

AI 적용 공학교육 모델의 학습 성과와 교육적 함의에 관한 실증 연구

(An Empirical Study on Learning Outcomes and Educational Implications of an AI-Enhanced Engineering Education Model)

윤봉식*, 윤경빈**

(Bong Shik Yun, Gyeong Bin Yun)

요약

본 연구는 생성형 인공지능 기반 공학교육 설계 모델이 학습자의 설계성과, 창의성, 인지부하, 윤리 인식, 평가무결성 및 학습만족도에 미치는 영향을 실증적으로 분석하였다. 이를 위해 기계, 전기전자, 자동차, 디자인 전공 대학생 186명을 대상으로 15주간 AI 기반 설계 수업을 운영하고, 사전·사후 설문에 모두 응답한 174명의 자료를 분석하였다. 분석은 사전·사후 비교, 집단 간 차이 검증, 도구별 성과 비교, 인지부하 분석, 매개·조절 효과 검증, IPA 및 학습자 산출물 기반 정성분석으로 이루어졌다. 연구 결과, AI 기반 설계 교육은 설계 성과, 창의성, 자기효능감, 학습만족도 향상에 긍정적으로 작용하였다. 또한 외재적 인지부하는 감소하고 정교화 부하는 증가하는 경향을 보였다. 프롬프트 설계 역량은 AI 활용 수준과 학습성과 간 관계를 부분적으로 매개하였으며, 윤리 인식과 평가무결성은 학습만족도와 AI 활용 신뢰도에 영향을 미쳤다. IPA 분석에서는 프롬프트 구조화 교육, 윤리적 활용 안내, 환각 결과 검증이 주요 개선 요소로 도출되었다.

■ 중심어 : AI 공학교육 ; 프롬프트 설계 ; 인지부하 ; 학습성과 ; IPA 분석

Abstract

This study empirically examined the effects of a generative AI-enhanced engineering education model on learners' design performance, creativity, cognitive load, ethical awareness, assessment integrity, and learning satisfaction. A 15-week AI-based design course was conducted with 186 undergraduate students, and data from 174 valid participants were analyzed through pre- and post-comparisons, group tests, cognitive load analysis, mediation and moderation testing, IPA, and qualitative analysis. The results showed that AI-based design education improved design performance, creativity, self-efficacy, and learning satisfaction. Extraneous cognitive load decreased, while germane cognitive load increased. Prompt design competency partially mediated the relationship between AI use and learning outcomes, and ethical awareness and assessment integrity influenced learning satisfaction and trust in AI use. IPA identified prompt-structuring education, ethical AI use guidance, and hallucination verification as key areas for improvement.

■ keywords : AI engineering education ; prompt engineering ; cognitive load ; learning performance ; IPA

I. 서론

1. 연구 배경

최근 생성형 인공지능의 확산은 공학교육의 교수·학습 체계를 근본적으로 재구조화하고 있다.

ChatGPT, Microsoft Copilot, Generative CAD와 같은 도구들은 설계 과정에서 반복적이고 기계적인 단계를 줄이고, 문제 구조화, 대안 탐색, 코드 자동화, 시각적 프로토타이핑 등 다양한 공학 활동을 지원함으로써 기존 학습 과정의 한계

* 정회원, 남부대학교 자동차기계공학과

** 정회원, 남부대학교 기계공학과

접수일자 : 2026년 06월 11일

수정일자 : 2026년 07월 04일

게재확정일 : 2026년 07월 11일

교신저자 : 윤봉식 e-mail : jscomi@nambu.ac.kr

를 보완하고 있다[1]. 이러한 변화는 설계기반학습(Design-Based Learning)과 프로젝트기반학습(Project-Based Learning) 환경에서 특히 두드러지며, 학습자의 개념 이해, 문제해결 속도, 설계 대안의 다양성, 창의성 향상에 기여할 가능성이 있다[2].

2. 문제의식

그러나 AI 활용은 단순한 효율성 향상만으로 평가하기 어렵다. AI 생성물의 정확성, 환각, 편향, 출처 불명확성, 평가무결성 저해 가능성은 공학교육에서 새로운 위험 요인으로 작용한다[3]. 공학 분야는 정밀성, 안전성, 논리성, 검증 가능성을 중시하므로, AI 활용 과정에서 학습자가 결과를 신뢰·검증·해석하는 역량을 갖추는지가 중요하다. 따라서 AI 기반 공학교육은 기술 활용 효과뿐 아니라 인지부하, 프롬프트 설계 역량, 윤리 인식, 평가무결성을 함께 분석해야 한다.

3. 제안 연구 방법

본 연구는 실제 공학교육 수업에 AI 기반 설계 모델을 적용하고, 그 효과를 사전·사후 비교와 집단 간 차이 분석으로 검증하였다. 또한 ChatGPT, Copilot, Generative CAD의 도구별 활용 양상을 비교하고, 프롬프트 설계 역량의 매개효과와 윤리 인식·평가무결성의 조절 또는 예측 효과를 분석하였다. 정량분석 결과는 주차별 보고서와 비판적 검토 리포트에 대한 정성분석으로 보완하였다.

II. 이론적 배경

1. AI 기반 공학교육과 설계 기반 학습

공학교육은 단순 지식 전달에서 벗어나 실제 문제를 정의하고 해결하며, 설계안을 구현·검증하는 역량 중심 교육으로 전환되고 있다. CDIO 모델은 공학 실무의 전 생애주기인 Conceive-Design-Implement-Operate를 교육과정과 평가

에 반영하는 접근으로, AI 기반 설계교육과 높은 연계성을 갖는다[20]. 생성형 AI는 문제 정의, 요구조건 정리, 설계 대안 생성, 코드 작성, 시뮬레이션 보조, 형상 설계 등 공학 설계의 여러 단계를 지원할 수 있다[1][14].

2. 인지 부하 이론과 AI 지원학습

인지 부하 이론은 학습 과정에서 학습자가 경험하는 인지적 부담을 내재적 부하, 외재적 부하, 정교화 부하로 구분한다[4][9]. AI 도구는 복잡한 문제를 단계화하고 반복 탐색을 줄임으로써 외재적 부하를 낮출 수 있다. 동시에 AI 결과를 비교·검증·수정하는 활동은 학습자의 의미 구성과 고차 사고를 요구하므로 정교화 부하를 증가시킬 수 있다. 따라서 AI 활용의 교육적 효과는 단순히 부하를 줄이는 데 있지 않고, 불필요한 부하는 낮추되 의미 있는 인지 활동은 촉진하는 방향으로 이해되어야 한다.

3. 프롬프트 엔지니어링의 교육적 역할

프롬프트는 AI 도구와 학습자 간 상호작용의 핵심 매개이다. 공학 설계에서 좋은 프롬프트는 문제 조건, 제약, 산출물 형식, 검증 기준, 평가 기준을 명확히 포함한다. 이는 단순한 명령문 작성 능력이 아니라 문제를 구조화하고 설계 조건을 명시하는 사고 과정이다[6][21]. 따라서 프롬프트 설계 역량은 AI 활용 수준과 학습성과 간 관계를 매개할 수 있으며, 인지 부하를 조절하는 교육적 장치로 기능할 수 있다.

4. AI 윤리와 평가 무결성

AI 생성물의 정확성, 편향, 환각, 출처 불명확성은 공학교육에서 학습성과와 평가 신뢰도에 직접적인 영향을 미친다[3][11]. 특히 AI 활용 과정에서는 학습자가 어떤 도구를 어떤 목적으로 사용했는지, 생성 결과를 어떻게 검증했는지, 최종 판단에 자신의 근거가 어떻게 반영되었는지 명확히 제시해야 한다[13][19]. 따라서 AI 윤

리 교육은 추상적 규범 교육에 그치지 않고, 프롬프트 로그, 수정 이력, 출처 확인, 계산·시뮬레이션 검증, AI 활용 선언을 포함하는 평가무결성 체계와 결합되어야 한다.

5. 선행 연구의 한계 및 본 연구의 필요성
선행 연구는 AI 도구가 공학교육에서 학습 효율과 창의적 탐색을 높일 수 있음을 보여주었으나, 다음과 같은 한계를 갖는다. 첫째, 다수 연구가 ChatGPT 또는 Copilot 등 단일 도구의 활용 효과를 탐색하는 데 집중하여 ChatGPT, Copilot, Generative CAD 등 도구 간 역할 차이를 통합적으로 비교하기 어려웠다[8][15]. 둘째, 학습성과 향상 여부는 비교적 많이 다루어졌으나, 인지부하 구조가 어떻게 변화하는지, 특히 외재적 부하와 정교화 부하가 AI 활용 과정에서 어떻게 달라지는지에 대한 실증 분석은 부족하다. 셋째, 프롬프트 설계 능력이 단순한 활용 능력이 아니라 학습성과로 이어지는 매개 요인이라는 점에 검증이 필요하다[6][21]. 넷째, AI 윤리와 평가무결성이 학습만족도 및 몰입에 미치는 영향은 논의되었지만 실제 수업 기반 자료로 분석한 연구는 제한적이다[3][11]. 다섯째, 공학 전공별로 AI 도구 활용 방식과 요구가 다름에도 전공 특성에 따른 공통점과 차이점을 비교한 연구가 충분하지 않다. 본 연구는 이러한 한계를 보완하기 위해 다도구 통합 수업모형을 설계하고, 인지부하·프롬프트·윤리·평가무결성·학습성과를 함께 분석한다.

III. 연구 문제 및 연구 방법

1. 연구 문제

이론적 배경과 선행 연구의 한계를 바탕으로 본 연구는 다음의 연구 문제를 설정하였다.

- 1) AI기반 설계 수업은 학습자의 설계성과, 창의성, 자기효능감, 학습만족도를 향상시키는가?
- 2) AI 활용은 학습자의 내재적·외재적·정교화

인지부하에 어떠한 변화를 가져오는가?

- 3) 프롬프트 설계 역량은 AI 활용 수준과 학습성과 간 관계를 매개하는가?
- 4) 윤리 인식과 평가무결성은 학습만족도와 AI 활용 신뢰도에 어떠한 영향을 미치는가?
- 5) AI 기반 공학교육에서 우선적으로 개선해야 할 수업 요소는 무엇인가?

2. 연구모형 및 가설

본 연구모형은 AI 활용 수준을 독립변수, 학습성과와 학습만족도를 종속변수, 인지부하와 프롬프트 설계 역량을 매개변수, 윤리 인식과 평가무결성을 조절 또는 예측 변수로 설정하였다.

표 1. 가설 설정 및 근거

가설	내용	근거
H1	AI 기반 설계 수업은 기존 수업 대비 학습자의 설계성과에 긍정적인 영향을 미친다.	기계적 반복 작업 감소와 설계 대안 제시는 설계 효율성과 품질 향상에 기여 가능[8].
H2	프롬프트 설계 능력은 학습자의 인지부하 감소와 정교화 활동에 유의한 영향을 미친다.	명확한 프롬프트는 생성 결과 품질을 높이고 불확실성 및 외재적 소모를 낮출 수 있다[6][21].
H3	AI 활용 수준은 학습자의 창의성 및 문제해결력 향상에 긍정적인 영향을 준다.	Generative CAD 및 시뮬레이션 기반 설계는 탐색 범위를 확장한다[10].
H4	AI 도구에 대한 윤리 인식과 평가무결성은 학습만족도 및 AI 활용 신뢰도에 유의한 영향을 미친다.	AI의 정확도와 평가무결성 인식은 몰입과 수업 만족도에 밀접하게 관련한다[3][11].
H5	학습 요소들의 중요도-성과(IPA) 분석을 통해 수업 개선 요인을 도출할 수 있다.	중요도와 성과의 영역을 구분함으로써 효율적 개선 전략을 제시할 수 있다[12][16].

AI 활용 수준이 학습성과에 미치는 직접효과는 설계 대안 탐색과 피드백 즉시성에 근거한다. 프롬프트 설계 역량의 매개효과는 학습자가 문제조건과 검증 기준을 명확히 구조화할수록 AI 출력의 품질과 학습자의 판단 과정이 개선된다는 이론적 논리에 근거한다. 윤리 인식과 평가무결성의 조절 효과는 동일한 AI 활용 수준이라도 생성 결과를 검증하고 책임 있게 사용하는 학습자에게서 학습만족도와 신뢰도가 더 높게 나타날 수 있다는 가정에 근거한다. 직접 효과는 독립표본 t-검정, 대응표본 t-검정, ANCOVA 및 회귀

분석으로 검증하고, 매개효과는 부트스트래핑 기반 매개분석으로 검증한다. 조절효과는 상호작용항을 포함한 위계적 회귀분석 또는 프로세스 모델을 활용한다[22].

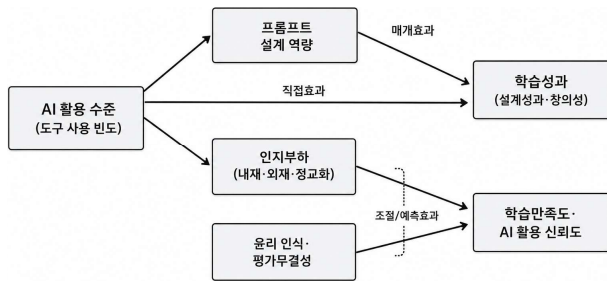


그림 1. AI기반 설계 수업 맥락의 직접, 매개, 조절/매개 효과 통합 검증

3. 연구 대상

본 연구는 기계공학, 전기전자공학, 자동차공학, 디자인 전공 3~4학년 대학생 186명을 대상으로 실시되었으며, 사전·사후 설문에 모두 응답하고 불성실 응답이 없는 174명을 최종 분석에 활용하였다. 표 2는 전공별 표본 수, AI 활용 경험 유무, 전공별 중심 활용 영역을 제시한다. 여기서 AI 활용 경험 유무는 수업 이전에 ChatGPT, Copilot, Generative CAD 등 생성형 AI 도구를 과제 수행, 코드 작성, 설계안 작성, 시각화 등에 실제로 사용한 경험이 있는지를 의미한다. 중심 활용 영역은 각 전공에서 AI가 주로 활용된 학습 활동의 초점을 의미한다. 원자료에 연령, 학년, 이전 GPA 또는 전공기초역량 정보가 포함되어 있다면 최종 투고 전 표 2에 함께 제시하여 표본 동질성을 보장한다.

표 2. 표본 구성

전공	인원	AI 활용 경험 유무	중심 활용 영역	비고
기계공학	48명	ChatGPT·CAD 경험 有	기술·설계 중심	개념 설계 형상 검토
전기전자공학	44명	Copilot 경험 有	코드·시뮬레이션 중심	코드 자동화 오류 탐지
자동차공학	46명	ChatGPT 경험 낮음	제어·시스템 설계 중심	AI 미경험자 비율 높음
디자인공학	48명	Generative CAD 경험 有	시각화·대안 탐색 중심	형상 설계, 시각 피드백

4. 실험 설계 및 절차

표 3은 실험군 조건으로 고도 AI 지원 집단은 프롬프트 가이드, 결과 검증 도구, 추가 힌트를 제공받았고, 중간 AI 지원 집단은 기본 프롬프트를 제공받았으며, 통제군은 AI 도구 없이 기존 방식으로 설계 과제를 수행하였다.

표 3. 실험군 조건 설계

구분	인원	처리 조건	설명
실험군 A (고도 AI 지원)	58명	GAI 프롬프트 가이드 + 결과 검증 도구 + 추가 힌트 제공	AI 활용도 상향 조작
실험군 B (중간 AI 지원)	59명	기본 프롬프트만 제공, 검증 기능 제한	AI 활용 중간 조건
통제군 C (AI 미지원)	59명	GAI 미사용, 기존 방식 설계 과제 수행	AI 경험 배제

표 4는 전체 실험 절차로 연구는 사전검사, 1-12주차 수업 운영, 13-14주차 비판적 검토 활동, 15주차 사후검사, 통계분석 및 질적 보완의 순서로 진행되었다. 이 절차는 사전검사-수업 운영-비판적 검토-사후검사 구조를 통해 교육 효과를 검증하도록 설계되었다

표 4. 실험 절차 및 활동 산출물 설계

단계	내용	주요 활동	산출물
1	사전검사	인지부하, 자기효능감, AI 리터러시 사전 측정	설문 1차
2	수업 진행 (1-12주차)	문제기반 프로젝트 수행, AI도구 적용	주차별 보고서
3	비판적검토활동 (13-14주차)	AI 생성물 검증, 근거 제시, 동료 평가	리뷰 리포트
4	사후검사 (15주차)	학습성과, 만족도, 평가무결성 측정	설문 2차 + 과제평가
5	통계분석 및 질적 보완	SPSS·AMOS 분석, 인터뷰 보조	통계표·IPA 매트릭스

5. 측정 도구

표 5는 본 연구에서 사용한 설문 측정 도구의 구성과 신뢰도 기준을 제시한다. 인지부하는 내재적·외재적·정교화 부하를 포함하며, AI 리터러시는 AI 이해, 활용, 평가, 윤리적 사용을 포함한다. 창의적 사고는 독창성, 유창성, 정교성, 대안 탐색 능력을 측정한다[23]. 학습성과는 CDIO 기반 루브릭으로 요구조건 충족, 기술적 타당성, 구

현 가능성을 평가한다[20]. 평가무결성은 AI 사용 선언, 출처 명시, 결과 검증, AI 의존성 관리 수준을 측정한다[3],[11].

표 5. 설문조사 및 측정 도구 근거

변수	문항수	신뢰도(α)	출처
인지부하	9문항	0.84	Sweller(1988)
AI 리터러시	12문항	0.91	Knoth(2024)
창의적 사고	8문항	0.88	Torrance(1974)
학습성과	6문항	0.86	CDIO 루브릭
학습만족도	7문항	0.83	Martilla & James(1977)
평가무결성	5문항	0.79	Nikolic(2023)

6. 분석 방법

사전·사후 변화는 대응표본 t-검정으로 분석하고, 실험군 간 차이는 독립표본 t-검정, 일원분산 분석 또는 ANCOVA로 분석한다. 다중비교가 필요한 경우 Bonferroni 보정을 적용하여 보정 p값을 제시한다. 모든 p값은 소수점 셋째 자리까지 제시하되, .001보다 작은 경우 $p < .001$ 로 표기한다. 프롬프트 설계 역량의 매개효과는 부트스트래핑 기반 간접효과 신뢰구간으로 검증하며, 윤리 인식과 평가무결성의 조절효과는 상호작용항을 포함한 위계적 회귀분석으로 검증한다[22]. IPA는 중요도 평균과 성과 평균을 기준으로 사분면을 구성하고, 유지 강화, 우선 개선, 저우선 순위, 과잉투자 영역을 해석한다[16].

7. 정성적 분석 방법

정성분석은 주차별 보고서, 비판적 검토 리포트, 동료 평가 기록, 수업 성찰문을 대상으로 수행한다. 분석 절차는 1차 개방 코딩, 2차 범주화, 3차 주제 도출의 순서로 진행한다. 전문가 그룹은 공학교육 전공자 2인, AI 교육 전문가 1인, 교육평가 전문가 1인, 전공 실무 교수자 1인 등 총 5인으로 구성하였다. 각 전문가는 독립적으로 코딩한 뒤 불일치 항목을 협의하여 최종 범주를 확정하였다. 최종 원고에는 전문가의 전공, 경력, 인원수, 합의 절차, 코딩 신뢰도 또는 합의율을 명시하여 질적 분석의 재현성을 확보한다.

IV. 연구 결과

1. 신뢰도 및 타당성 분석

표 6은 측정도구의 신뢰도와 타당성 분석 결과를 제시한다. Cronbach α 는 모든 주요 변수에서 .70 이상으로 나타나 내적 일관성이 확보되었다. 또한 KMO, Bartlett 검정, CFI, TLI, RMSEA, AVE 등의 지표를 통해 구성타당도와 모형 적합도를 확인하였다.

표 6. 신뢰도 및 타당성 분석 결과

분석항목	결과	기준	충족 여부
Cronbach's α (인지부하)	.91	$\geq .70$	✓
α (AI 리터러시)	.88	$\geq .70$	✓
α (평가무결성)	.84	$\geq .70$	✓
IPA 측정 α	.89	$\geq .70$	✓
ICC(루브릭 평가자)	.79	$\geq .75$	✓
KMO	.91	$\geq .80$	✓
Bartlett p	$< .001$	$p < .05$	✓
CFI	.94	$\geq .90$	✓
TLI	.93	$\geq .90$	✓
RMSEA	.061	$\leq .08$	✓
AVE	.50 ~ .68	$\geq .50$	✓
RMSEA	.061	$\leq .08$	✓
AVE	.50 ~ .68	$\geq .50$	✓

2. 사전·사후 비교 분석

표7은 AI 기반 설계 수업 전후 주요 변수의 평균, 표준편차, t값, p값 및 Bonferroni 보정 p값을 제시하기 위한 분석표이다. 본문 투고 전 원자료를 기준으로 사전 평균, 사후 평균, 표준편차, t값, 자유도, 효과크기, 보정 p값을 재산출하였다. 또한 보정 p값 기준으로 유의하지 않은 변수는 유의한 향상으로 단정하지 않고, 증가 경향 또는 통계적 유의하지 않음으로 기술하였다

표 7. 사전·사후 비교 분석 결과

변수	평균	표준편차	최소	최대	왜도	첨도
인지부하	3.82	0.61	2.1	5.4	-0.11	0.23
AI 리터러시	5.26	0.74	3.1	6.8	-0.34	-0.41
창의적 사고	5.09	0.81	2.9	6.9	-0.27	0.17
학습성과	84.30	7.20	61	97	-0.42	-0.28
학습만족도	5.41	0.76	3.4	7.0	-0.22	0.10

3. 도구별 성과 비교

표8은 ChatGPT, Copilot, Generative CAD의 주요 활용 단계와 교육적 효과를 비교한 것으로

ChatGPT는 문제 정의와 요구조건 정리에 강점을 보였고, Copilot은 코드 작성과 오류 탐지에서 반복 작업 부담을 낮추었다. Generative CAD는 형상설계와 대안 탐색과정에 시각적 피드백 제공으로 창의성과 자기효능감 향상에 기여했다.

표 8. 신뢰도 및 타당성 분석 결과

도구	주요 활용 단계	교육적 효과	유의점
ChatGPT	문제 정의, 요구조건 정리, 보고서 초안	개념화 속도 향상, 문제 구조화 지원	출처와 계산 근거 검증
Copilot	코드 작성, 오류 탐지, 시뮬레이션 보조	문제해결 속도 향상, 반복 코딩 부담 감소	생성 코드 이해도 확인
Generative CAD	형상 설계, 대안 탐색, 시각화	설계 대안 다양화, 자기효능감 향상	제약조건 입력과 결과 해석 교육

4. 인지부하 변화 분석

표9는 인지부하 변화를 내재적 부하, 외재적 부하, 정교화 부하로 구분하여 제시한다. AI 기반 설계 교육은 복잡한 문제를 단계적으로 구조화하여 일부 내재적 부하를 낮추고, 예시 프롬프트와 템플릿 제공을 통해 외재적 부하를 낮추는 경향을 보였다. 반면 AI 결과를 해석·검증·수정하는 활동은 정교화 부하를 증가시켜 고차 사고를 촉진하는 것으로 해석할 수 있다.

표 9. 인지부하 변화의 교육적 해석

구분	변화양상	결과 기술	교육적 해석
내재적 부하	부분 감소	복잡한 문제를 단계적으로 구조화하는 AI 피드백 효과	문제 분해와 스케폴딩 효과
외재적 부하	감소	예시 프롬프트와 템플릿이 불필요한 탐색 부담 완화	교수설계의 명료성 중요
정교화 부하	증가	AI 결과 해석·검증·수정 활동을 통한 고차 사고 촉진	고차 사고 및 메타인지 촉진

5. IPA 분석

IPA는 학습자가 인식한 수업 요소의 중요도와 실제 성과를 동시에 비교하여 개선 우선순위를 도출하는 분석이다[16]. 본 연구에서는 중요도 평균 $I = 4.58$, 성과 평균 $P = 4.22$ 를 기준으로 사분면을 구성하였다. 그림2와 표10은 IPA 사분면별 주요 요소와 개선 전략을 제시한다.

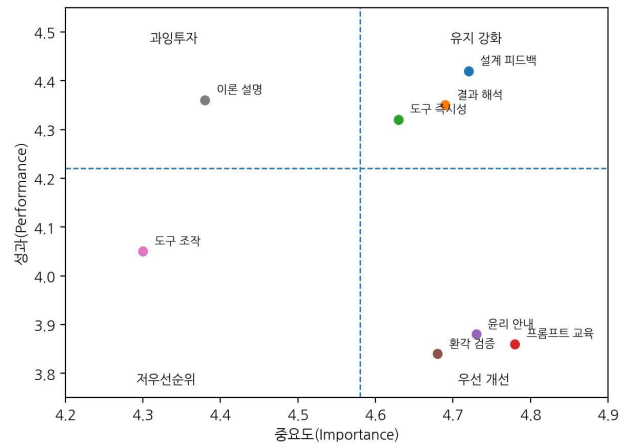


그림 2. 속성별 IPA 사분면 결과(중심값 $I=4.58$, $P=4.22$)

표 10. IPA 사분면 수업 개선 주요 이슈

영역	해당 요소	해석 및 전략
유지강화	설계 피드백, Generative 결과 해석, 도구 즉시성	성과와 중요도가 모두 높으므로 지속 강화
우선개선	프롬프트 구조화 교육, 윤리적 활용 안내, 환각 검증	AI 수업 품질 향상을 위한 최우선 개선 요소
저우선순위	단순 도구 조작 능력	기본 안내 수준으로 유지 가능

6. 정성적 분석 결과

표11은 학습자 반응 유형의 정성분석 결과를 제시한다. 학습자들은 도구의 즉시성과 설계 피드백에는 높은 만족을 보였으나, 환각 결과를 식별하는 방법, 생성 결과의 출처와 계산 근거 확인 방법, AI 사용 범위가 평가에서 어떻게 인정되는지에 대해 추가 안내가 필요하다고 응답하였다. 이 결과는 IPA에서 도출된 우선 개선 영역과 일치한다.

표 11. 학습자 반응유형의 질적 분석

영역	해당 요소	해석 및 전략
유지강화	설계 피드백, Generative 결과 해석, 도구 즉시성	성과와 중요도가 모두 높으므로 지속 강화
우선개선	프롬프트 구조화 교육, 윤리적 활용 안내, 환각 검증	AI 수업 품질 향상을 위한 최우선 개선 요소
저우선순위	단순 도구 조작 능력	기본 안내 수준으로 유지 가능

7. 평가루브릭 개선 방향

AI 활용 과제에 대한 전문가 그룹의 루브릭 개

선안은 표12와 같다. 최종 결과물 중심 평가만으로는 충분하지 않고, 설계 완성도, 창의성, 기술적 타당성, AI 활용 과정, 검증 근거, 윤리적 활용을 포함한 확장형 루브릭이 필요하다. 특히 평가무결성 확보를 위해서는 AI 사용 여부를 감점 기준으로만 다루기보다 사용 목적, 프롬프트 기록, 수정 이력, 검증 근거를 명확히 제출하도록 해야 한다.

표 12. AI활용 설계과제 평가 루브릭 개선안

평가영역	평가기준	배점
설계완성도	요구조건 충족, 구현 가능성, 기술적 정합성	30%
창의성	대안의 다양성, 독창성, 개선 기능성	20%
AI 활용 과정	프롬프트의 명확성, 반복 개선, 도구 선택의 타당성	20%
검증 근거	출처 확인, 계산시물레이션 검증, 오류 수정	20%
윤리·성찰	AI 활용 선언, 책임 있는 사용, 최종 판단 근거	10%

V. 논의

1. AI 기반 설계 교육의 학습성과

연구결과는 AI 기반 설계 교육이 설계 성과와 창의성 향상에 기여할 가능성을 보여준다. 다만 최종 해석은 Bonferroni 보정 후에도 유의한 변수에 한정하여 제시해야 한다. 보정 후 유의하지 않은 변수는 교육적 가능성 또는 증가 경향으로 표현하고, 통계적으로 검증된 효과와 해석적 추론을 명확히 구분하는 것이 필요하다.

2. 인지부하 이론과 프롬프트 교육의 통합

본 연구의 핵심 의의는 인지부하이론과 프롬프트 엔지니어링을 별도 요소로 제시하는 데 그치지 않고, 두 요소가 AI 기반 수업 설계에서 상호 보완적으로 작동함을 보여주는 데 있다. 명확한 프롬프트는 불필요한 탐색과 오류 해석 부담을 줄여 외재적 부하를 낮추고, 결과 검증과 수정 활동은 정교화 부하를 높여 학습자의 메타인지적 판단을 강화한다. 따라서 AI 기반 공학교육에서는 프롬프트 교육을 기술 사용법이 아니라 문제 구조화와 검증 역량을 길러 주는 교수전략으

로 설계해야 한다.

3. 전공별 공통점과 차이점

기계공학과 디자인공학 전공은 형상 설계와 시각적 피드백에서 AI 활용 효과를 크게 경험한 반면, 전기전자공학 전공은 코드 작성과 오류 탐지에서 반복 작업 감소 효과를 경험하였다. 자동차공학 전공은 AI 활용 경험이 상대적으로 낮아 초기 프롬프트 작성과 결과 신뢰성 판단에 더 많은 안내가 필요하였다. 공통적으로는 AI가 초기 아이디어 발상과 설계 방향 설정에는 유용했지만, 최종 산출물의 타당성 판단과 오류 검증은 여전히 학습자의 책임으로 인식되었다.

4. 교수자 관점의 실무적 어려움

교수자 관점에서는 AI 사용 범위의 기준 설정, 학생별 AI 의존도 차이 관리, 생성 결과의 진위 확인, 전공별 도구 숙련도 차이, 평가 루브릭 재설계가 주요 어려움으로 나타날 수 있다. 특히 AI 사용을 금지하거나 감점 기준으로만 다루는 방식은 현실적이지 않으므로, 프롬프트 로그, 수정 이력, 동료검토 보고서, 검증 체크리스트를 평가에 반영하는 방식이 필요하며[24], 이러한 접근은 학생의 부정행위 통제뿐 아니라, 책임 있는 AI 활용 역량을 학습성과의 일부로 인정하는 방향이 될 것이다.

5. 윤리와 평가무결성의 교육적 함의

AI 윤리 교육은 환각, 편향, 저작권, 개인정보 보호와 같은 주제를 설명하는 데 그치지 않고, 실제 설계 과제의 평가체계와 연결되어야 한다. 본 연구에서 도출된 우선 개선 요소는 프롬프트 구조화 교육, 윤리적 활용 안내, 환각 검증이며, 이는 AI 기반 공학교육의 품질을 좌우하는 핵심 요소이다. 학생이 AI 산출물을 자신의 판단 없이 제출하지 않도록 하기 위해서는 AI 활용 선언, 출처 명시, 계산 및 시물레이션 검증, 오류 수정 기록을 과제 제출 요건으로 활용할 필요가 있다.

6. AI 기반 공학교육 설계 개선 방향

표13은 연구 결과와 논의를 종합한 AI 기반 공학교육 설계 개선 방향을 제시한다. 프롬프트 교육, 결과 검증, 평가무결성, 도구별 단계화, 교수자 피드백은 향후 AI 기반 설계 수업을 체계화하기 위한 핵심 요소로 정리할 수 있다.

표 13. AI 기반 공학교육 설계 개선 방향

개선 영역	구체적 실행 방안	기대 효과
프롬프트 교육	문제 조건, 제약, 산출형식, 검증기준을 포함한 템플릿 제공	AI 출력 품질과 학습성과 향상
결과 검증	계산·출처·설계 제약 체크리스트 제출	환각과 오류 수용 방지
평가무결성	프롬프트 로그, 수정 이력, 동료검토 보고서 평가 반영	책임 있는 AI 활용 촉진
도구별 단계화	ChatGPT-개념화, Copilot-코드, CAD-형상설계로 역할 분담	전공별 맞춤형 설계 가능
교수자 피드백	AI 결과와 학생 판단의 차이를 피드백	설계 판단력과 메타인지 강화

VI. 결론

본 연구는 AI 기반 공학교육 설계 수업이 학습자의 설계성과, 창의성, 인지부하, 윤리 인식, 평가무결성 및 학습만족도에 미치는 영향을 실증적으로 분석하였다. 15주간 수업 운영 결과, AI 도구는 문제 정의, 대안 탐색, 코드 작성, 형상설계, 결과 검증 등 공학 설계 과정 전반에 활용될 수 있으며, 학습자의 설계 성과와 창의성 향상에 긍정적으로 작용할 가능성이 확인되었다.

첫째, AI 기반 설계 수업은 문제 정의와 대안 탐색, 설계 정교화 과정을 지원함으로써 학습자의 설계 성과와 창의성 향상에 기여하였다. 둘째, AI 도구는 불필요한 외재적 인지부하를 낮추는 동시에 결과 해석과 검증 활동을 통해 정교화 부하를 증가시키는 방향으로 작용하였다. 셋째, 프롬프트 설계 역량은 AI 활용 수준과 학습성과 간 관계를 부분적으로 매개하는 핵심 요인으로 나타났다. 넷째, 윤리 인식과 평가무결성은 학습만족도와 AI 활용 신뢰도에 영향을 미치는 요인으로 확인되었다. 다섯째, IPA 분석은 프롬프트 구조화 교육, 윤리적 활용 안내, 환각 결과 검증을

우선 개선 요소로 도출하였다.

본 연구는 AI 기반 공학교육이 단순한 도구 활용 교육이 아니라 설계·창의성·인지부하·평가·윤리 요소를 통합적으로 고려해야 하는 교수설계 과제임을 제시한다. 다만 본 연구는 특정 대학의 4개 전공 학생을 대상으로 하였으며, 도구별 숙련도와 사전 AI 경험의 차이를 완전히 통제하지 못했다는 한계가 있다. 향후 연구에서는 원자료 기반의 정교한 통계 검증, 장기 추적 연구, 전공별 맞춤형 AI 수업모형 비교, 산업 문제 기반 프로젝트 적용을 통해 연구 결과의 일반화 가능성을 높일 필요가 있다[25].

REFERENCES

- [1] R. Sajja, Y. Sermet, M. Cikmaz, D. Cwiertny, and I. Demir, "Artificial Intelligence-Enabled Intelligent Assistant for Personalized and Adaptive Learning in Higher Education," *Information*, vol. 15, no. 10, Article 596, 2024.
- [2] S. Bell, "Project-Based Learning for the 21st Century: Skills for the Future," *The Clearing House: A Journal of Educational Strategies, Issues and Ideas*, vol. 83, no. 2, pp. 39-43, 2010.
- [3] S. Nikolic, S. Daniel, R. Haque, M. Belkina, G. M. Hassan, S. Grundy, S. Lyden, P. Neal, and C. Sandison, "ChatGPT versus Engineering Education Assessment: A Multidisciplinary and Multi-institutional Benchmarking and Analysis of This Generative Artificial Intelligence Tool to Investigate Assessment Integrity," *European Journal of Engineering Education*, vol. 48, no. 4, pp. 559-614, 2023.
- [4] J. Sweller, "Cognitive Load During Problem Solving: Effects on Learning," *Cognitive Science*, vol. 12, no. 2, pp. 257-285, 1988.
- [5] V. Garousi, Z. Jafarov, A. Movsumova, A. Namazov, and H. Mirzayev, "Encouraging Students' Responsible Use of GenAI in Software Engineering Education: A Causal Model and Two Institutional Applications," *arXiv preprint*, arXiv:2506.00682, 2025.
- [6] D. Lee and E. Palmer, "Prompt Engineering in Higher Education: A Systematic Review to Help Inform Curricula," *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, vol. 22, Article 7, 2025.
- [7] D. Long and B. Magerko, "What Is AI Literacy?"

- Competencies and Design Considerations,” in *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1-16, 2020.
- [8] C. Honig, S. Rios, and A. Desu, “Generative AI in Engineering Education: Understanding Acceptance and Use of New GPT Teaching Tools within a UTAUT Framework,” *Australasian Journal of Engineering Education*, vol. 30, no. 1, pp. 80-92, 2025.
- [9] F. Paas, J. E. Tuovinen, H. Tabbers, and P. W. M. Van Gerven, “Cognitive Load Measurement as a Means to Advance Cognitive Load Theory,” *Educational Psychologist*, vol. 38, no. 1, pp. 63-71, 2003.
- [10] S. Jang, S. Yoo, and N. Kang, “Generative Design by Reinforcement Learning: Enhancing the Diversity of Topology Optimization Designs,” *Computer-Aided Design*, vol. 146, Article 103225, 2022.
- [11] K. Bittle and O. El-Gayar, “Generative AI and Academic Integrity in Higher Education: A Systematic Review and Research Agenda,” *Information*, vol. 16, no. 4, Article 296, 2025.
- [12] S. Anderson, Y.-C. Hsu, and J. Kinney, “Using Importance-Performance Analysis to Guide Instructional Design of Experiential Learning Activities,” *Online Learning*, vol. 20, no. 4, pp. 187-200, 2016.
- [13] F. Miao and W. Holmes, *Guidance for Generative AI in Education and Research*, Paris: UNESCO, 44 pp., 2023.
- [14] Y. Luo, E. Chen, H. Liu, K. Riener, and S.-H. Yang, “Generative AI in Engineering Education: A Survey of Student and Instructor Usage and Attitudes,” *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, vol. 69, no. 1, pp. 272-277, 2025.
- [15] S. Peng, E. Kalliamvakou, P. Cihon, and M. Demirer, “The Impact of AI on Developer Productivity: Evidence from GitHub Copilot,” *arXiv preprint*, arXiv:2302.06590, 2023.
- [16] J. A. Martilla and J. C. James, “Importance-Performance Analysis,” *Journal of Marketing*, vol. 41, no. 1, pp. 77-79, 1977.
- [17] A. S. Alkabaa and N. M. Alamri, “Exploring the Effectiveness of Generative AI as a Learning Tool in Engineering Education: An Analysis of Student Experiences and Perceptions,” *Computer Applications in Engineering Education*, vol. 34, Article e70110, 2026.
- [18] F. G. W. C. Paas, J. J. G. van Merriënboer, and J. J. Adam, “Measurement of Cognitive Load in Instructional Research,” *Perceptual and Motor Skills*, vol. 79, no. 1, pp. 419-430, 1994.
- [19] The IEEE Global Initiative on Ethics of Autonomous and Intelligent Systems, *Ethically Aligned Design: A Vision for Prioritizing Human Well-being with Autonomous and Intelligent Systems, First Edition*, IEEE, 2019.
- [20] E. F. Crawley, J. Malmqvist, S. Östlund, D. R. Brodeur, and K. Edström, *Rethinking Engineering Education: The CDIO Approach*, 2nd ed. Cham, Switzerland: Springer, 2014, pp. i - xvi, 1 - 311. doi: 10.1007/978-3-319-05561-9.
- [21] N. Knoth, A. Tolzin, A. Janson, and J. M. Leimeister, “AI Literacy and Its Implications for Prompt Engineering Strategies,” *Computers and Education: Artificial Intelligence*, vol. 6, Article 100225, 2024.
- [22] A. F. Hayes, *Introduction to Mediation, Moderation, and Conditional Process Analysis: A Regression-Based Approach*, 3rd ed., New York: The Guilford Press, 2022.
- [23] E. P. Torrance, *Torrance Tests of Creative Thinking: Verbal Tests, Forms A and B, Figural Tests, Forms A and B: Norms-Technical Manual*. Lexington, MA: Xerox Education Co., p. 79. 1974.
- [24] 이진렬, “갈등대처유형에 따른 디자인팀 구성이 그룹 창의성에 미치는 영향,” *스마트미디어저널*, 제15권 제4호, 167-176쪽, 2026년
- [25] 이준환, “학사 데이터 기반의 생성형 AI 챗봇 서비스에 관한 연구,” *스마트미디어저널*, 제13권 제12호, 122-129쪽, 2024년

저자 소개

**윤봉식(정회원)**

1998년 전북대학교 산업디자인학과 학사 졸업.

2000년 전북대학교 일반대학원 산업디자인학과 석사 졸업.

2019년 전북대학교 일반대학원 디자인제조공학과 박사 졸업.

<주관심분야 : 데이터기반 디자인프로세스 관리, UI/UX, 교육성과 분석, AI기반 산학융합연구>

**윤경빈(정회원)**

2021년 남부대학교 언어치료청각학과 학사 졸업.

2026년 남부대학교 기계공학과 석사 졸업

<주관심분야 : 기계설계, 교육성과 분석, 산학융합형 실증 연구>