

생성형 AI 기반 UI 디자인 프로토타입 제작 교육 효과 연구

코딩 역량 수준별 자기효능감과 AI 의존성 비교

A Study on the Effects of Generative AI-Based UI Design Prototyping Education

A Comparison of Self-Efficacy and AI Dependency by Coding Proficiency Level

주 저 자 : 백대은 (Baik, Dae Eun)

청주대학교 디지털미디어디자인학과 교수
debaik@nate.com

<https://doi.org/10.46248/kidrs.2026.3.610>

접수일 2026. 08. 14. / 심사완료일 2026. 08. 30. / 게재확정일 2026. 09. 07. / 게재일 2026. 09. 30.

Abstract

This study explored the effects of generative AI-based UI design prototyping education among undergraduate design students by coding proficiency level (intermediate, basic, and pre-basic), focusing particularly on differences in self-efficacy and AI dependency. Fifty-one students were divided into three groups based on prior coding proficiency and underwent the same educational program during the first semester of 2026 (March-June 2026). A mixed-methods approach was applied, collecting survey data and open-ended written responses through July 21, 2026, to measure six constructs: perception, learning effect, self-efficacy, learning satisfaction, continuance intention, and AI dependency. Results showed that perception, learning effect, learning satisfaction, and continuance intention were uniformly high across all groups regardless of coding proficiency ($M=4.3-4.7$), with no significant differences, whereas self-efficacy ($p=.026$) and AI dependency ($p=.002$) showed significant group differences. The higher-proficiency group showed significantly lower AI dependency and relatively higher self-efficacy, and self-efficacy correlated positively with satisfaction and continuance intention, and negatively with dependency. Qualitative analysis further revealed that most learners viewed generative AI as a supplementary tool rather than a replacement for coding education, and came to recognize the need for deeper, more specialized knowledge beyond foundational coding—suggesting that education should be designed to incorporate AI collaboration in a staged, progressive manner.

Keyword

Generative AI(생성형 AI), UI Design Prototyping(UI 디자인 프로토타입), Coding Proficiency(코딩 역량), 학습 만족도(Learning Satisfaction), Self-Efficacy(자기효능감)

요약

본 연구는 디자인 전공 학부생을 대상으로 생성형 AI 기반 UI 디자인 프로토타입 제작 교육의 효과를 코딩 역량 수준(중급, 기초, 기초 미이수)에 따라 비교·분석하고, 특히 자기효능감과 AI 의존성의 차이에 주목하였다. 연구대상은 51명으로, 2026학년도 1학기 동안 사전 코딩 역량에 따라 세 집단으로 구분하여 동일한 교육을 실시하였고, 학기 종료 후 2026년 7월 21일까지 설문조사와 개방형 서술 응답을 함께 수집하는 혼합 연구 방법을 적용하여 인식, 학습효과, 자기효능감, 학습 만족도, 지속 사용 의도, AI 의존성의 6개 구인을 측정하였다. 분석 결과, 인식, 학습효과, 학습 만족도, 지속 사용 의도는 코딩 역량 수준과 무관하게 전 집단에서 고르게 높아 유의한 차이가 없었으나 ($M=4.3\sim 4.7$), 자기효능감($p=.026$)과 AI 의존성($p=.002$)은 집단 간 유의한 차이를 보였다. 코딩 역량이 높은 A그룹은 AI 의존성이 유의하게 낮고 자기효능감은 상대적으로 높았으며, 자기효능감은 만족도, 지속 사용 의도와 정적 상관관, 의존성과는 부적 상관관을 보였다. 질적 분석에서도 다수가 생성형 AI를 코딩 학습의 대체가 아닌 보조 도구로 인식하였다. 이번 생성형 AI 활용 교육 연구를 통해 학습자는 기초 코딩 학습보다 더 깊이 있고 전문적인 지식을 습득해야 한다는 인식을 하게 되었고, 이는 단계적으로 AI와 협업하는 교육 방향으로 설계되어야 함을 시사한다.

목차

1. 서론

2. 이론적 배경

- 2-1. 생성형 AI 기반 UI 디자인 프로토타입 제작 교육의 변화

- 2-2. 생성형 AI 활용 디자인 교육 연구 동향
- 2-3. 학습 만족도의 개념적 정의
- 2-4. 자기효능감의 개념적 정의
- 2-5. AI 의존성의 개념적 정의

3. 연구 방법

- 3-1. 연구대상 및 절차
- 3-2. 측정 도구 구성 및 자료 분석 방법

4. 연구 결과

- 4-1. 응답자 구성 및 생성형 AI 활용 조사 결과
- 4-2. 코딩 수준별 척도 기술통계 및 차이 검증

- 4-3. 주요 구인 간 상관관계
- 4-4. 개방형 서술 응답 질적 분석

5. 결론

참고문헌

1. 서론

최근 생성형 AI의 발전은 디자인 분야의 제작 환경과 교육 방식에 새로운 변화를 가져오고 있다. 생성형 AI 서비스들은 대규모 언어모델(LLM) 기반으로 웹사이트 기획, 정보구조 설계, UI 디자인, 프로토타입 구현, 오류 수정(디버깅)에 이르는 웹디자인 프로세스 전반을 지원하며 UI 디자인 교육의 활용 범위를 확대하고 있다. 이에 따라 HTML·CSS·JavaScript 등 코딩 중심으로 이루어지던 프로토타입 제작 교육은 생성형 AI와의 협업 중심 학습 환경으로 점차 전환되고 있다.

그러나 국내 UI 디자인 교육에서는 생성형 AI를 실무 중심의 프로토타입 제작과정과 체계적으로 연계한 교육모형에 관한 실증연구가 아직 충분하지 않으며, 동일 교과목 내에서도 학습자의 코딩 역량 차이가 상이하하여 생성형 AI 활용 효과와 학습 만족도에도 차이가 나타날 가능성이 제기된다. 생성형 AI는 이해되지 않는 내용을 즉시 질문하고 답을 얻을 수 있는 자기주도학습 보조 도구로 기능한다는 점¹⁾ 코딩 수준이 낮은 학습자일수록 AI 의존도가 높아지거나 반대로 학습효과가 상쇄될 가능성도 함께 예측해볼 수 있다.

UI 디자인 교육에서 프로토타입 제작은 사용자 경험을 구체화하고 인터랙션을 검증하는 핵심 학습 단계로, 생성형 AI는 코드 생성과 반복적 수정을 지원함으로써 학습자의 기술적 부담을 완화하고 문제 해결 과정을 보조하는 교육 도구로 활용되고 있다. 다만 AI의 지원이 학습자의 자기효능감과 자기 주도적 문제 해결 역량에 어떤 영향을 미치는지는 코딩 수준에 따라 상이하게 나타날 수 있어, 이에 대한 실증적 검증이 요구된다.

이에 본 연구는 디자인 전공 학생 51명을 대상으로, 사전 코딩 역량에 따라 중급(A그룹), 기초(B그룹), 기초 미완수(C그룹)의 세 집단으로 구분하고 동일한 생성형 AI 기반 UI 디자인 프로토타입 제작 교육과 프로젝트 과제를 수행하도록 하였다. 이후 코딩 수준별 학습성과와 학습 만족도를 비교·분석하고, 개방형 설문을 통한 질적자료를 함께 수집하여 정량·정성 결과를 상호 검증하는 혼합 연구 방법(Mixed Methods Research)을 적용하였다. 이를 통해 생성형 AI 기반 UI 디자인 교육의 효과를 실증적으로 확인하고, 향후 디자인 교육 현장에 활용 가능한 교육모형 개발의 기초자료를 제공하고자 한다.

2. 이론적 배경

2-1. 생성형 AI 기반 UI 디자인 프로토타입 제작 교육의 변화

생성형 AI는 사용자 요구 분석, 정보구조 설계, 화면 구성 등 UX/UI 디자인 프로세스 전반을 지원하며, 특히 프로토타입 제작 단계에서는 HTML·CSS·JavaScript 코드를 자동 생성하여 구현 시간을 단축하는 역할을 한다. ChatGPT, Claude, Gemini는 자연어 기반 코드 생성과 오류 수정에, Visual Studio Code, Cursor AI, Microsoft Copilot은 개발 환경과 통합된 코드 자동완성과 리팩토링에 강점이 있어,²⁾ 생성형 AI는 단순한 자동화 도구를 넘어 학습자의 문제 해결 과정에 참여하는 교육적 도구로 자리매김하고 있다.

1) 김선영·심주보·심재창, 'A Study on the Utilization of OpenAI ChatGPT as a Second Language Learning Tool', 한국멀티미디어학회, Journal of Multimedia Information System, Vol.10, No.1, 2023. pp.79-88

2) Moran, K., Gibbons, S., & The Experts at NN/g, 'The UX Reckoning: Prepare for 2025 and Beyond', Nielsen Norman Group, (2025.01.10.)
<https://www.nngroup.com/articles/ux-reset-2025/>

생성형 AI 등장 이전의 웹의 UI 디자인 교육은 Sketch, Figma, Adobe XD 등 디자인 도구로 와이어 프레임과 인터랙티브 프로토타입을 제작하되, 실제 동작하는 HTML 기반 결과물을 구현하려면 별도의 코딩 능력이 요구되었다. 이에 따라 그래픽·비주얼 중심의 디자인전공 학생들에게 HTML·CSS·JavaScript 학습은 필수적이지만 어려운 교육 요소로 인식되고 있다. 생성형 AI의 확산은 이러한 구조를 변화시켜, 학습자가 텍스트 프롬프트만으로 레이아웃을 생성하고 코드를 수정하고 보완함으로써 실제 동작하는 웹사이트를 제작할 수 있게 하였다. 실제로 Figma는 2025년 7월 디자인 프로토타이핑 전 과정에 AI 기능을 통합한 Figma AI를 정식 출시하였으며³⁾, 최소한의 코드 작성만으로 구현하는 로우코드(Low-code)와 코딩 지식 없이 시각적 인터페이스로 구현하는 노코드(No-code) 플랫폼에 생성형 AI가 결합되면서 코딩 경험이 부족한 학습자도 비교적 쉽게 프로토타입을 제작하는 사례가 늘고 있다.⁴⁾ 다만 생성형 AI가 프로토타입 제작을 지원하더라도 HTML 구조와 CSS 스타일, JavaScript 동작 원리에 대한 기본적 이해는 여전히 결과물의 완성도와 문제 해결 능력을 좌우하므로, 기존 코딩 교육을 대체하기보다 이를 생성형 AI와 협업하는 방향의 교육이 필요하다.

2-2. 생성형 AI 활용 디자인 교육 연구 동향

생성형 AI의 확산과 함께 디자인 교육 분야에서도 AI 활용에 관한 연구가 활발히 이루어지고 있다. 국내 연구는 생성형 AI 기반 디자인 교육모형 개발, 디자인 사고 지원, 프롬프트 활용 교육, UX/UI 디자인 교육 적용 등을 중심으로, AI가 학습자의 창의성, 문제 해결 능력, 학습효율에 긍정적 영향을 미친다는 결과를 제시해 왔다. 국외 연구에서는 생성형 AI 기반 사용자 경험 설계, 인터랙션 디자인, 코드 생성형 디자인 교육에 관한 연구가 증가하고 있으며, 생성형 AI를 단순 제작 도구가 아닌 협업 파트너(Co-Designer)로 인식하는 관점이 확대되면서 프롬프트 작성 능력(Prompt Literacy)과 AI 활용 역량(AI Literacy)이 디자인 교육의 새로운 핵심 역량으로 제시되고 있다.

[표 1]에서 선행연구는 대체로 생성형 AI 활용 사례

소개, 교육모형 제안, 결과물 분석에 초점을 두고 있어, 학습자의 코딩 역량 수준에 따른 교육 효과를 비교·분석한 연구는 상대적으로 부족하다. 프로그래밍 교육 분야의 국외 논문 [표 1]⁵⁾의 5. Prather et al.(2024)와 6. Margulieux et al.(2024)은 생성형 AI 활용이 초보 학습자의 자기효능감과 의존성에 이질적으로 작용한다는 연구가 있으나, UI 디자인 프로토타입 제작 맥락에서 코딩 수준별 학습효과를 실증적으로 검증한 연구는 아직 제한적이다.

[표 1] 국내외 선행연구 현황

연구자	연구 내용
1 석금주 (2025)	디자인 교육에서 생성형 AI 도구의 활용 방안 / 시각 디자인 교육, 학생 실험
2 천애리 (2025)	생성형 AI를 활용한 시각 융합 디자인 교육과정 연구 / 시각 융합디자인 교육
3 김지영 (2025)	AI 기반 콘텐츠 생성 툴의 UX/UI가 학습 경험-지속 사용에 미치는 영향 / UX 평가 중심
4 유채아·이지선 (2025)	UX 디자인 교육에서 생성형 AI 도구의 효과와 한계 / UX 교육, 학생 실험
5 Prather et al. (2024)	The Widening Gap: The Benefits and Harms of Generative AI for Novice Programmers / 코딩 수준별 AI 활용격차, 학생 실험
6 Margulieux et al. (2024)	Self-Regulation, Self-Efficacy, and Fear of Failure Interactions with How Novices Use LLMs to Solve Programming Problems / 자기효능감·실패공포에 따른 LLM 활용 양상 차이, 학생 실험
7 Petridis et al. (2024).	Promptinfuser: AI-UI 설계 결합이 디자인 워크 플로우에 미치는 영향 / UI 디자인, 디자인인 대상
8 Li, T. et al. (2025).	AI in the Loop 사용자 중심 설계: 바이브코딩 기반 UI 프로토타이핑 사례 연구 / 실험대상 없음

이에 본 연구는 디자인 전공 학부생을 코딩 수준에 따라 집단화하여 생성형 AI 기반 UI 디자인 프로토타입 제작 교육의 학습성과와 학습 만족도를 비교·분석함으로써 기존 연구와의 차별성을 확보하고, 생성형 AI를 효과적으로 활용하기 위한 교육적 시사점을 제시하고자 한다.

2-3. 학습 만족도의 개념적 정의

학습 만족도는 교육의 질적 성과를 가능하는 핵심 지표로서, 학습자가 교육과정에서 갖는 기대와 실제 인식된 학습성과 간의 비교를 통해 형성되는 정서적 반

3)FIGMA SHORTCUT , 프롬프트,프로토타입,퍼펙트:
이제 모든 사용자가 Figma Make 사용,(2026.06.05.)
<https://www.figma.com/ko-kr/blog/figma-make-general-availability/>

4)ELANCER, 노코드·로우코드 개발 (2026.07.10.)
<https://www.elancer.co.kr/detail/78>

5) [표1]의 선행 연구논문의 출처는 참고문헌에 명시 함.

응⁶⁾으로 정의된다.

즉, 학습자가 수업 설계와 교수 방법, 학습경험을 통해 자신의 기대가 충족되었다고 지각할 때 긍정적인 만족감을 경험하며, 기대와 실제 경험 간 격차가 클수록 만족도는 낮아진다. 이러한 관점은 본 연구가 다루는 생성형 AI 기반 UI 디자인 프로토타입 제작 교육에도 적용될 수 있다. 학습자는 생성형 AI라는 새로운 도구를 활용한 수업방식에 대해 사전 기대를 형성하며, 실제 수업을 통해 프로토타입 구현 능력이 향상되고 문제 해결 과정이 수월해졌다고 인식할 때 높은 학습 만족도를 경험하게 된다. 특히 코딩 수준이 상이한 학습자 집단에서는 이러한 기대와 성과 간 지각 차이가 다르게 나타날 수 있어, 학습 만족도는 생성형 AI 기반 교육의 효과성을 판단하는 핵심 준거로 기능한다.

2-4. 자기효능감의 개념적 정의

자기효능감(self-efficacy)은 특정 과업을 성공적으로 수행할 수 있다는 개인의 신념으로 정의되며, 학습 동기과 과제 지속력을 예측하는 핵심 심리적 변인⁷⁾으로 다루어져 왔다.

프로그래밍 교육 맥락에서도 자기효능감은 학습자가 오류를 스스로 해결하고 새로운 기능을 구현할 수 있다는 자신감으로 나타나며, 생성형 AI 도구의 사용 방식과 밀접하게 상호작용하는 것⁸⁾으로 보고된다. 본 연구가 다루는 UI 디자인 프로토타입 제작 교육에서도 자기효능감은 학습자가 생성형 AI의 도움 없이도 스스로 코드를 이해하고 수정할 수 있다는 인식과 직결된다. 특히 사전 코딩 역량이 높은 학습자일수록 AI가 제시한 결과물을 비판적으로 검증하고 자신의 지식체계에 통합할 수 있어 자기효능감이 상대적으로 높게 형성될 가능성이 있으며, 이는 코딩 수준별 그룹 차이를 검증하는 본 연구의 핵심적인 논거가 된다.

6) Topala, I., & Tomozii, S., 'Learning Satisfaction: Validity and Reliability Testing for Students' Learning Satisfaction Questionnaire (SLSQ)', *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 2014, Vol.128, p.380-386

7) Bandura, A., 『Self-Efficacy: The Exercise of Control』, W. H. Freeman, 1997, p.3

8) Margulieux, L. E. et al., 'Self-Regulation, Self-Efficacy, and Fear of Failure Interactions with How Novices Use LLMs to Solve Programming Problems', *ACM, Proceedings of the 2024 on Innovation and Technology in Computer Science Education V.1*, 2024, p.276-282

2-5. AI 의존성의 개념적 정의

AI 의존성은 학습자가 과업 수행 과정에서 스스로 사고하거나 문제를 해결하기보다 AI가 제시하는 결과물에 수동적으로 의지하는 정도를 의미한다. Prather 등 (2024)은 초보 프로그래밍 학습자가 생성형 AI를 비판적으로 활용하는 집단과 수동적으로 의존하게 되는 집단으로 나누는 '격차(widening gap)' 현상을 보고하며, 교육되지 않은 AI 활용이 과도한 의존을 유발할 위험이 있음을 지적하였다.⁹⁾ 이러한 의존성은 단기적으로 과제 완성도를 높일 수 있으나, 장기적으로는 학습자의 자기 주도적 문제 해결 역량 형성을 저해할 수 있다는 점에서 교육적으로 중요하게 다루어져야 한다. 본 연구는 이러한 논의에 기반하여, 기초 코딩 지식을 갖춘 학습자일수록 AI 결과물을 스스로 검증·수정할 수 있어 의존성이 낮게 나타날 것이라는 가설을 설정하고 이를 실증적으로 검증하고자 하였다.

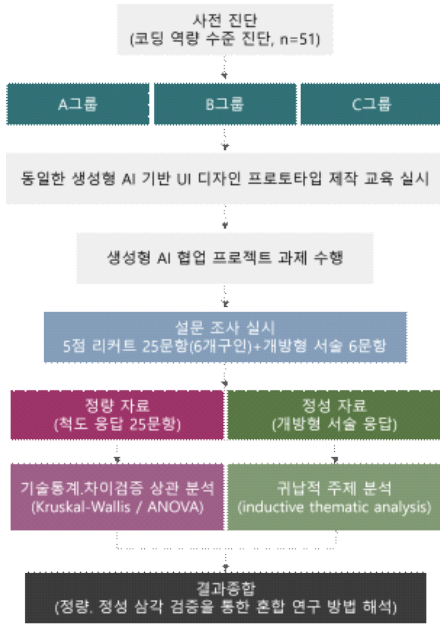
3. 연구 방법

3-1. 연구대상 및 절차

본 연구는 생성형 AI를 활용한 UI 디자인 프로토타입 제작 교육이 학습자의 프로토타입 제작 수행과 학습 만족도에 미치는 영향을 분석하기 위하여, 2026학년도 1학기 충청지역 종합대학 디지털미디어디자인학과 3학년 재학생 51명을 대상으로 자료를 수집하였다. 실험은 AI 기반 웹디자인 UI 디자인 실기 교과목에서 진행하였다. 먼저 학기 초 학습자의 코딩 능력을 사전 진단하고, 2개 분반을 통합하여 학습자의 코딩 수준에 따라 A·B·C의 3개 그룹으로 분류하였다. 모든 집단은 동일한 수업내용, 학습 진도, 프로젝트 과제 및 평가 기준을 적용받았으며, 코딩 수준에 따른 생성형 AI 활용 과정과 UI 디자인 프로토타입 제작을 수행하고, 최종 결과물을 제출하였다. 자료수집을 위해 학기 종료 후 2주간 설문 링크를 발송하고, 설문조사를 실시하여 데이터를 비교·분석하였다. 그다음 그룹별 개방형 설문을 통한 질적자료를 함께 수집하여 정량·정성 결과를 상호 검증하였다. 프로젝트명은 포트폴리오 웹사이트 제작

9) Kazemitabaar, M. et al., 'Studying the Effect of AI Code Generators on Supporting Novice Learners in Introductory Programming', *ACM, Proceedings of the 2023 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 2023, p.1-23

로 총 10페이지 내외로 제시하였다. 그리고 사전단계에서는 이론, 프로젝트 기획안, 웹페이지 설계, 디자인 시안을 수행하고, 본 실험단계에서는 반응형 웹 코드 실습, 생성형 AI 사용법 학습 과정을 진행한 후, 생성형 AI 활용 UI 디자인 웹사이트 프로토타입 제작 최종 결과물을 완성하는 15주 강의 커리큘럼으로 계획하였다.



[그림 1] 연구 절차 모형

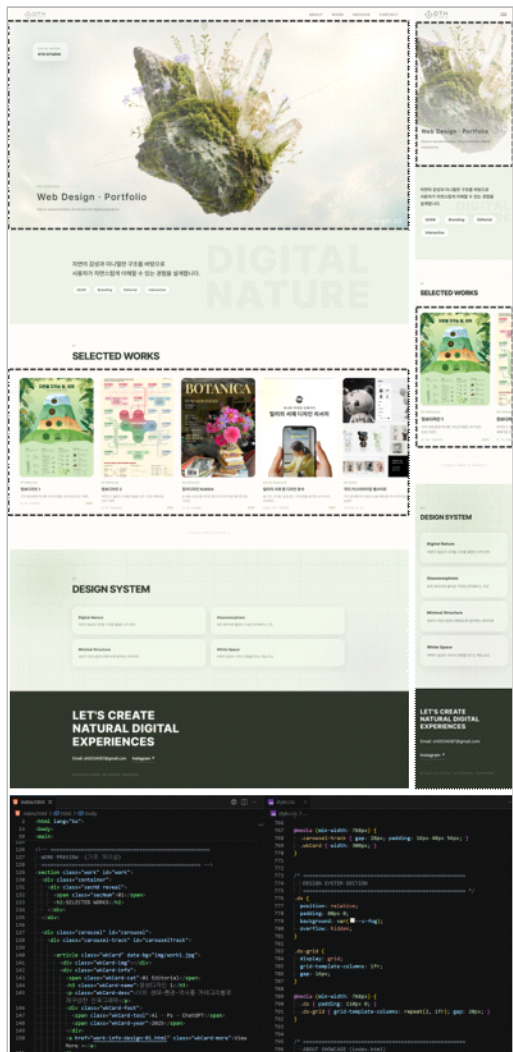
본 실험 과정에서는 문제 정의, AI 활용 범위, 생성 결과 비교, 다양한 편집 내용과 선택 이유, 윤리 검토를 지도하였다.

[표 2] 연구 실험 수업 설계

	포트폴리오 웹사이트 제작			프로젝트명
사전 단계	디자인 리서치, 아이디어 도출, 벤치마킹, 페이지 내용 분류 및 구성			기획
	와이어프레임			구조 설계
본 실험 단계	컬러, 폰트, 로고, 버튼 모양, 이미지 작업			디자인 시안
	A그룹(19명) HTML, CSS, JavaScript 중급 코딩	B그룹(17명) HTML, CSS 기초 코딩	C그룹(15명) 코딩 경험 없음	연구대상 코딩 수준별 구분 (총 51명)
프로토타입	반응형 웹 예제실습, 코드 용어 및 원리, 미디어 쿼리			1단계

단계	생성형 AI 프롬프트 사용법	2단계
	1단계+2단계 통합 사용하여 디자인 개선 및 최종 완성	3단계

[표 2]는 연구 실험 수업 설계를 작성한 내용이다. 학습 만족도는 Topala and Tomozii(2014)의 Students' Learning Satisfaction Questionnaire (SLSQ)를 이론적 근거로 참고하되, 생성형 AI 기반 UI 디자인 프로토타입 제작 교육이라는 연구 맥락에 적합하도록 문항을 수정·보완하여 구성하였다. 이 과정에서 코딩 수준에 따라 생성형 AI 사용 범위와 학습 도움 정도는 어떠한 관계를 맺는지를 주목하였다.



[그림 2] 포트폴리오 웹사이트 제작 프로토타입 결과물 예시 (PC와 Mobile 반응형 웹 화면 및 AI 생성 코드)¹⁰⁾

연구 참여 학습자가 제작한 프로젝트 결과물의 예시는 [그림 2]와 같다. 상단은 PC와 모바일 환경에서 반응형으로 구현된 포트폴리오 웹사이트 화면이며, 하단은 이 중 생성형 AI를 활용하여 작성한 코드 일부를 나타낸 것이다.

생성형 AI에 입력한 프롬프트의 예시는 [표 3]과 같다. 학습자는 반응형 포트폴리오 그리드 섹션을 구현하기 위해, 데스크톱 6열, 태블릿 2열, 모바일 캐러셀 전환 레이아웃 구조, 썸네일 형태의 카드 구성 요소(카테고리 라벨, 제목, 설명, 툴 태그), 인터랙션은 호버 효과와 모바일 스와이프 적용, 톤 앤 매너는 색상, 타이포그래피를 적용하고, 항목별로 구체화하여 프롬프트에 명시하였다. 이처럼 화면 크기별 레이아웃 전환 방식과 세부 인터랙션까지 구체적으로 지시한 프롬프트를 통해, 생성형 AI는 CSS Grid와 Flexbox, scroll-snap을 결합한 반응형 코드를 생성하였다.

[표 3] 반응형 웹 캐러셀 스와이프 제작요청 프롬프트 내용

구분	Selected Works 제작 프롬프트 내용
목적	포트폴리오 웹 index 페이지 3번째 섹션에 들어갈 캐러셀 스와이프를 반응형 웹으로 HTML/ CSS/JS를 사용해 코드를 제작해줘. 화면 크기(데스크톱-태블릿-모바일)에 따라 레이아웃이 자동으로 전환되어야 함.
반응형 브레이크 포인트별 레이아웃	-PC(901px 이상): 6열 그리드 -Tablet(640~900px): 2열 그리드 -Mobile(640px 이하): 좌우 스와이프 캐러셀 (스크롤 스냅 사용, 카드가 화면에 딱 맞춰 걸리도록)
카드 구성 요소	-6개 항목 4:3 비율 썸네일 이미지 -번호 + 영문 카테고리 라벨 -설명 2줄 처리 -하단 구분선
인터랙션 효과	-화면 크기별로 다르게 -PC(이미지 미세 확대) -Tablet, Mobile(스와이프로 카드 전환)
톤 앤 매너	색상과 타이포그래피 적용

3-2. 측정 도구 구성 및 자료 분석 방법

수집된 자료는 Python 3.12(pandas 3.0, SciPy 1.17)를 활용하여 통계분석을 실시하였다. 각 척도의 신뢰도는 Cronbach's α 로 검증하였으며, 코딩 수준(그룹) 간 차이를 검증하기 위해 정규성과 등분산성을 확인하였다. 가정을 충족한 변인은 일원 배치 분산분석

(one-way ANOVA)과 Tukey HSD로 사후검정을 하였고, 가정을 위반한 변인은 Kruskal-Wallis 검정과 Mann-Whitney U 사후 검정(Bonferroni 보정)을 실시 하였으며, 변인 간 관계는 Pearson 상관분석으로 확인하였다.

본 연구에서 사용한 설문지는 크게 세 부분으로 구성된다. 첫째, 응답자의 기본적인 특성을 파악하기 위한 문항(I 영역)과 생성형 AI 사용경험을 묻는 문항(II 영역)을 배치하였다. II영역은 사용경험 시작 시기, 과제 수행 중 활용 빈도, 활용 방법 등을 다루며, 순서나 범주로 응답하는 명목척도 및 서열척도 문항으로 구성하였다. 둘째, 본 연구의 핵심 측정 부분으로, 생성형 AI 활용에 대한 학습자의 인식과 태도를 여러 각도로 측정하기 위해 6개의 하위 구인(構因)을 설정하고 각 구인당 2~5개 문항, 총 25문항을 5점 리커트 척도(1= 전혀 그렇지 않다 ~ 5=매우 그렇다)로 구성하였다(III~VIII영역). 6개 구인은 각각 생성형 AI 활용에 대한 인식, 생성형 AI를 통한 학습효과, 학습자의 자기효능감, 학습 만족도, 향후 지속 사용 의도, AI 의존성이며, 이는 이론적 배경에서 논의한 여섯 가지 핵심 구인과 대응된다. 각 구인의 내적일관성을 검증하기 위해 신뢰도 계수(Cronbach's α)를 산출하였으며, 결과는 [표 4]와 같다.

[표 4] 생성형 AI 활용에 대한 측정 도구 내용 구성

구인	문항 내용 요약	신뢰도
III. 인식	제작 시간 단축	.631
	HTML-CSS 도움	
	JavaScript 도움	
	Debugging 도움	
IV. 학습효과	UI 설계를 이해하는데 도움	.738
	코딩 원리 이해에 도움	
	코딩 제작 능력 향상에 도움	
	문제 해결 능력이 향상	
	학습 과정에 성취감	
V. 자기 효능감	프로토타입 작업에 자신감	.775
	신규 작업이 가능	
	코딩 문제 해결	
	고 난이도 과제 도전이 가능	
	수업 종료 후, AI 활용 능력 향상	
VI. 학습 만족도	학습 경험 흥미도	.918
	재수강 희망	
	타인 추천 의향	
	수업 방식 만족	
VII. 지속사용 의도	교육에서의 필요성 인식	.659
	추후 실무 활용 의향	
VIII. 학습도움	AI 없이 과제 곤란	.795

10) 본 예시는 연구 참여자의 동의를 받아 게재하였으며, 특정 그룹의 대표성을 나타내지 않았으며, 생성형 AI 사용 부분은 점선 상자로 표시함.

(의존성)	AI 없이 코딩 미완성
	AI 결과 그대로 사용
	AI 코드 이해 부족
	AI 없이 재제작 곤란

셋째, 설문의 마지막에는 학습자의 실제 경험과 인식을 심층적으로 파악하기 위한 개방형 서술형 문항 6개(IX영역)를 배치하여, 양적 자료로는 포착하기 어려운 맥락과 이유를 질적으로 분류하였다.

6개 구인의 신뢰도 계수는 $\alpha=.631\sim.918$ 의 범위로 나타나, 사회과학 연구에서 일반적으로 요구되는 수용 기준(.60 이상)을 전반적으로 충족하였다. 다만 지속 사용 의도(VII)는 2개 문항으로 구성되어서 신뢰도 계수가 상대적으로 낮게($\alpha=.659$) 산출되었는데, 이는 Cronbach's α 가 문항 수에 민감하게 반응하는 지표라는 점에서 기인한 것으로, 척도 자체의 타당성 문제라기보다 구조적 특성에 따른 결과로 해석할 수 있다.

4. 연구 결과

4-1. 응답자 구성 및 생성형 AI 활용 조사 결과

본 연구의 응답자는 총 51명으로, 사전 코딩 역량 수준에 따라 세 집단으로 구분하여 모집하였다. 반응형 웹 학습을 마치고 JavaScript까지 이해하고 있는 중급 수준의 A그룹이 19명(37.3%), HTML-CSS 등 기초적인 코드 이해는 갖추었으나 JavaScript 학습은 이수하지 않은 B그룹이 17명(33.3%), 코딩 지식이 전혀 없는 C그룹이 15명(29.4%)으로 구성되었다. 세 집단 모두 동일한 생성형 AI 기반 UI 디자인 프로토타입 제작 교육과 프로젝트 과제를 수행하였으며, 이러한 집단 구분을 통해 코딩 수준이 생성형 AI 활용 효과와 학습 성과에 미치는 영향을 비교할 수 있도록 설계하였다.

한편, 생성형 AI 활용 경험을 살펴보면 응답자의 66.7%가 이미 1년 이상 생성형 AI를 사용해 온 경험이 있는 것으로 나타나, 대부분 학습자가 본 수업 이전부터 생성형 AI 도구에 어느 정도 익숙한 상태였음을 알 수 있다. 실제 과제 수행 과정에서도 응답자의 62.7%가 전체 작업의 70% 이상을 생성형 AI의 도움을 받아 진행했다고 응답하여, 생성형 AI가 프로토타입 제작과정에서 상당히 비중 있게 활용되었음을 확인할 수 있다.

활용 방법에 있어서는 완성하고자 하는 자료용 화면의 스크린샷이나 이미지 시안을 제시하고 이를 바탕으

로 질문하는 방식이 54.9%로 가장 많이 사용되었다. 이는 학습자들이 텍스트만으로 프롬프트를 작성하기보다, 시각적 자료를 함께 제시함으로써 원하는 결과물을 좀 더 명확하게 전달하고자 했음을 시사한다. 가장 도움을 받은 작업으로는 CSS 생성(29.4%)과 디버깅(오류 수정, 25.5%)이 상위를 차지했는데, 이는 반복적이고 규칙 기반의 성격이 강한 작업일수록 생성형 AI의 도움을 받기가 상대적으로 용이했음을 알 수 있다. 마지막으로, 생성형 AI와의 협업을 시작하기에 적절한 시점을 묻는 문항에서는 응답자의 84.3%가 HTML-CSS 등 기초적인 코드 학습을 마친 이후가 적절하다고 응답하였다.

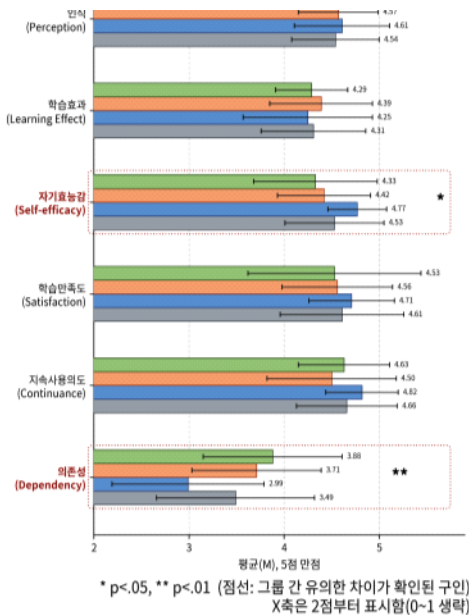
[표 5] 응답자 코딩 정보 그룹 구성 및 AI 경험 조사

구분		빈도(%)
수준별	A그룹 HTML/CSS/JavaScript 이해	19명 (37.3%)
	B그룹 HTML/CSS 이해	17명 (33.3%)
	C그룹 코드 지식 없음	15명 (29.4%)
	계	51명 (100.0%)
AI 사용 경험 시기	2024년부터	22명 (43.1%)
	2025년부터	12명 (23.5%)
	2026년부터	10명 (19.6%)
	2023년부터	4명 (7.8%)
	2022년부터	3명 (5.9%)
	계	51명 (100.0%)
과제 내 사용 빈도	70% 이상	32명 (62.7%)
	50%	13명 (25.5%)
	90% 이상	6명 (11.8%)
	계	51명 (100.0%)
AI 협업 적정 시점 인식	웹 개념+HTML+CSS+반응형 웹 코드 학습 후	26명 (51.0%)
	웹 개념+HTML+CSS 학습 후	17명 (33.3%)
	웹 개념+HTML+CSS+반응형 +JavaScript 학습 후	7명 (13.7%)
	웹 개념(원리) 학습으로 충분	1명 (2.0%)
	계	51명 (100.0%)

이러한 결과는 생성형 AI가 코딩 교육을 대체하는 도구가 아니라, 기초 지식을 갖춘 이후 활용할 때 더욱 효과적으로 작동하는 보조 도구로 인식되고 있음을 보여주었다. 실제로 응답자의 84.3%가 "기초 코드를 먼저 배운 뒤에 AI와 협업하는 것이 적절하다."고 답하고 있어, 코딩 기초를 먼저 다진 다음 AI를 활용하는 단계적 교육 방식이 타당함을 뒷받침하고 있다.

4-2. 코딩 수준(그룹)별 척도 기술통계 및 차이 검증

6개 구인에 대한 그룹별 평균과 표준편차를 살펴보면, 인식, 학습효과, 학습 만족도, 지속 사용 의도는 코딩 수준과 무관하게 세 집단 모두에서 4.3~4.7점(5점 만점) 수준의 높은 수치를 보였다. 반면 자기효능감은 A그룹이 4.77점으로 가장 높았고, B그룹 4.42점, C그룹 4.33점 순으로 나타났으며, 의존성은 이와 반대로 A그룹이 2.99점으로 가장 낮고, B그룹 3.71점, C그룹 3.88점으로 코딩 수준이 낮을수록 높아지는 경향을 보였다.



[그림 3] 코딩 수준(그룹)별 측정 변인 평균 비교

이러한 그룹 간 차이를 검증하기에 앞서, 각 구인의 점수 분포가 정규분포에 가까운지(Shapiro-Wilk 검정), 그룹별로 점수가 흩어진 정도가 비슷한지(Levene 검정)를 먼저 확인하였다. 그 결과 의존성을 제외한 5개 구인은 정규분포 조건을 충족하지 못했는데, 이는 다수의 학습자가 4~5점의 높은 점수에 몰려 응답한 천장 효과(ceiling effect) 때문으로 판단된다. 이에 다섯 개 구인은 순위 기반의 Kruskal-Wallis 검정을, 조건을 충족한 의존성은 일원 배치 분산분석(ANOVA)과 Tukey HSD 사후검정을 적용하였다.

분석 결과, 인식·학습효과·학습 만족도·지속 사용 의도는 $p>.05$ 으로 모두 그룹 간 유의한 차이가 없었다. 즉 생성형 AI 교육에 대한 전반적 인식과 만족감, 활용

의향은 코딩 수준과 무관하게 비슷하게 형성되었다.

반면 자기효능감은 $p=.026$, 의존성은 $p=.002$ 로 그룹 간 유의한 차이가 확인되었다. 자기효능감은 A그룹이 C그룹보다 높은 경향을 보였고, 의존성은 A그룹이 B·C그룹보다 뚜렷하게 낮았다. 즉 코딩 역량이 높은 학습자일수록 AI에 대한 의존은 낮추면서도 스스로 문제를 해결할 수 있다는 자신감은 높게 유지하였다.

이 결과는 서론에서 제기한 예측을 학습 만족도 측면에서는 지지하지 않았으나, 자기효능감·의존성이라는 더 깊은 심리적 변인에서는 지지하는 것으로 해석된다. 즉 생성형 AI 교육은 표면적 만족감 형성에는 코딩 수준과 무관하게 효과적이지만, AI에 의존하지 않고 스스로 해결할 수 있다는 실질적 역량감을 갖추는 데에는 사전 코딩 지식이 유의하게 작용함을 보여준다.

[표 6] 구인 별 기술통계 (전체 및 그룹별, 5점 만점)

구인	검정 방법	통계량	유의확률
인식	Kruskal-Wallis	$H(2)=1.69$	n.s.
	사후검정 결과	: 그룹 간 차이 없음($p=.428$)	
학습 효과	Kruskal-Wallis	$H(2)=0.52$	n.s.
	사후검정 결과	: 그룹 간 차이 없음($p=.772$)	
자기 효능감	Kruskal-Wallis	$H(2)=7.32$	$p=.026^*$
	사후검정 결과	: A>C 경향(수정 $p=.050$), A>B 경향(수정 $p=.080$); B=C	
학습 만족도	Kruskal-Wallis	$H(2)=0.99$	n.s.
	사후검정 결과	: 그룹 간 차이 없음($p=.608$)	
지속사용 의도	Kruskal-Wallis	$H(2)=2.76$	n.s.
	사후검정 결과	: 그룹 간 차이 없음($p=.252$)	
학습도움 (의존성)	one-way ANOVA	$F(2,48)=7.09$	$p=.002^{**}$ $\eta^2=.228$
	사후검정 결과	: A<B($p=.016$), A<C($p=.003$); B=C(n.s.)	

* $p<.05$, ** $p<.01$. 사후검정 p값은 다중비교 보정(Bonferroni/Tukey HSD) 적용값임. 학습만족도는 1개 문항에 결측치 1건이 있어 $n=50$ 으로 산출됨.

4-3. 주요 구인 간 상관관계

[표 7]에서 확인하면 학습 만족도는 자기효능감($r=.596$), 지속 사용 의도($r=.631$)와 강한 정적 상관을 보였다. 의존성은 자기효능감과 유의한 부적 상관($r=-.386$)을 보여, AI 의존이 높을수록 자기효능감은 낮아지는 경향이 확인된다. 인식, 학습효과, 만족도, 지속 사용 의도는 하나의 긍정적 태도를 보이지만, 의존성은 구분되는 것으로 나타난다.

이러한 결과는 최근 프로그래밍 교육 분야의 선행 실증연구와도 맥을 같이한다. Prather 등(2024)은 코

딩 역량이 높은 학습자는 생성형 AI를 활용해 학습 속도를 단축할 수 있지만, 역량이 낮은 학습자는 내용을 충분히 이해하지 못한 채 AI의 도움으로 과제만 통과하는 '착각적 유능감'에 빠지는 경향을 보고하였다.

또한 Margulieux 등(2024)은 자기효능감이 낮고 실패에 대한 두려움이 큰 학습자일수록 생성형 AI를 더 이르고 빈번하게 사용하는 경향이 있음을 확인하였다. 두 연구를 종합하면, 자기효능감이 낮은 학습자일수록 AI에 더 의존하게 되고, 이러한 의존은 스스로 문제를 해결하는 경험을 제한함으로써 자기효능감이 반복적으로 낮아지는 순환적 관계를 형성할 가능성이 제기된다.

[표 기] 구인 간 상관관계

구인	III	IV	V	VI	VII	VIII
III	1					
IV	.613**	1				
V	.317*	.357*	1			
VI	.484**	.383**	.596**	1		
VII	.266	.333*	.587**	.631**	1	
VIII	.021	.102	-.386**	-.155	-.232	1

III-인식 IV-학습효과 V-자기효능감 VI-학습 만족도
VII-지속 사용 의도 VIII-학습 도움(의존성)로 표시함.

*p<.05, **p<.01, (Pearson 상관계수)

본 연구에서 확인된 부적 상관($r=-.386$)은 이러한 선행연구의 논의와 일치하는 결과로, 학습자의 자기효능감을 사전에 확보하는 것이 AI에 대한 건강한 활용태도 형성에 중요함을 시사한다.

4-4. 개방형 서술 응답 질적 분석

개방형 서술 응답에 대한 질적 분석은 다음과 같은 절차로 진행하였다. 먼저 51명의 원자료(raw data)를 문항별로 정리한 뒤, 반복적으로 읽으며 의미 단위로 나누어 1차 코딩을 실시하였다. 이후 유사한 의미를 지닌 코드를 상위 범주로 묶는 범주화 과정을 거쳤으며, 범주 간 관계를 검토하여 각 문항별 핵심 주제를 도출하였다. 주제 도출 기준은 전체 응답의 30% 이상에서 반복적으로 언급된 내용을 주요 주제로, 그 외 소수 의견은 별도로 구분하여 제시하였다.

Q1. 학기 초 코딩 수준 인식과 수업 기대

약 35~40건 응답자 대다수가 기초 코딩 수업을 수

강했음에도 '학기 초 코딩 지식이 전혀 없거나 매우 부족했다.'는 진술로 시작하며, 이에 따른 막막함·부담·감·걱정을 표현하였다. 그러나 거의 모든 응답이 이러한 부담감과 함께 '이 수업을 통해 실력을 높이고 싶다.'는 성장 기대를 동반하였다는 점이 특징적이다. 약 10건의 소수는 이전 학기 기초프로그래밍 수강 경험을 언급하며 상대적으로 여유 있는 출발점을 보고하였다. 대표 응답으로 "코딩 능력 수준이 원래 거의 없었지만! 수업을 통해 코딩 능력이 향상될 모습이 기대됩니다!"로 조사 되었다.

Q2. 학기 중 반응형 웹 코드 수업 후 이해도

반응형 웹 코드에 대한 이해 정도를 스스로 평가하게 한 결과, 응답자의 45.1%(23명)는 "충분히 이해했다."고 응답하여 코드의 구조를 파악하고 스스로 응용할 수 있는 높은 수준을 보고하였다. 43.1%(22명)는 "어느 정도 이해했다."는 중간 수준으로 응답하였는데, 이는 기본적인 구조는 이해하지만, 응용은 아직 부분적으로만 가능한 상태를 의미한다. 반면 "아직 어렵다."고 답해 낮은 이해도를 보고한 응답자는 11.8%(6명)에 그쳤으며, 이들은 AI 없이는 스스로 활용하기 어렵다고 인식하는 경향을 보였다. 종합하면 응답자의 약 88%가 중간 이상의 이해도를 보고한 셈으로, 많은 학습자가 수업을 통해 반응형 웹 코드의 기본 원리를 어느 정도 익혔다고 스스로 인식하고 있음을 알 수 있다.

Q3. 생성형 AI 병행 사용 이후의 변화

생성형 AI를 활용하기 시작한 이후 학습자에게 나타난 변화를 살펴보면, 대다수는 긍정적인 변화를 경험한 것으로 나타났다. 혼자서는 구현하기 어려웠던 기능까지 시도할 수 있게 되면서 작업 가능 범위가 넓어졌다는 응답, 작업 속도와 학습효율이 향상되었다는 응답, 원하는 결과를 직접 구현해 보면서 자신감이 상승하고 아이디어를 실현할 수 있었다는 응답, 오류를 해결하는 과정에서 학습 효과를 경험했다는 응답이 반복적으로 나타났다. 대표 응답으로 "혼자 하기 어려운 기능들도 AI를 사용하여 작업할 수 있게 되면서 작업 가능 영역이 넓어졌습니다."로 조사 되었다. 다만 약 3~5건의 일부 학습자는 이와는 다른 경험을 보고하기도 하였다. "원하는 방향이 나올 때까지 그냥 AI 채찍질하면서 화내는 것밖에 안 했던 것 같습니다." 등 시가 원하는 결과를 낼 때까지 반복적으로 요청을 거듭하거나, 수업이 진행될수록 AI에 대한 의존이 강해졌다는 의견이었다. 이는 생성형 AI와의 상호작용이 능동적인 학습 과정이 아니라 수동적이고 소모적인 방식으로 흘러갈 수 있음을 보여준다.

Q4. 생성형 AI 사용 중 어려움

생성형 AI를 활용하는 과정에서 학습자들은 몇 가지 공통적인 어려움을 보고하였다. 가장 자주 언급된 것은 프롬프트를 통해 자신의 의도를 정확하게 전달하기 어려웠다는 점으로, 원하는 결과를 얻기 위해 질문을 여러 차례 수정해야 하는 경우가 많았다. 그다음으로는 AI가 제시하는 코드 작성 방식이 수업에서 배운 방식과 달라 혼란을 겪었다는 응답이 있었는데 이 부분은 생성형 AI가 최신 버전의 코드 작성 방식을 제시하기 때문으로 보인다. 그리고 반복적으로 수정을 시도해도 오류의 원인을 끝내 찾지 못한 경우도 있었으며, 이는 AI의 잘못된 정보 제공이 있었다는 응답이 뒤를 이었다.

Q5. 생성형 AI의 코딩 학습 대체 가능성 인식

생성형 AI가 코딩 학습을 완전히 대체할 수 있는지의 질문 결과, 응답자의 약 90%(대체 불가능 72.5%, 부분적으로 가능 17.6%)가 완전한 대체는 어렵다는 입장을 보였다. 이들이 공통적으로 제시한 이유는 "기초적인 코딩 지식이 없으면 AI가 만들어낸 코드가 맞는지, 어디를 고쳐야 하는지조차 판단할 수 없다"는 것이었다. 반면 "대체 가능하다."고 응답한 9.8%는 실무 현장에서 이미 AI 중심의 코딩(바이브 코딩)이 보편화되고 있다는 점을 근거로 들었다. 대표 응답으로 "아직은 어려운 것 같다. AI가 만든 코드를 이해하고 수정하려면 기본 지식이 필요하기 때문이다.", "언젠간 대체할 것 같다. 다만 지금은 사람의 손이 필요하다."는 의견이었다. 이러한 인식은 앞서 4-1에서 확인한 결과, 즉 응답자의 84.3%가 "기초 코드를 먼저 배운 뒤 AI와 협업하는 것이 적절하다."는 응답과 같은 맥락에서 이해할 수 있다.

Q6. 생성형 AI 기반 UI 디자인 교육의 개선 방향

향후 생성형 AI 기반 UI 디자인 교육이 보완해야 할 점을 묻은 결과, 가장 많이 제안된 것은 프롬프트를 효과적으로 작성하는 방법에 대한 체계적인 교육이 필요하고, AI가 제시한 결과를 그대로 받아들이지 않고 비판적으로 검토하고 수정하는 능력을 길러야 한다는 의견, 과도한 의존을 방지하기 위한 사용 가이드 라인이 필요하다는 의견, 기초 코딩과 디자인원칙 교육을 더 강화해야 한다는 의견이 뒤를 이었다. 한편 약 8건의 일부 응답자는 현재의 교육 방식에 특별한 개선점이 없다고 응답하여, 현행 수업 설계에 대한 긍정적 평가도 함께 확인되었다.

여섯 개 개방형 문항에 대한 응답을 종합하면, 질적

자료는 앞서 4장에서 확인한 양적 분석 결과와 전반적으로 같은 방향을 가리키고 있다. 우선 Q1~Q3에서 확인된 학기 초 막막함 속에서도 AI를 통해 자신감과 구현 범위가 넓어졌다는 다수의 경험은, 코딩 수준과 무관하게 인식, 학습효과, 학습 만족도가 전 집단에서 고르게 높게 나타난 양적 결과와 자연스럽게 연결된다. 반면 Q3과 Q4에서 일부 학습자가 보고한 AI에 대한 과도한 의존과 코드 이해 없이 반복 수정에 그친 경험은, 코딩 수준이 낮을수록 AI 의존성이 유의하게 높게 나타난 양적 결과를 구체적인 학습경험 차원에서 뒷받침해 준다.

특히 Q5에서 응답자의 약 90%가 AI는 코딩 학습을 완전히 대체할 수 없다고 인식한 점, 그리고 Q6에서 다수가 기초 코딩과 비판적 검토 능력을 함께 길러야 한다고 제안한 점은, 4-1에서 확인된 84.3%가 기초학습 이후 AI 협업이 적절하다는 응답과 정확히 같은 맥락에 놓여 있다. 즉 정량 자료가 보여준 '자기효능감이 낮을수록 AI 의존이 높아지는 경향'이라는 통계적 패턴은, 정성 자료 속에서 학습자들이 스스로 언어화한 기초 지식이 있어야 AI를 제대로 활용할 수 있다는 인식과 서로를 뒷받침하는 관계에 있다. 이처럼 정량·정성 자료가 상호 일치하는 결과를 보였다는 점은, 본 연구가 혼합 연구 방법을 통해 얻고자 했던 결과의 신뢰성을 높이는 근거가 된다.

5. 결론

본 연구는 디자인 전공 학부생 51명을 대상으로, 코딩 역량 수준에 따라 생성형 AI 기반 UI 디자인 프로토타입 제작 교육의 효과가 어떻게 달라지는지를 혼합 연구 방법으로 검증하였다.

분석 결과, 인식, 학습효과, 학습 만족도, 지속 사용 의도는 코딩 역량과 무관하게 전 집단에서 고르게 높았으나, 자기효능감과 AI 의존성에서는 유의한 차이가 확인되었다. 코딩 역량이 높은 학습자일수록 AI 의존은 낮추면서도 스스로 문제를 해결할 수 있다는 자신감은 높게 유지하였으며, 이는 다수의 학습자가 AI를 코딩 학습의 대체물이 아닌 보조 도구로 인식한 질적 결과와도 일치하였다.

이는 생성형 AI 교육이 코딩 수준과 무관하게 만족감을 높이는 데는 효과적이지만, AI에 의존하지 않고 스스로 판단할 수 있는 실질적 역량을 기르는 데에는 사전 코딩 지식이 중요하게 작용함을 보여준다. 이러한

결과는 생성형 AI 기반 디자인 교육에서 '평가 지표를 무엇으로 설정하는가'에 따라 교육 효과가 다르게 해석될 수 있음을 시사한다. 단순히 학습자의 만족도나 태도만을 기준으로 삼을 경우 AI 활용 교육은 코딩 수준과 무관하게 균일하게 긍정적인 것으로 보이지만, 자기효능감이나 AI 의존성과 같이 학습자의 실질적인 역량 형성을 반영하는 지표를 함께 살펴볼 때 비로소 코딩 기초 교육의 필요성이 드러난다. 이는 향후 생성형 AI 활용 교육의 성과를 평가할 때, 만족도 중심의 단일 지표에 의존하기보다 자기효능감·의존성과 같은 다차원적 지표를 함께 고려해야 함을 보여준다. 따라서 UI 디자인 교육에서는 기초 코딩 교육을 단축시키고 다른 대체 학습을 하기보다, 기초학습 이후 AI와 단계적으로 협업하는 방향으로 깊이 있는 교육과정을 설계할 필요가 있다.

다만 본 연구는 특정 교과목 사례 연구로 결과를 일반화하기에는 한계가 있으며, 표본 수도 크지 않은 부분이 있다. 후속 연구에서는 더 많은 표본으로 자기효능감의 매개효과를 검증할 필요가 있으며, 본 연구의 결과가 코딩 역량 수준별로 차별화된 AI 활용 교육모형을 마련하는 데 실증적 근거로 활용되기를 바란다.

참고문헌

- Bandura, A., 『Self-Efficacy: The Exercise of Control』, W. H. Freeman, 1997
- 김선영·심주보·심재창, 'A Study on the Utilization of OpenAI ChatGPT as a Second Language Learning Tool', 한국멀티미디어학회, Journal of Multimedia Information System, Vol.10, No.1, 2023
- 김지영, 'AI 기반 콘텐츠 생성 툴의 UX/UI 디자인이 사용자 학습경험과 지속 사용에 미치는 영향-텍스트·이미지 통합형 AI 툴을 중심으로', 한국커뮤니케이션디자인협회, 커뮤니케이션디자인학회연구, Vol.93, 2025
- 석금주, '디자인 교육에서 생성형 AI 도구의 활용방안-디자인 제작과정을 중심으로', 한국기초조형학회, 기초조형학연구, Vol.26, No.5, 2025
- 유채아·이지선, 'UX 디자인 교육에서 생성형AI 도구의 효과와 한계-전통적 방식과의 비교를 통한 분석', 한국기초조형학회, 기초조형학연구, Vol.26, No.4, 2025
- 천애리, '생성형 AI를 활용한 시각융합디자인 교육과정 연구-AI정보디자인 교과목을 중심으로', 한국일러스트아트학회, 조형미디어학, Vol.28, No.1, 2025
- Kazemitabaar, M., Chow, J., Ma, C. K. T., Ericson, B. J., Weintrop, D., & Grossman, T., 'Studying the Effect of AI Code Generators on Supporting Novice Learners in Introductory Programming', ACM, Proceedings of the 2023 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, 2023
- Li, T., Maheshwari, T., & Voelker, A., 'User-Centered Design with AI in the Loop: A Case Study of Rapid User Interface Prototyping with "Vibe Coding"', ACM, ACM Collective Intelligence 2025, 2025
- Margulieux, L. E., Prather, J., Reeves, B. N., Becker, B. A., Cetin Uzun, G., Loksa, D., Leinonen, J., & Denny, P., 'Self-Regulation, Self-Efficacy, and Fear of Failure Interactions with How Novices Use LLMs to Solve Programming Problems', ACM, Proceedings of the 2024 on Innovation and Technology in Computer Science Education V.1, 2024
- Petridis, S., Terry, M., & Cai, C. J., 'PromptInfuser: How Tightly Coupling AI and UI Design Impacts Designers' Workflows', ACM, Proceedings of the 2024 ACM Designing Interactive Systems Conference, 2024
- Prather, J., Reeves, B. N., Leinonen, J., MacNeil, S., Randrianasolo, A. S., Becker, B. A., Kimmel, B., Wright, J., & Briggs, B., 'The Widening Gap: The Benefits and Harms of Generative AI for Novice Programmers', ACM, Proceedings of the 2024 ACM Conference on International Computing Education Research

V.1, 2024

12. Topala, I., & Tomozii, S., 'Learning Satisfaction: Validity and Reliability Testing for Students' Learning Satisfaction Questionnaire (SLSQ)', Elsevier, Procedia - Social and Behavioral Sciences, Vol.128, 2014
13. www.elancer.co.kr
14. www.figma.com/
15. www.nngroup.com