge, 5.Procedural Knowledge, 6.Conditional Knowledge, 7.Planning, 8.Information Management, 9.Monitoring, 10.Debugging, 11.Evaluation, 12.Problem Clarification, 13.Cause Analysis, 14.Alternative Development, 15.Planning/Implementation, 16.Performance Evaluation

($r=.637, p<.001$)로 유의한 상관관계를 보였고, 메타인지의 과정적 지식은 문제해결력의 대안 개발($r=.574, p<.001$), 계획 수립 및 실행($r=.667, p<.001$), 수행평가($r=.595, p<.001$)로 유의한 상관관계를 보였다. 메타인지의 조건적 지식은 인지 조절 영역인 디버깅($r=.737, p<.001$)과 유의한 상관관계를 보였다. 반면 학업적 자기 효능감의 하위 요소인 자신감은 메타인지 및 문제해결력의 하위 요소와 유의한 상관관계를 나타내지 않았다.

생성형 인공지능을 활용한 데이터 분석 실습을 통하여 학습적 자기 효능감, 메타인지, 문제해결능력에 미치는 영향을 확인하기 위한 연구 결과는 [Table 6]과 같다.

학업적 자기 효능감의 하위 요인인 자기조절 효능감이 0.05수준에서 유의미한 결과를 보였다. 자기 조절 효능감은 학습자가 자기관찰, 자기판단, 자기반응과 같은 자기 조절적 기대를 잘 수행할 수 있는지에 대한 효능 기대로 데이터 분석 실습 시 분석과정을 탐색하고 계획을 수립 및 조정할 줄 알며 데이터 분석 시 어려움이 발생하였을 때 이를 해결하기 위해 긍정적인 태도를 유지하며 지속적으로 학습하려는 능력에 영향을 미친 것으로 판단하였다.

Table 6. Paired Sample t-Test Results

Factor	M		SD		t	p
	Pre	Post	Pre	Post		
Self-regulatory Efficacy	3.21	3.39	0.65	0.67	-2.092	0.045
Procedural Knowledge	3.28	3.55	0.67	0.65	-2.699	0.011
Planning	3.38	3.61	0.59	0.66	-2.414	0.022
Monitoring	3.14	3.50	0.52	0.64	-3.298	0.003
Evaluation	3.14	3.44	0.65	0.65	-2.752	0.010
Alternative Development	3.54	3.78	0.52	0.59	-2.762	0.010
Divergent Thinking	3.43	3.77	0.63	0.64	-3.144	0.004

메타인지는 인지에 대한 지식 영역에서 과정적 지식이 0.05수준에서 유의미한 결과를 보였다. 과정적 지식은 학습 전략 사용 방법에 대한 지식으로 학습자가 특정 과제를 수행하는데 필요한 전략이나 방법을 이해하고 사용하는 능력이 향상되었음을 의미한다. 분석 도구에 대한 사용법을 숙지하고 효과적으로 활용하는 능력이 향상되었으며 새로운 분석 방법을 학습할 때 효과적인 학습 전략을 선택하고 더 빠르게 학습 내용을 이해할 수 있는 능력 향상에 영향을 미쳤다고 판단하였다. 인지에 대한 조절 영역은 계획이 0.05수준에서 유의미한 결과를 나타냈으며 모니터링과 평가는 0.01수

준에서 유의미한 결과를 나타냈다. 모니터링은 자신의 학습과 학습전략 사용에 대한 평가 능력을 평가는 학습이 끝난 후 수행과 전략의 효율성에 대한 평가를 의미한다. 예상치 못한 오류가 발생하였을 때 이를 빠르게 인식하고 방법을 모색할 수 있으며 분석 과정에서 발견한 부족한 점을 반복 학습하고 이를 향상시킴으로 학습자의 효율성과 성과를 향상시키는데 영향을 미친 것으로 판단하였다.

문제해결능력은 대안 개발 영역에서 0.01수준에서 유의미한 결과를 나타냈다. 하위 영역인 확산적 사고가 0.01수준에서 유의미한 결과를 나타냈다. 확산적 사고는 창의적이고 다양한 해결책을 모색할 수 있는 능력을 의미한다. 기존에 활용하지 않은 데이터 분석 기법 또는 도구를 활용하고 적용하여 다각도로 접근하고 사고할 수 있는 능력에 영향을 미쳤다고 판단하였다.

4.2 학업적 자기 효능감, 메타인지, 문제해결 능력에 대한 정성적 분석

본 연구는 문제 해결 난이도에 따른 상, 중, 하의 과제를 자율적으로 선택하도록 하고 문제 해결 시 코드 작성, 디버깅, 코드 리뷰, 주석 및 문서화, 예시 문제 해결, 문제 해결 아이디어 제안 등의 용도로 생성형 인공지능을 적합하게 활용할 수 있도록 하였다. 정량적 분석에서 나타난 자기 조절 효능감, 메타인지의 과정적 지식, 문제 해결 능력의 대안 개발 영역의 향상은 정성적 분석에서도 학생들이 보고한 경험과 일치하였다. 정량적 분석에서 능력의 향상이 나타났다면, 정성적 분석은 학생들이 어떤 구체적인 전략을 사용했는지, 그리고 그 과정에서 어떤 어려움과 성취를 경험했는지를 심층적으로 이해할 수 있었다.

많은 학생들은 과제를 수행하는데 도구 활용 능력 및 효과적 학습 전략을 수립하는 능력인 자기 조절 효능감이 향상되었음을 확인할 수 있었다. 학습자들은 데이터 분석 과제를 수행하면서 어려움이 발생하였을 때 긍정적인 태도를 유지하며 지속적으로 학습하려는 태도를 보였다. “긴 시간 해당 문제에 머물러 있었지만 예시 코드를 바탕으로 문제 해결에 성공하였고 더 난이도 높은 문제도 해결할 수 있을 것 같다는 생각이 들었다. 생성형 인공지능을 잘 활용한다면 데이터를 다루는 능력이 비약적으로 향상될 것이라고 기대하게 되었다.”, “문제 해결 과정에서 예상치 못한 오류와 여러 번의 시도 끝에 해결할 수 있었다. 앞선 실습 경험을 통해 인내심과 끈기를 바탕으로 문제에 접근하려는 자

세의 중요성을 느꼈다.” 와 같이 자기 조절적 기대를 잘 수행할 수 있는지에 대한 기대를 살펴볼 수 있었다. 또한 하 수준의 난이도 과제를 선택하던 학생들이 좀 더 어려운 수준의 과제를 선택하고 해결하려는 모습을 확인할 수 있었다. 이는 6주간의 실습을 통해 문제 해결에 대한 자기 효능감 향상으로 난이도 높은 과제를 선택하고 과제를 수행하는 방법을 이해하고 사용하는 능력이 향상된 것으로 확인되었다.

“챗GPT를 활용하는 과정에서 기본 지식이 기반이 되어야 한다는 것을 느꼈다.”, “자신의 학습 상태를 인식하고 자신의 학습 상태를 반성적 사고로 평가하는 모습도 확인할 수 있었다.”, “강의 자료에 있는 방법과 다른 접근 방법을 알려줄 때 다양한 시각으로 접근할 수 있음을 알 수 있었다.”, “문제에 적합한 해결 방법을 적용해보자겠다.” 와 같이 수업 시 제한적인 교수 내용 외에 다양한 접근법을 스스로 탐색하고 접근하는 사고가 길러졌음을 알 수 있었다.

문제해결능력의 하위 요인인 디버깅 능력은 대응 표본 T-검정 결과 0.686의 유의 확률을 나타내어 유의한 차이를 보이지 않았다. 이에 대한 근거로는 “문제 수행 시 오류가 발생하면 처음에는 생성형 인공지능을 활용하여 문제를 해결하였다. 이를 단순 반복하다보니 오류의 원인과 방안 모색에 대한 근본적인 문제점을 놓치게 되었다. 이를 생각하며 해결 가능한 오류는 스스로 찾아보는 활동으로 변경하였다.”, “코드 오류를 찾는 데 유용했지만, 그 오류의 근본 원인을 이해하고 수정하는 데는 한계가 있었다.”와 같은 응답을 통해 오류 메시지의 해석에는 유용하지만 생성형 인공지능이 제공하는 즉각적인 해결책이 오히려 문제의 근본 원인 분석을 방해하고 있음을 알 수 있다. 이는 정량적 분석에서 조건적 지식에 유의한 영향이 나타나지 않았으며 조건적 지식과 디버깅간의 높은 상관관계를 나타내는 분석과 일치하였다.

5. 결론 및 논의

본 연구는 컴퓨터공학 전공 대학생을 대상으로 생성형 인공지능을 활용한 데이터 분석 실습이 학업적 자기 효능감, 메타인지, 문제해결 능력에 미치는 영향을 검증하고자 하였다. 연구 결과, 생성형 인공지능 활용이 학업적 자기 효능감, 메타인지, 문제해결 능력의 일부 요소에 긍정적인 영향을 미친 것으로 나타났다. 특히 자기조절 효능감과 메타인지의 과정적 지식, 계획, 모니터링, 평가영역,

문제해결의 대안 개발 영역에서 유의미한 향상을 보였으나 문제해결 능력의 디버깅 능력에서는 유의미한 차이를 보이지 않았음을 확인하였다. 본 연구의 주요 결과를 요약하면 다음과 같다.

첫째, 학업적 자기 효능감의 하위 요인인 자기조절 효능감이 유의미한 향상을 보였다. 이는 학습자가 데이터 분석 실습 과정에서 자기관찰, 자기판단, 자기반응을 효과적으로 수행할 수 있는 능력이 향상되었음을 시사한다. 학생들은 데이터 분석 과정을 탐색하고 계획을 수정하며 어려움이 발생했을 때 긍정적인 태도를 유지하며 지속적으로 학습하려는 모습을 보였다.

둘째, 메타인지의 과정적 지식, 계획, 모니터링, 평가 능력에서 유의미한 결과가 나타났다. 이는 학생들이 학습 전략 사용 방법에 대한 지식을 이해하고 효과적으로 적용할 수 있게 되었음을 의미한다. 학생들은 생성형 인공지능을 통해 분석 도구의 사용법을 숙지하고 새로운 분석 방법을 학습할 때 효과적인 전략을 선택할 수 있었다.

셋째, 문제해결능력의 대안 개발 영역에서 유의미한 향상을 보였다. 특히 확산적 사고가 향상되어 학생들이 다양한 해결책을 모색하고 창의적으로 문제를 해결할 수 있게 되었다. 이에 반해 디버깅 능력에서는 유의미한 차이를 보이지 않았다. 학생들은 근본적인 문제 원인 분석과 해결 방안 모색에 방해가 되었다. 이는 생성형 인공지능의 도움을 받더라도 학생들이 스스로 문제를 해결하는 경험을 쌓는 것이 중요함을 시사한다.

본 연구는 정량적 분석으로 각 능력의 효과성을 입증하고, 정성적 분석을 통해 그 효과가 발현되는 과정을 이해하게 하였다. 이를 통해 교수자는 학습 보조 도구로 사용되 학습자가 자신의 이해와 사고를 기반으로 결과를 도출하도록 유도할 수 있어야 한다. 또한 학습자가 윤리적 기준을 준수하면서 정보의 정확성과 적절성을 평가하고 분석하는 비판적 사고를 기르도록 지도해야 하는 교수자의 역할 또한 중요하다고 하겠다. 이는 생성형 인공지능을 활용한 컴퓨터 교육에서 교수자와 학습자의 활용 방안을 제시하는데 중요한 기초자료가 될 것으로 기대한다.

본 연구는 몇 가지 한계가 있다. 첫째, 연구 대상의 수가 제한적이었으며, 다양한 전공과 학년의 학생들을 포함하지 않았다. 둘째, 짧은 실습 기간 동안의 변화를 평가하였다. 따라서, 향후 연구에서는 다양한 전공과 학년의 학생들을 대상으로 장기적인 실습을 통해 더 포괄적인 결과를 도출할 필요가 있다. 이를 통해 인공지능 도구의 교육적 활용 가능성을 더욱 구체적으로 파악할 수 있을 것이다.

참고문헌

[1] Ali, A., Shamsan, A., Hezam, S., & Mohammed, M. (2023). English education enhancement with AI tools. *Journal of Educational Technology, 34*(2), 123-145.

[2] Farrokhnia, M., Banihashem, S., Noroozi, O., & Wals, A. (2023). The impact of AI on academic integrity. *AI and Ethics Journal, 11*(2), 203-218.

[3] Barnard Center for Engaged Pedagogy. (2023). *Integrating generative AI in teaching and learning*. Retrieved from <https://cep.barnard.edu>

[4] Zastudil, C., Rogalska, M., Kapp, C., Vaughn, J., & MacNeil, S. (2023). Generative AI in Computing Education: Perspectives of Students and Instructors. *In 2023 IEEE Frontiers in Education Conference (FIE)*. DOI: 10.1109/FIE58773.2023.10343467

[5] University of Leeds. (2023). Case studies: *How is generative AI being used at Leeds?* In *Generative AI Leeds*. Retrieved from <https://generative-ai.leeds.ac.uk/case-studies>

[6] Ray, S. (2023). Advanced Machine Learning Techniques in AI Development. *AI and Machine Learning Journal, 29*(4), 321-337.

[7] Baker, J. (2023). Understanding the Role of AI in Modern Education. *Journal of Educational Technology, 45*(2), 123-138.

[8] Chakraborty, S., Roy, S., & Kumar, R. (2023). The Impact of Generative AI on Learning Environments. *International Journal of AI in Education, 37*(1), 99-115.

[9] Cooper, A. (2023). Ethical Considerations in the Use of AI for Education. *Ethics and AI Journal, 11*(3), 203-219.

[10] Bandura, A. (1986). *Social foundations of thought and action: A social cognitive theory*. Prentice-Hall.

[11] Bandura, A. (1993). Perceived self-efficacy in cognitive development and functioning. *Educational Psychologist, 28*(2), 117-148.

[12] Bandura, A. (1997). *Self-efficacy: The exercise of control*. W.H. Freeman.

[13] Schunk, D. H. (1991). Self-efficacy and academic motivation. *Educational Psychologist, 26*(3-4), 207-231.

[14] Eggen, P., & Kauchak, D. (2011). *Educational psychology: Windows on classrooms*. Pearson.

[15] Kitsantas, A., Zimmerman, B. J., & Cleary, T. J. (2000). The role of observation and emulation in the development of athletic self-regulation. *Journal of Educational Psychology, 92*(4), 811-817.

[16] Flavell, J. H. (1979). Metacognition and cognitive monitoring: A new area of cognitive-developmental inquiry. *American Psychologist, 34*(10), 906-911.

[17] Schraw, G., & Dennison, R. S. (1994). Assessing meta-cognitive awareness. *Contemporary Educational Psychology, 19*(4), 460-475.

[18] Jacobs, J. E., & Paris, S. G. (1987). Children's meta-cognition about reading: Issues in definition, measurement, and instruction. *Educational Psychologist, 22*(3-4), 255-278.

[19] Schraw, G., Crippen, K. J., & Hartley, K. (2006). Promoting self-regulation in science education: Metacognition as part of a broader perspective on learning. *Research in Science Education, 36*, 111-139.

[20] Zimmerman, B. J. (2000). *Attaining self-regulation: A social cognitive perspective*. In M. Boekaerts, P. R. Pintrich, & M. Zeidner (Eds.), *Handbook of Self-Regulation* (pp. 13-39). San Diego: Academic Press.

[21] Flavell, J. H. (1979). Metacognition and cognitive monitoring: A new area of cognitive-developmental inquiry. *American Psychologist, 34*(10), 906-911.

[22] Lee, S., Jang, Y., Lee, H., & Park, K. (2003). *A study on the development of life-skills: Communication, problem solving, and self-directed learning*. Korean Educational Development Institute. ISBN 89-8388-822-9-93370.

[23] Shin, Y. J. (2011). *The application and effectiveness of blended learning in university chemistry laboratory classes (Doctoral dissertation)*. Ewha Womans University Graduate School.



유 경 선

2003년 한성대학교 정보전산학부(학사)
 2008년 가천대학교 교육대학원
 전자계산교육전공 (석사)
 2024년 성균관대학교 대학원
 컴퓨터 교육 전공 (박사)

관심분야: 인공지능 윤리, SW 교육, AI 교육, 컴퓨팅 사고력
 E-mail: sunzone81@g.skku.edu



안 성 진

1988년 성균관대학교 정보공학과 (학사)
 1990년 성균관대학교 정보공학과 (석사)
 1998년 성균관대학교 정보공학과 (박사)
 1990년-1995년 KIST/SERI 연구원
 1996년 정보통신기술사

1999년 3월 ~ 현재 성균관대학교 컴퓨터교육과 교수
 관심분야: 네트워크, 정보보안, SW교육, 인공지능 윤리
 E-mail: sjahn@skku.edu