

개인화된 AI 튜터링 시스템의 학습 참여도 및 만족도 연구

(Study on Learning Engagement and Satisfaction of Personalized AI Tutoring Systems)

1. 연구 대상과 연구 설계 (Research Target and Design)

본 연구는 「AI 교육 도입 과정을 수강하거나 AI 학습 시스템 사용 경험이 있는 대학생」을 연구 대상으로 하며, 양적 조사 설계(quantitative survey design)를 채택하여 온라인 설문지를 통해 데이터를 수집하고, 구축한 **TAM × 자주학습 × 개인화 설계** 융합 모델이 학습 참여도와 만족도에 미치는 영향을 검증한다.

실무성과 실행 가능성을 유지하기 위해, 연구는 플랫폼 행동 데이터에 직접 의존하지 않고, 「과제 모의 설명(Task Vignette)」 + 「지각 반응 척도」의 방식을 설계하여 피험자가 개인화 AI 교육 시스템에 대한 반응을 평가하도록 유도한다. 이러한 방법론은 실제 시스템 개발 없이도 AI의 교육적 효과를 측정할 수 있는 유효한 접근법으로 입증되었다 (Qin et al., 2025; Glick et al., 2024).

본 연구는 단순히 TAM(기술수용모형)의 적용을 넘어서, 학습자의 자율성과 자기조절 능력을 반영하기 위해 자기주도 학습이론(Autonomous Learning Theory)과 융합된 이론적 틀을 제안한다. TAM의 핵심 요소인 지각된 유용성(PU)과 지각된 사용 용이성(PEOU)은 학습자가 AI 튜터링 시스템을 수용하고 실제로 사용할 의도를 설명하는 데 효과적이다 (Wang & Shin, 2022). 그러나 교육 현장에서의 지속적인 학습 참여와 만족도는 단순한 기술 수용을 넘어서, 학습자의 자율성, 내적 동기, 자기조절 전략 등 심리적 요인과 밀접하게 연결된다.

이에 따라 본 연구는 TAM × 자율학습 융합모형을 기반으로, 개인화된 AI 교수 전략이 학습자에게 어떻게 지각되는지(Perceived Personalization), 그것이 내적 조절 동기(Motivation for self-regulated adjustment)와 어떤 관계를 가지는지, 궁극적으로 학습 참여도와 만족도에 어떤 영향을 미치는지를 포괄적으로 검증하고자 한다. 이러한 이론적 융합은 AI 기반 교수 설계에서 학습자의 「기술 수용성 + 자기주도성」을 동시에 고려한 확장적 분석틀로 기능할 수 있다.

2. 연구 변수와 측정 도구 설계 (Research Variables and Measurement Tools)

변수 유형	구성요소	도구와 출처	설명 (혁신성/실현가능성)
독립변수	개인화 교육 설계 지각 (Perceived Personalization, PP)	Liang & Alias (2025); Al-Dmour et al. (2025) 기반 수정	다양한 「교육 상황 과제(Task Vignette)」를 통해 서로 다른 개인화 전략(예: 맞춤형 피드백, 학습 경로 추천)을 모의 제공하여 측정.
매개변수	지각된 유용성 (PU), 지각된 사용 용이성 (PEOU)	Davis (1989); Wang & Shin (2022)	고전적 TAM 측정 항목으로 구조방정식(SEM) 분석에 적합하며, 교육적 맥락에서의 타당성이 검증됨.

변수 유형	구성요소	도구와 출처	설명 (혁신성/실현가능성)
확장변수	조절 동기 (Motivation for Self-regulated Adjustment) / 감지된 학습자 통제 (PLC)	Qin et al. (2025); Zimmerman (2002)	「자율성」 요소를 보완하여 모델의 깊이를 향상시킴. Qin et al. (2025)의 PLC 척도를 참조하여 구체화.
종속변수	학습 참여도 (Learning Engagement), 학습 만족도 (Satisfaction)	Dixson (2015) OSE Scale; Sun et al. (2008)	Dixson (2015)의 온라인 학생 참여도 척도(OSE)를 활용하여 기술, 감정, 참여, 성과 차원을 포괄적으로 측정.
조절변수	학습 스타일 (VARK 유형)	Fleming (2001); Chandrasekera et al. (2024)	학습자 특성에 따른 차이를 분석하기 위해 도입. Chandrasekera et al. (2024)에 따르면 시각/운동 감각 학습자가 AI 도구에 더 높게 관여함.

3. 설문지 설계 과정과 데이터 수집 방식 (Survey Design and Data Collection)

설문지 설계 혁신점: 과제 모의와 지각 반응 측정 결합

피험자에게 「3~4 개의 AI 교육 상호작용 상황 모의(Task Vignette)」를 제시한다. 본 연구에서는 특히 "NexAeon"이라는 AI 코치 페르소나를 도입하여, 단순한 정보 전달(Teacher Mode)이 아닌 상호작용적 코칭(Coach Mode) 상황을 연출한다.

- 예시 상황: 시스템이 학생의 학습 기록을 분석하여 "가설 검정 부분이 어렵죠? 시각적 자료로 다시 설명해드릴까요?"라고 제안하며 선택권을 부여함.

각 상황 후, 학생들에게 다음 항목을 평가하도록 한다:

1. 이러한 개인화 설계가 당신에게 얼마나 도움이 되는가? (PU)
2. 사용하기 쉽다고 생각하는가? (PEOU)
3. 이 시스템이 당신의 학습 요구를 이해한다고 느끼는가? (PP)
4. 이러한 상황이 학습에 더 몰입하게 만드는가? (Engagement)
5. 이러한 교육 방식에 만족하는가? (Satisfaction)

조사 실시 방식

- 조사 방식: 온라인 설문지 (Google Form)
- 표본: 예상 유효 표본 약 150~200 개
- 목표 대상: ChatGPT, AI 교육 웹사이트, AI 과정 플랫폼 경험이 있는 대학생 (재한 중국 유학생 및 한국 학생 포함)
- 데이터 처리: Excel/SPSS 를 통한 데이터 정리와 코딩

4. 데이터 분석 방법 (Data Analysis Methods)

분석 단계	방법	용도와 이유
신뢰도 분석	Cronbach's α	척도의 내적 일관성 확보
타당도 분석	탐색적 요인분석 (EFA)	구성요소가 예상과 일치하는지 검증 (SPSS/Jamovi 활용)
가설 검증	구조방정식모델 (SEM)	모델 경로 관계(Path Analysis), 특히 PP 가 PU 와 참여도/만족도에 미치는 영향 검증 (SmartPLS/AMOS 활용)
다중집단 비교	다중집단 SEM (VARK 기반)	학습 스타일(VARK)이 시스템 설계 효과에 조절 작용을 하는지 탐구 (Chandrasekera et al., 2024 참조)

5. 연구 가설 (Research Hypotheses)

본 연구는 설정된 이론적 모형(TAM × 자율학습 × 개인화 설계 × VARK)에 따라 다음과 같은 연구 가설을 제시한다:

- **H1:** 개인화 설계 지각(PP)은 학습 참여도(Engagement)에 정(+)의 영향을 미친다.
- **H2:** 개인화 설계 지각(PP)은 학습 만족도(Satisfaction)에 정(+)의 영향을 미친다.
- **H3:** PP는 지각된 유용성(PU)을 매개로 하여 학습 참여도에 영향을 미친다. (TAM 경로 확장)
- **H4:** 조절 동기(Perceived Learner Control)는 PP 와 학습 참여도 간 관계를 매개한다. (Qin et al., 2025 지지)
- **H5:** 학습 스타일(VARK)은 PP → 참여도/만족도의 경로에 조절 효과를 가진다. (Chandrasekera et al., 2024 지지)

6. 이 방법론의 장점과 기대 효과 (Advantages and Expected Contributions)

특징	설명
실무성	복잡한 AI 플랫폼 개발에 의존하지 않고, 대표적인 「교육 모의 상황(Vignette)」 이미지 설계만으로 연구 수행 가능.
학술적 깊이	TAM × 자주학습 × VARK × 만족도 이론을 결합하고, 최신 SSCI 문헌(2024-2025)을 반영하여 이론적 염밀성 확보.
혁신성	「AI 상황 모의(NexAeon)」를 새로운 유형의 설문지 자극 항목으로 사용하여, 전통적인 텍스트 설문 방식의 한계를 극복하고 실재감 있는 데이터 수집 가능.
투고 적합성	실증 데이터와 명확한 이론 모델을 갖추어 SSCI/교육 공학(EdTech) 분야 저널 투고 잠재력 보유.

참고문헌 (References)

1. Al-Dmour, R., Al-Dmour, H., Al-Dmour, Y., & Al-Dmour, A. (2025). Transforming international student recruitment: The role of AI, personalization, and trust in Jordanian higher education. *Journal of International Students*, 15(8), 25–52.
<https://doi.org/10.32674/m2fmc286>

2. Chandrasekera, T., Hosseini, Z., Perera, U., & Bazhaw-Hyscher, A. (2024). Generative artificial intelligence tools for diverse learning styles in design education. *International Journal of Architectural Computing*, 0(0), 1–12. <https://doi.org/10.1177/14780771241287345>
3. Dixson, M. D. (2015). Measuring student engagement in the online course: The Online Student Engagement Scale (OSE). *Online Learning*, 19(4).
4. Glick, D., Miedjinsky, S., & Zhang, H. (2024). Examining the effect of AI-powered virtual-human training on STEM majors' self-regulated learning behavior. *Frontiers in Education*, 9, 1465207. <https://doi.org/10.3389/feduc.2024.1465207>
5. Liang, B., & Alias, N. (2025). AI-supported e-learning systems and continuance intention: Extending the ECM model in the context of education, communication, and management. *Journal of Information Systems Engineering and Management*, 10(3), 929. <https://www.jisem-journal.com/>
6. Qin, F., Yu, J., Hao, Z., Liu, Z., & Zhang, Y. (2025). AI instructional agent improves student's perceived learner control and learning outcome: Empirical evidence from a randomized controlled trial. *arXiv preprint arXiv:2505.22526*. <https://arxiv.org/abs/2505.22526>
7. Wang, G., & Shin, C. (2022). Influencing factors of usage intention of metaverse education application platform: Empirical evidence based on PPM and TAM models. *Sustainability*, 14(24), 17037. <https://doi.org/10.3390/su142417037>