

AI Avatar-Based Online Learning Content Acceptance : The Predictive Roles of Expected Usefulness and Perceived Concerns

Hyeyeong Kim*, Hyojung Jung**

*Research Professor, Institute for Educational Innovation, Dankook University, Gyeonggi, Korea

**Associate Professor, Department of Biohealth Convergence, Dankook University, Cheonan, Korea

[Abstract]

This study examined how university students' Digital Competency, Expected Usefulness, and Perceived Concerns are associated with Functional Utilization Intention and Overall Use Intention toward AI avatar-based online learning content. The main regression analyses used 245 valid cases after excluding missing data. Expected Usefulness positively predicted both Functional Utilization Intention and Overall Use Intention. Perceived Concerns did not add significant explanatory power for Functional Utilization Intention ($\Delta R^2=.000$, $p=.966$), but did so for Overall Use Intention ($\Delta R^2=.048$, $p<.001$). The coefficient difference for Perceived Concerns between the two outcome models was also significant ($\chi^2(1)=18.32$, $p<.001$). However, in the supplementary analysis using Preference by Learning Situation, Perceived Concerns showed a positive relationship, suggesting that concerns should not be interpreted as consistently lowering all forms of utilization intention. Because Overall Use Intention was measured with a single item, the findings should be interpreted cautiously as referring to general intention to use AI avatar-based online learning content.

▶ **Key words:** AI Avatar, Expected Usefulness, Perceived Concerns, Utilization Intention, Benefit-Concern Dual-Path

[요 약]

본 연구는 대학생의 디지털 역량, AI 아바타에 대한 기대된 유용성 및 우려가 AI 아바타 기반 온라인 학습 콘텐츠의 기능적 활용 의향, 전반적 활용 의향과 어떻게 관련되는지를 분석하였다. 수도권 소재 4년제 대학생 245명의 자료로 회귀분석을 실시하였다. 분석 결과, 기대된 유용성은 기능적 활용 의향과 전반적 활용 의향을 모두 높이는 요인으로 나타났다. 우려는 기능적 활용 의향에는 유의한 추가 설명력을 보이지 않았으나($\Delta R^2=.000$, $p=.966$), 전반적 활용 의향에는 유의한 추가 설명력을 보였으며($\Delta R^2=.048$, $p<.001$), 두 종속변인에서 우려의 효과 차이도 유의하였다($\chi^2(1)=18.32$, $p<.001$). 다만 학습상황별 선호를 보조적으로 분석한 결과에서는 우려가 정적 관계를 보여, 우려가 모든 활용 의향을 일관되게 낮춘다고 해석하기는 어렵다. 전반적 활용 의향은 단일문항으로 측정되었으므로, 본 연구 결과는 일반적 활용 의향 수준에서 제한적으로 해석할 필요가 있다.

▶ **주제어:** AI 아바타, 기대된 유용성, 우려 인식, 활용 의향, 기대-우려 이중경로

• First Author: Hyeyeong Kim, Corresponding Author: Hyojung Jung

*Hyeyeong Kim (hykim26@dankook.ac.kr), Institute for Educational Innovation, Dankook University

**Hyojung Jung (hyojung.jung@dankook.ac.kr), Department of Biohealth Convergence, Dankook University

• Received: 2026. 07. 28, Revised: 2026. 10. 05, Accepted: 2026. 10. 08.

I. Introduction

콘텐츠 분야에서 생성형 인공지능(Generative AI)의 확산은 고등교육에서 AI 아바타(AI Avatar) 기반 온라인 학습 콘텐츠 도입 논의를 가속화하고 있다[1]. AI 아바타는 외형, 음성, 말투, 설명 방식, 상호작용 가능성을 통해 학습자에게 가상 교수자 또는 학습 지원자이다[2]. 이러한 특성은 반복 학습, 시간과 장소의 유연성, 학습 몰입과 같은 기대된 유용성을 형성할 수 있지만, 동시에 정보 정확성, 교수자와의 직접적 소통 감소, 자기주도학습 약화 가능성에 대한 우려도 높일 수 있다.

교육 현장에서 외형·말투·분위기로 구성된 AI 아바타의 설계 속성은 학습자의 몰입과 동기에 관여하는 학습설계 변인으로 논의 되어 왔다. 미디어 방정식(media equation) 이론에 따르면, 사람들이 미디어 속 에이전트를 사회적 행위자로 인식하며 상호작용하고[3], 교수 에이전트의 외형·인지적 특성이 학습 동기 및 자기효능감과 유의하게 관련됨을 확인하였다[4]. 또한 멀티미디어 학습 이론과 관련하여 에이전트의 사회적 신호가 동기·몰입과 관련되나, 지나치게 사실적인 외형은 오히려 몰입을 저해할 수 있다[5-6]. 이는 AI 아바타의 설계적 속성이 학습 효과와 연동된 변인임을 시사한다.

본 연구의 분석 대상인 AI 아바타 기반 온라인 학습 콘텐츠는 D대학교에서 AI 휴먼과 생성형 AI 융합 기술을 활용해 제작하는 온라인 콘텐츠이다. AI 아바타 형태의 가상 교수자가 일정한 페르소나 속성을 갖추고 강의를 전달하는 디지털 학습 자료를 의미한다. 여기서 페르소나 속성이란, 실제 사람 유사형, 만화 캐릭터형, 추상형 등의 아바타 외형 스타일, 강의 방식, 분위기, 성별, 연령대 등 학습자가 지각하는 가상 교수자의 시각적, 언어적, 정서적 특성의 집합을 말한다[2][4]. 학습자는 AI 아바타 기반 온라인 학습 콘텐츠를 예습, 복습과 시험 준비, 개념 반복 학습 등 다양한 상황에서 인간 교수자의 강의를 보완하는 보조적 자료로 활용할 수 있다. AI 아바타 기반 온라인 학습 콘텐츠는 이 AI 아바타가 인간 교수자를 대신하여 강의 내용을 전달하는 디지털 학습 자료를 의미한다. 즉 'AI 교수'가 인공지능이 수행하는 교수자 역할에 초점을 둔 개념이라면, 본 연구의 분석 단위는 그 역할을 구현한 아바타와 아바타가 전달하는 콘텐츠에 대한 학습자의 수용 의향이다. 용어의 혼선을 피하기 위해 본 연구는 이를 일관되게 'AI 아바타 기반 온라인 학습 콘텐츠'로 명명한다.

학습자의 AI 아바타 수용을 설명하는 핵심 경로 중 하나는 편익에 대한 지각이다. 기술수용모델(TAM)은 기대된

유용성이 기술 수용 의도의 핵심 예측 요인임을 이론화하였고[7], 통합기술수용모형(UTAUT)은 성과 기대를 핵심 결정 요인으로 통합하였다[8]. 본 연구에서 AI 아바타에 대한 기대된 유용성은 반복 학습, 시간 자유도, 학습 동기 향상 등 활용에 따른 긍정적 결과 기대를 의미하며, 기대된 유용성과 개념적으로 연결된다. 국내 연구에서도 교사의 AI 리터러시 수준이 AI 활용 의향에 유의한 영향을 미친다는 결과가 보고되었으며[9], 디지털 학습 역량은 자기주도학습 준비도와 학습 성과에 정적으로 관련된다는 메타분석 결과도 제시되었다[10].

기술 수용은 수용자의 편익 지각만으로 결정되지 않는다. 활용에 따른 부정적 결과에 대한 우려, 즉 위험 지각은 편익과 구분되는 독립적 차원으로서 기술 채택을 억제하는 것으로 논의 되어 왔다[8]. AI 아바타 맥락에서 우려는 정보의 정확성, 자기주도학습 능력 저하, 창의력 감소, 교수자와의 소통 및 협력 약화 등으로 구체화된다. 또한 대학생 다수가 AI 아바타 도입에 긍정적이면서도 학습의 질과 상호작용에 대한 우려를 동시에 보여 편익과 우려가 공존하는 이중 구조가 있음을 시사한다. 특히 교수자-학습자 관계의 변화를 수반하는 AI 아바타에서는 우려가 수용의 독립적 제약 요인으로 작용할 가능성이 높다.

그럼에도 국내 AI 아바타 관련 선행 연구의 다수는 긍정적 기대나 일반적 수용 의향에 초점을 두었으며, 편익 지각과 위험 지각을 동시에 투입하여 상대적인 기여도를 실증적으로 규명한 연구는 드물다. 복습, 시험 준비 등 보조적 활용과 관련된 기능에 대한 활용 의향과 전반적 활용 의향을 구분하여 우려의 효과가 어떻게 달라지는지를 검토한 연구는 여전히 공백으로 남는다. 본 연구에서 AI 아바타 기반 온라인 학습 콘텐츠는 동영상 강의나 일반적 온라인 학습자료와 달리, 학습자에게 시각적, 음성적 형태를 가진 가상 교수자 또는 학습 지원자로 제시된다는 특징을 갖는다. AI 아바타는 외형, 음성, 말투, 설명 방식, 상호작용 가능성을 통해 학습자의 사회적 실재감과 몰입을 높일 수 있으며, 반복 학습과 개별 속도 조절을 지원한다는 점에서 학습자가 기대하는 유용성을 형성할 수 있다. 반면 AI 아바타가 제공하는 정보의 정확성, 교수자와의 직접적 소통 감소, 학습자의 자기주도학습 약화, 인간 교수자의 교육적 역할 축소 가능성은 학습자의 우려를 높일 수 있다. 따라서 AI 아바타 기반 온라인 학습 콘텐츠의 수용을 설명하기 위해서는 기존 기술수용모형의 유용성 변인만이 아니라, AI 아바타의 교수·학습적 특성에서 비롯되는 기대와 우려를 함께 고려할 필요가 있다.

본 연구는 AI 아바타 기반 온라인 학습 콘텐츠 수용을

기대된 유용성과 우려가 동시에 작용하는 이중경로 관점에서 설명하였다. 특히 복습, 시험 준비 등 보조적 활용과 관련된 기능적 활용 의향과 AI 아바타 기반 온라인 학습 콘텐츠를 전반적으로 활용할 일반적 의향을 구분하여, 우려의 효과가 활용 의향 유형에 따라 어떻게 달라지는지를 검토하였다. 단, AI 아바타 기반 온라인 학습 콘텐츠에 대한 학습자의 수용은 전면 도입이나 교수자가 대체할 의향이 있는지를 뜻하는 것이 아니라, 학습자가 해당 콘텐츠를 학습 과정에서 일반적으로 활용할 의향을 보이는지 여부로 접근할 필요가 있다. 따라서 본 연구는 AI 아바타 기반 온라인 학습 콘텐츠에 대한 전반적 활용 의향을 일반적 의향의 수준에서 측정하고 해석하였다. 연구문제는 다음과 같다.

- 연구문제 1. 디지털 역량, AI 아바타에 대한 기대된 유용성, AI 아바타 우려는 서로 어떠한 상관 구조를 보이는가?
연구문제 2. 디지털 역량, 기대된 유용성, 우려는 기능적 활용 의향과 전반적 활용 의향을 각각 어떻게 예측하는가?
연구문제 3. 우려는 디지털 역량과 기대된 유용성을 통제 한 후에도 두 종속변인에 추가 설명력을 갖는가?
연구문제 4. 우려의 효과는 기능적 활용 의향과 전반적 활용 의향 간에 차이가 있는가?

II. Theoretical Background

1. AI Avatar-based Online Learning Content

AI 아바타 기반 온라인 학습 콘텐츠는 시각적·음성적 형태를 가진 가상 교수자 또는 학습 지원자가 학습 내용을 전달하는 디지털 학습 자료이다. AI 아바타의 외형, 말투, 성별, 연령대, 분위기와 같은 페르소나 속성은 학습자의 몰입과 사회적 실재감에 영향을 줄 수 있다. 교수학습 과정에서 에이전트가 학습에 미치는 효과는 미국을 중심으로 오랫동안 검토되어 왔다. 사회인지이론에 기반한 교수 에이전트는 학습 동반자(learning companion)로 개념화되어 에이전트의 역량 수준과 상호작용 유형이 학습자의 동기 및 자기효능감과 관련 있다고 알려져 왔다[4]. 그러나 에이전트가 무조건 효과적인 것은 아니다. 교수적 에이전트가 학습에 작지만 유의한 효과를 가지나, 그 효과는 학습자 특성과 설계 방식에 따라 달라진다[12]. 또한 멀티미디어 학습 환경에서 에이전트의 사회적 신호가 동기와 몰입을 높일 수 있으나, 지나치게 사실적인 표현은 오히려 인지 부하를 유발해 효과를 약화시킬 수 있다[6]. 이러한 논의는 AI 아바타의 설계 속성이 학습 성과와 연동되는 교

수설계 변인이며, 그 수용을 이해하기 위해서는 학습자가 AI 아바타를 어떻게 인식하는지를 함께 살펴야 함을 시사한다. 본 연구에서 활용한 D대학 AI 아바타 기반 디지털 학습 콘텐츠의 예시는 Fig. 1과 같다.

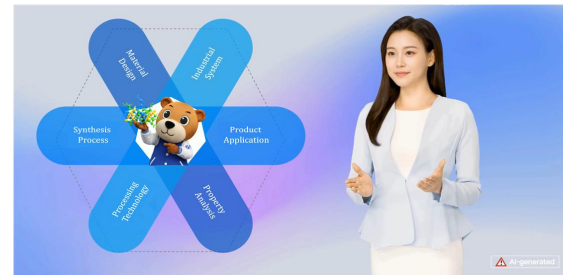


Fig. 1. An Example of Online Learning Content Using AI Avatars

2. Technology Acceptance Model

학습자가 새로운 교육 기술을 수용하는 과정을 설명하는 대표적 틀은 합리적 행동 이론(TRA)에 뿌리를 둔 기술수용 모델(Technology Acceptance Model: TAM)이다[7]. 기술수용모델은 지각된 유용성(perceived usefulness)과 지각된 이용 용이성(perceived ease of use)이 기술에 대한 태도와 사용 의도를 결정하며, 그중에서도 지각된 유용성이 사용 의도의 가장 강력한 예측 요인임을 밝혔다.

지각된 유용성은 특정 기술이 자신의 업무 성과나 삶의 질을 향상해 줄 것이라는 강한 긍정적 기대를 의미하며, 이는 기술 수용의 가장 강력한 동인으로 작용한다. 이후 기술수용모델의 한계를 보완하여 성과 기대, 노력 기대, 사회적 영향, 촉진 조건 등을 통합한 확장된 통합기술수용 모형(UTAUT 및 UTAUT 2)가 등장했다[8]. 더 나아가 수용 이후의 지속적인 사용 의도를 설명하기 위하여 기대 일치모형(ECM: Expectation Confirmation Model)을 도입하여, 사용 전의 기대가 실제 사용 후 인지된 성과와 일치할 때 만족도가 형성됨을 규명하였다[13]. 그러나 이러한 기대 중심의 모형들은 기술이 내포한 위험성과 사용자들의 심리적 저항을 충분히 설명하지 못한다는 한계에 직면하게 되었다.

TAM에서는 유용성 지각이 기술수용의 핵심 선행요인으로 논의되어 왔으나, 본 연구는 AI 아바타 기반 온라인 학습 콘텐츠가 본격적으로 도입되기 전의 인식을 조사하였다. 이에 본 연구에서는 사용 후 지각된 유용성을 학습자가 해당 콘텐츠를 유용할 것으로 기대하는 정도를 기대된 유용성(expected usefulness)으로 조작화하였다. AI 아바타의 기대된 유용성이란, 온라인 콘텐츠가 편리하다는 일반적 인식과 가상 교수자의 설명 제공, 반복 학습 지원,

시간과 장소의 유연성, 학습 동기 및 몰입 향상 가능성에 대한 기대를 포함한다. 즉, 본 연구의 기대된 유용성은 AI 아바타가 학습자의 이해, 복습, 시험 준비, 자기주도적 학습 활동을 실질적으로 지원할 수 있다고 인식하는 정도를 의미한다.

국내 고등교육 맥락에서도 유사한 관계가 보고되어 왔다. AI 리터러시가 높은 집단이 AI 교육 도구에 대한 활용 의향이 높았고[9], 대학생의 디지털 학습 역량이 자기주도 학습 준비도와 정적으로 관련된다는 연구결과도 있다[10]. 이러한 선행 연구들은 학습자가 AI 아바타의 학습 성과와 효과성을 긍정적으로 지각할수록 활용 의향이 높아질 것이라는 기대 경로를 뒷받침한다.

3. Perceived Concerns

기술 수용은 사용자가 느끼는 편익 지각만으로 결정되지는 않는다. e-서비스 수용 연구에서 지각된 위험이 기대된 유용성과 구분되는 독립적 차원으로서 수용 의도를 유의하게 저해하는 것으로 나타났다[14]. 이 결과는 학습자가 기술의 유용성을 인정하면서도 부정적 결과에 대한 우려 때문에 기술 사용을 유보할 수 있음을 의미한다.

특히 현대의 지능형 기술들은 대규모 개인 데이터의 수집을 전제로 하므로, 프라이버시 염려(Privacy concerns)가 기술 수용의 가장 큰 화두가 되었다. 이를 설명하는 핵심 이론이 '프라이버시 계산 이론(privacy calculus theory)'이다[15]. 프라이버시 계산 이론에 따르면, 개인은 정보 제공을 통해 얻게 될 맞춤형 서비스, 편의성과 같은 지각된 혜택과 발생가능한 정보 유출, 감시 등 프라이버시 위험을 인지적으로 상쇄하여 기술 수용 및 정보 제공 여부를 결정한다. 전자상거래 맥락에서는 프라이버시 우려가 정보 제공 의도를 감소시키지만, 시스템에 대한 신뢰와 편익에 대한 기대가 이를 상쇄할 수 있음을 입증하는 확장된 프라이버시 계산 모형이 제시되었다[16].

본 연구에서의 AI 아바타 맥락에서 학습자가 가지는 우려란, AI 아바타 기반 온라인 학습 콘텐츠 활용 과정에서 학습자가 예상하는 교육적 위험에 대한 인식으로 조작화하였다. 구체적으로는 정보의 정확성, 자기주도학습 능력 저하, 창의력 감소, 교수자와의 소통 및 협력 약화를 포함하며, 교수자와 학습자 관계의 변화를 수반하는 AI 아바타의 특성상 더욱 두드러질 수 있다고 가정하였다. 특히 AI 아바타는 교수자의 얼굴, 음성, 설명 방식을 모사하거나 대체하는 방식으로 제시될 수 있으므로, 학습자는 콘텐츠의 편리성과 흥미를 긍정적으로 평가하면서도 동시에 정보 신뢰성, 인간 교수자의 피드백 감소, 학습 관계의 비인

간화 가능성을 우려할 수 있다. 따라서 AI 아바타 기반 온라인 학습 콘텐츠의 수용 의향은 기대된 유용성과 우려가 동시에 작용하는 이중경로 관점에서 검토될 필요가 있다.

교수자들의 생성형 AI 도입에 관한 연구에서도 사용자는 학습 효율성과 맞춤형 교육 제공 등 긍정적 기대를 가지는 동시에, 학습 질 저하와 상호작용 부족에 대한 우려를 함께 표명한 것을 토대로[11] 편익과 우려가 공존하는 이중 경로 구조가 필요하다고 가정하였다.

이상의 논의를 종합하면, AI 아바타 수용은 유용성 지각이 이끄는 편익 경로와 우려가 제약하는 위험 경로가 동시에 작동하는 이중 경로(dual-path) 구조가 존재하는 것으로 가정할 수 있다. 더 나아가 본 연구는 두 경로가 복습 및 시험 준비와 같은 기능적, 보조적인 활용 의향과 전반적 활용 의향으로 양분화되어 활용 의향의 유형에 따라 차별적으로 작동할 가능성에 주목하였다. 따라서 이러한 우려는 기술의 전반적 활용 의향과 관련될 수 있으나, 동시에 보조적 활용을 저해하지는 않을 가능성이 존재하여 기존의 단일 차원적 수용 모형을 재검토할 필요성을 제기한다.

이상의 이론적 배경을 바탕으로 본 연구는 다음과 같이 가설을 설정하였다. 연구모형은 Fig. 2와 같다.

H1. 기대된 유용성은 기능적 활용 의향을 정적으로 예측할 것이다.

H2. 기대된 유용성은 전반적 활용 의향을 정적으로 예측할 것이다.

H3. 우려는 기대된 유용성을 통제된 뒤 기능적 활용 의향에 추가 설명력을 가질 것이다.

H4. 우려는 기대된 유용성을 통제된 뒤 전반적 활용 의향에 추가 설명력을 가질 것이다.

H5. 우려의 회귀 계수는 기능적 활용 의향 모형과 전반적 활용 의향 모형 간에 유의하게 다를 것이다.

H6. 학습 상황별 선호를 보조 종속 지표로 사용했을 때 기대된 유용성과 우려의 효과가 전반적 활용 의향 결과와 동일한지 추가로 검토한다.

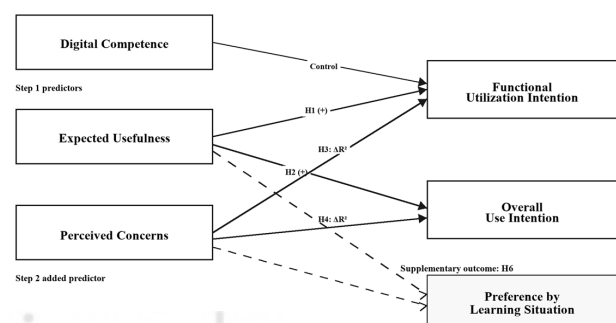


Fig. 2. Research Model

III. Research Methods

1. Research Participants

연구 대상은 국내 4년제 D대학교 재학생이며, 2026년 3월 구조화 설문으로 자료를 수집하였다. 자료 수집은 오프라인 설문과 온라인 설문을 통해 진행하였으며, 연구 목적, 익명성, 자발적 참여를 고지하고 동의를 받아 진행하였다. 참여자 분포는 Table 1과 같다.

전체 응답자는 250명이었으나, 기대된 유용성, 학습상황별 선호, 전반적 활용 의향 변수에 결측이 포함되어 주요 회귀분석은 결측 5건을 제외한 245명을 유효 표본으로 하여 수행하였다. 따라서 기술통계와 상관분석은 변수별 가용 사례를 기준으로 제시하고, 위계적 회귀분석과 보조 회귀분석은 listwise deletion 방식에 따라 245명을 기준으로 분석 및 작성하였다.

Table 1. Demographic Characteristics of Research Participants

Category	Range	n	Ratio
Gender	Male	113	45.2
	Female	137	54.8
Grade	1,2	111	44.4
	3,4	139	55.6
Major Field	Humanities & Social Sciences	96	38.4
	Science & Engineering	113	45.2
	Other	41	16.4
AI Usage Frequency	Low(1-2 times)	25	10.0
	Occasional	26	10.4
	High(Frequent/Daily)	199	79.6

2. Research Procedures

본 연구는 다음과 같은 절차로 수행되었다. 첫째, 선행 연구 검토와 연구진 협의를 통해 측정 도구를 구성하고, 소수 대학생을 대상으로 한 예비 검토크를 거쳐 문항의 표현과 이해도를 수정, 보완하였다.

둘째, 자료는 오프라인 설문 153부와 온라인 설문 97부를 병행 수집하였으며, 참여자에게 연구 목적과 익명성 보장, 자발적 참여 및 철회 가능성을 고지한 뒤 동의를 받아 설문을 실시하였다. 특히 학습자가 아직 경험하지 않은 AI 아바타 기반 온라인 학습 콘텐츠에 대한 인식을 측정하기 위해, 응답 전 모든 참여자에게 해당 콘텐츠의 개념과 활용 맥락을 ‘인공지능으로 구현된 가상 교수자인 AI 아바타가 일정한 페르소나 속성을 갖추고 강의를 전달하는 온라인 학습 자료’로 조작적 정의하고, 연습과 복습, 시험 준비 등 다양한 상황에서 보조적 자료로 활용될 수 있음을 설명

하였다. 또한 예시 화면을 제시하여 응답자 간 이해 수준의 편차를 최소화하였다.

셋째, 기대된 유용성, 학습상황별 선호, 전반적 활용 의향 변수에 결측이 포함되어 주요 회귀분석은 결측 5건을 제외한 245명을 유효 표본으로 수행하였다.

넷째, 확정된 자료를 부호화한 뒤 정규성, 다중공선성, 공통방법편의를 점검하는 예비 분석을 거쳐 본 분석을 순차적으로 수행하였다.

3. Measurement Tools

설문지는 선행 연구에서 타당화된 도구를 본 연구 맥락에 맞게 수정·보완하여 구성하였으며, 척도는 리커트 5점 척도를 사용하였다.

디지털 역량 측정은 디지털 역량 프레임워크[17]와 디지털 리터러시 측정 문항[18]을 참고하였고, AI 아바타에 대한 기대된 유용성과 활용 의향은 기술수용모델[7]과 UTAUT에서 제시한 기대된 유용성, 성과 기대 및 행동의도 문항[8]을 기반으로 하였다. AI 아바타에 대한 우려는 지각된 위험 척도[14]를 교육적 맥락으로 수정하여 구성하였다. 아바타 속성에 대한 선호는 교수적 에이전트 연구를 참고[2][4]하였으며, 학습 상황별 선호는 본 연구 목적에 맞추어 연구자가 자체적으로 구성하였다. 전반적 활용 의향은 ‘AI 아바타 기반 학습 콘텐츠를 전반적으로 활용할 의향이 있다’는 단일 문항으로 측정하였다. 이 문항은 교수자 대체 의도, 제도 차원의 완전 도입 의도나 모든 학습 상황에서의 전면적 활용 의도를 직접 측정한 것이 아니므로, 결과 해석은 일반적 활용 의향의 범위로 제한하였다.

Table 2. Structure and Reliability of Measurement Tools

Variable (Role)	Items	Source	α
Digital Competency (Predictor)	Online lectures, Information search, Cloud Usage, Collaboration, Mobile app	[17-18]	.896
Expected Usefulness (Predictor)	Lecture diversity, Repetitive learning, Time flexibility, Concentration, Motivation	[7-8]	.899
Perceived concerns (Predictor)	Information accuracy, Decline in self-directed learning, Creativity, Communication, Collaboration	[14]	.832
Functional Utilization Intention (Outcome)	Basic lectures, Review, Exams, Practice, Language	[7-8]	.883

Preference by Learning Situation (Supplementary Outcome)	Preview, Review, Before exams, Concept repetition, Foreign language, Practice	Self-constructed	.893
Overall Use Intention (Outcome)	Intention to use AI avatar content overall	[7]	-

* Number of Items: Digital Competency(5), Expected Usefulness(5), Perceived concerns(5), Functional Utilization Intention(5), Preference by Learning Situation(6), Overall Use Intention(1)

본 연구에서 활용한 측정도구의 문항 신뢰도는 위 Table 2와 같다.

4. Data Analysis Methods

자료는 Python 3.10으로 분석하였다. 기술통계와 Cronbach's α 를 산출하고, 정규성(Shapiro-Wilk), 다중 공선성(VIF), 공통방법편의를 점검하였다.

변인 간 상관을 분석한 뒤, 활용 의향과 전반적 활용 의향 각각을 종속변인으로 하여 1단계에 디지털 역량·기대효과, 2단계에 우려를 투입하는 위계적 다중회귀를 실시하고 ΔR^2 의 유의성을 검토하였다. 유의수준은 $\alpha=.05$ 로 하였다.

다문항 척도를 대상으로 탐색적 요인분석을 실시하였으며, 그중 기대된 유용성과 기능적 활용 의향은 상관이 높고 문항 내용이 개념적으로 근접하여 판별타당도 검토가 특히 필요하였다. 요인 추출은 주축요인법을 사용하였고, 구성개념 간 상관 가능성을 고려하여 사각회전 방식을 적용하였다. 요인 수는 고유값, 스크리 도표, 이론적 구성개념 수를 함께 고려하여 5개로 지정하였다. F1-F5는 회전 후 산출된 다섯 요인을 의미하며, Primary loading은 각 문항이 보인 절대값 기준 최대 요인부하량으로 산출하였다. 두 구성개념의 문항별 요인부하량과 교차부하량은 Table 4와 같다.

탐색적 요인분석 결과 KMO=.892, Bartlett $\chi^2(325)=4765.94$, $p<.001$ 로 요인분석의 적합성이 확인되었다. 5요인 누적 설명분산은 70.7%였으며, Harman의 단일요인 검정에서 제1요인의 설명분산은 38.7%로 나타나 심각한 공통방법편의는 관찰되지 않았다.

Table 4에서 기대된 유용성과 기능적 활용 의향의 일부 문항은 동일 요인에 비교적 높은 부하량을 보였다. 이는 두 척도가 이론적으로는 구분되더라도 응답 수준에서는 AI 아바타 콘텐츠가 유용할 것이라는 기대와 실제 학습 기능에서 활용하려는 의향이 밀접하게 연결될 수 있음을 의미한다. 따라서 Model 1의 높은 설명력은 예측 효과와 함께 두 구성개념의 개념적 근접성 및 측정 중복 가능성을 고려하여 신중하게 해석할 필요가 있다.

Table 3. Results of Measurement Model Adequacy and Common Method Bias Test

Construct	Items	Indicator	Results
Model Adequacy	26 items	KMO	.892
		Bartlett's Test of Sphericity $\chi^2(325)$	4765.94, $p<.001$
Common Method Bias	26 items	Harman's Single-Factor Test (First Factor)	38.7%

Table 4. Factor Loadings and Cross-Loadings for Expected Usefulness and Functional Utilization Intention

Items	Construct	F1	F2	F3	F4	F5	Primary loading
EFF1	Expected Usefulness	-.582	.096	.145	.620	.143	.620
EFF2		-.677	.052	.135	.497	.113	.677
EFF3		-.672	.083	.211	.473	.044	.672
EFF4		-.161	.054	.068	.854	.219	.854
EFF5		-.209	.092	.195	.805	.209	.805
INT1	Functional Utilization Intention	-.496	.063	.166	.640	.061	.640
INT2		-.669	.022	.336	.346	.142	.669
INT3		-.664	.049	.171	.422	.180	.664
INT4		-.263	.096	.222	.559	.407	.559
INT5		-.343	.073	.210	.314	.594	.594

IV. Results

1. Preliminary Analysis

주요 변인은 Shapiro-Wilk 검정에서 정규성 가정을 충족하지 못하였으나($p<.001$) 왜도가 -0.2에서 -0.8의 경미한 수준으로, $n=250$ 의 표본 크기를 고려할 때 모수 검정 적용에 무리는 없는 것으로 판단하였다.

회귀모형의 다중공선성은 1.07~1.26으로 나타나 문제가 없었다. 공통방법편의 점검을 위한 Harman 단일요인 검정에서는 심각한 공통방법편의의 징후가 관찰되지 않았다.

2. Descriptive Statistics

주요 변인의 기술통계는 Table 5와 같다. 디지털 역량($M=3.97$)이 가장 높고, 기대된 유용성($M=3.74$), 활용 의향($M=3.89$)이 비교적 높은 수준이었다. 우려($M=3.47$)는 중간보다 다소 높은 수준으로, 하위문항 중 정보 정확성($M=3.69$)에 대한 우려가 가장 크게 나타났고, 자기주도학습 저하와 협력 감소에 대한 우려가 상대적으로 낮게 나타났다. 전반적 활용 의향은 보통 이상 수준이었다($M=3.69$).

Table 5. Descriptive Statistics(n=250)

Variable	Items	M	SD
Digital Competency	Online lectures	4.06	.89
	Information search	4.18	.80
	Cloud Services Utilization	3.70	.99
	Collaboration	3.90	.88
	Mobile App Utilization	4.05	.85
	Total	3.97	.74
Expected Usefulness	Lecture diversity	3.87	.94
	Repetitive learning	4.10	.88
	Time flexibility	4.09	.94
	Concentration	3.28	1.30
	Motivation	3.35	1.20
	Total	3.74	.90
Perceived Concerns	Information accuracy	3.69	1.02
	Reduced Professor Communication	3.46	1.24
	Creativity Decline	3.43	1.16
	Lower Self-Directed Learning	3.38	1.20
	Reduced Collaboration	3.38	1.23
	Total	3.47	.91
Functional Utilization Intention	Basic lectures	3.75	1.05
	Review and Organization	4.11	.87
	Exam Preparation	4.05	.94
	Practice and Demonstration	3.64	1.13
	Language Learning	3.88	.99
	Total	3.89	.83
Preference by Learning Situation	Preview	3.65	1.10
	Review	3.98	.93
	Pre-exam Organization	4.14	.88
	Repetition of Difficult Concepts	3.98	1.00
	Support for Foreign Language Lectures	3.77	1.09
	Practice and Demonstration	3.57	1.09
	Total	3.85	.82
Overall Use Intention	Intention to use AI avatar content overall	3.69	.93

※ Descriptive statistics were calculated using available cases for each variable. Valid n ranged from 245 to 250 because of item-level missing responses; the main regression analyses used 245 complete cases.

3. Correlation Analysis

Table 6. Correlation Analysis

Variable	①	②	③	④	⑤	⑥
① Digital Competency	1					
② Expected Usefulness	.406 ***	1				
③ Perceived Concerns	.100	-.138 *	1			
④ Functional Utilization Intention	.462 ***	.772 ***	-.094	1		
⑤ Preference by Learning Situation	.403 ***	.664 ***	.103	.708 ***	1	
⑥ Overall Use Intention	.214 ***	.637 ***	-.310 ***	.606 ***	.497 ***	1

*p<.05, ***p<.001

변인 간 상관관계는 Table 6과 같다. 기대된 유용성은 활용 의향($r=.772$), 활용 의향($r=.637$)과 높은 정적 상관관계를 보인 반면, 우려는 기대된 유용성과 약한 부적 상관관계($r=-.138$)에 그쳐 두 변인이 비교적 구분될 가능성이 있다. 우려는 전반적 활용 의향과 부적 상관관계($r=-.310$)를 보였으나, 기능적 활용 의향 및 학습상황별 선호와의 상관관계는 상대적으로 제한적이었다($r=-.094$). 따라서 상관분석 단계에서도 기능적 활용 의향, 전반적 활용 의향, 학습상황별 선호는 서로 구분하여 해석할 필요가 있다.

4. Dual-Path Hierarchical Regression of Usefulness and Concerns

4.1 Dependent Variable: Functional Utilization Intention(Model-1)

콘텐츠를 기능적으로 활용할 의향을 종속변인으로 한 위계적 회귀 결과는 Table 7, 8과 같다. 1단계에서 디지털 역량($\beta=.181$)과 기대된 유용성($\beta=.699$)은 변량의 62.4%를 설명하였다($F(2,242)=200.83$, $p<.001$).

Table 7. Hierarchical Multiple Regression on Functional Utilization Intention(n=245)

Step	Predictor	B	SE	β	t	VIF
Step 1	Digital Competency	.202	.048	.181	4.20***	-
	Expected Usefulness	.639	.039	.699	16.20***	-
Step 2	Digital Competency	.203	.049	.181	4.10***	1.256
	Expected Usefulness	.639	.040	.698	15.78***	1.256
	Perceived concerns	-.002	.038	-.002	-.04	1.069

***p<.001

Table 8. Model-1 Summary(n=245)

Step	R ²	Adj. R ²	F	ΔR^2	ΔF	Δp
Step 1	.624	.621	F(2,242)=200.83***	-	-	-
Step 2	.624	.619	F(3,241)=133.33***	.000	$\Delta F(1,241)=0.00$	.966

***p<.001

2단계에서 우려를 추가 투입하였으나 설명량은 증가하지 않았다($\Delta R^2=.000$). 우려의 효과도 유의하지 않았다($\beta=-.002$, $p=.966$). 즉, 복잡이나 시험 준비와 같은 기능적 활용 의향은 우려와 관계없이 기대된 유용성에 의해 형성되었다.

4.2 Dependent Variable: Overall Use Intention(Model-2)

전반적 활용 의향을 종속변인으로 하면 양상이 달라진다. 1단계에서 디지털 역량, 기대된 유용성은 전체 변량의 40.8%를 설명하였으며(기대된 유용성 $\beta=.659$, 디지털 역량 $\beta=.054$), 2단계에서 우려를 추가하자 설명량이 유의하게 증가하였다($\Delta R^2=.048$, $p<.001$). 이때 기대된 유용성($\beta=.606$)은 정적으로, 우려($\beta=-.226$)는 부적으로 각각 유의하게 기여하여, 편익과 위험이 독립적인 이중경로를 형성함을 확인하였다.

Table 9. Hierarchical Multiple Regression on Overall Use Intention(n=245)

Step	Predictor	B	SE	β	t	VIF
Step 1	Digital Competency	-.068	.068	-.054	-1.00	-
	Expected Usefulness	.682	.056	.659	12.17***	-
Step 2	Digital Competency	-.001	.067	-.001	-.02	1.256
	Expected Usefulness	.628	.055	.606	11.38***	1.256
	Perceived concerns	-.237	.051	-.226	-4.61***	1.069

***p<.001

Table 10. Model-2 Summary(n=245)

Step	R ²	Adj. R ²	F	ΔR^2	ΔF	Δp
Step 1	.408	.403	F(2,242)=83.36***	-	-	-
Step 2	.456	.449	F(3,241)=67.30***	.048	$\Delta F(1,241)=21.23***$	<.001

***p<.001

우려는 기대된 유용성과 디지털 역량을 통제한 뒤 기능적 활용 의향에 대해 유의한 추가 설명력을 보이지 않았다. 따라서 본 자료에서는 우려와 기능적 활용 의향 간 유의한 관련성이 확인되지 않은 것으로 해석하였다. 반면 전반적 활용 의향 모형에서는 우려가 유의한 추가 설명력을 보여, 단일문항으로 측정된 일반적 활용 의향과는 부적 관련성을 갖는 것으로 나타났다.

5. Hierarchical Regression and Wald Test Results

Table 11. Wald Test for Difference in Concern Coefficients Across Outcomes

Comparison	B in Model-1	B in Model-2	Difference	χ^2	df
Perceived concerns	-.002	-.237	-.235	18.32***	1

***p<.001

Table 12. Supplementary Hierarchical Regression Predicting Preference by Learning Situation

STEP	Predictor	B	SE	β	t
1	Digital competency	.178	.058	.159	3.09
	Expected usefulness	.547	.047	.599	11.60***
	R ² / Adj. R ² / F	.462 / .457 / 103.80(2,242)			
2	Digital competency	.132	.058	.119	2.30
	Expected usefulness	.585	.047	.640	12.41***
	Perceived concerns	.161	.044	.175	3.67***
	R ² / Adj. R ² / Δ R ² / Δ F	.490 / .484 / .029 / 13.48(1,241)			

***p<.001

다음으로, 우려의 회귀계수가 기능적 활용 의향 모형과 전반적 활용 의향 모형 간에 통계적으로 유의하게 다른지 확인하기 위해 SUR식 계수 동일성 Wald 검정을 실시하였다. 그 결과, 기능적 활용 의향 모형의 우려 계수는 B=-.002, 전반적 활용 의향 모형의 우려 계수는 B=-.237로 나타났다. 두 계수의 차이는 유의하게 나타나($\chi^2(1)=18.32$, $p<.001$), 우려 회귀계수가 두 종속변인에서 다르게 나타남이 직접 검정에서도 확인되었다.

또한 단일문항으로 구성된 전반적 활용 의향의 한계를 보완하기 위하여 학습상황별 선호 6문항 평균을 보조 종속 지표로 분석하였다. 최종모형에서 기대된 유용성은 정적 예측요인이었고($\beta=.640$, $p<.001$), 우려도 정적으로 유의하였다($\beta=.175$, $p<.001$). 우려 추가에 따른 설명량 증가는 유의하였다($\Delta R^2=.029$, $\Delta F(1,241)=13.48$, $p<.001$). 이는 단일문항 전반적 활용 의향에서 나타난 우려의 부적 효과와 동일하지 않아, 본 연구의 핵심 결론은 전반적 활용 의향 단일문항 결과에 한정하여 해석한다.

6. Regression Diagnostics and Robustness

회귀분석 결과 VIF 범위는 1.069에서 1.256 사이로 나타나 다중공선성 문제는 크지 않았다. Durbin-Watson 값은 1.815-2.110 범위로 나타나, 잔차 독립성의 심각한 위반은 확인되지 않았다. 다만 일부 모형에서 Breusch-Pagan 또는 RESET 검정이 유의하여 등분산성 및 모형 설정에 대한 주의를 필요하므로, 부트스트랩 신뢰구간을 함께 확인하였다. 부트스트랩은 2,000회 재표집에 기반하여 분석을 실시하였고, 편향보정 95% 신뢰구간을 산출하였다.

Table 13. Regression Assumption Tests

Outcome	VIF range	Jarque-Bera p	Breusch-Pagan p	RESET p	Durbin-Watson
Functional utilization intention	1.069-1.256	.057	<.001	.083	2.110
Overall use intention	1.069-1.256	.558	.044	.026	1.815
Preference by learning situation	1.069-1.256	<.001	.196	.133	2.086

Table 14. Influence and Outlier Diagnostics

Outcome	Max Cook's D	Max leverage	Max studentized residual
Functional utilization intention	.056	.073	3.111
Overall use intention	.092	.073	3.444
Preference by learning situation	.166	.073	6.218

Table 15. Bootstrap 95% Confidence Intervals for Final Regression Models

Outcome	Predictor	B	Bootstrap 95% CI
Functional utilization intention	Digital competency	.203	[.105, .294]
	Expected usefulness	.639	[.541, .725]
	Perceived concerns	-.002	[-.067, .068]
Overall use intention	Digital competency	-.001	[-.145, .133]
	Expected usefulness	.628	[.519, .743]
	Perceived concerns	-.237	[-.342, -.131]
Preference by learning situation	Digital competency	.132	[.018, .232]
	Expected usefulness	.585	[.474, .684]
	Perceived concerns	.161	[.060, .268]

V. Conclusions

본 연구는 AI 아바타 기반 온라인 학습 콘텐츠 수용을 기대된 유용성과 우려의 이중경로 관점에서 분석하였다.

연구 결과, 기대된 유용성은 기능적 활용 의향과 전반적 활용 의향 모두를 정적으로 예측한 반면, 우려는 단일문항으로 측정된 전반적 활용 의향을 부적으로 예측하였다. 우

려 계수 차이 검정에서도 두 종속변인 간 효과 차이가 확인되었다. 보조분석에서 학습 상황별 선호에 대한 우려의 효과는 정적으로 나타났으며, 단순 상관에서는 유의하지 않았다. 이는 기대된 유용성을 통제했을 때 나타난 억제 효과 가능성으로 볼 수 있다. 또한 학습 상황별 선호는 내용상 기능적 활용 의향에 더 가까워, 전반적 활용 의향 단일문항의 완전한 대안 지표로 보기는 어렵다.

연구 결론은 우려가 단일문항으로 측정된 전반적 활용 의향과 부적 관련성을 보였다는 수준에서 제한적으로 해석하였다. 기대된 유용성이 두 종속변인 모두에서 가장 강한 정적 예측 요인이었다는 점은 유용성·성과 기대 중심 논의와 일치한다[7-8]. 그러나 기대된 유용성과 활용 의향 간의 상관이 높아 두 구성개념의 근접성을 고려한 신중한 해석이 필요하다.

본 연구가 지니는 의미는 다음과 같다. 첫째, 기대된 유용성이 활용 의향을 강하게 예측한 결과는 기대된 유용성, 성과 기대를 기술 수용의 핵심 결정 요인으로 보고한 것과 일치하며[7-8], 국내에서 AI 리터러시가 높은 집단의 활용 의향이 높음을 확인한 결과와도 방향을 같이한다[9]. 본 연구는 이러한 유용성과 수용의 관계가 챗봇, 학습관리시스템에서 AI 아바타라는 새로운 대상에서도 성립함을 보여 그 적용 범위를 확장하는 의미가 있다.

둘째, 우려가 전반적 활용 의향을 낮추는 결과는 e-서비스 맥락에서 지각된 위험이 수용을 저해함을 보고한 것과 부합하는 결과로[14], 편익과 우려가 공존하는 이중 경로 구조의 존재를 시사한다. 학습자가 긍정적 기대와 동시에 상호작용 부족에 대한 불안을 드러낸다는 결과와도 일관된 결과이다[11]. 기술 수용 과정에서 긍정적 기대와 부정적 우려가 공존할 수 있음을 보여주어 다차원적 요인들을 고려한 모형 설계의 필요성을 보여준다. 특히 학습자의 인지된 유용성이 강력한 예측 요인으로 작용함과 동시에 우려가 전반적 활용 의향에 영향을 미친다는 점은 교육 맥락에서 AI 활용을 논의할 때 균형 잡힌 관점이 요구됨을 강조하는 결과이다.

즉, 수용 의향을 기능적 활용 의향과 전반적 활용 의향으로 구분하여 우려가 기능적 활용 의향보다는 단일문항으로 측정된 전반적 활용 의향에서 더 뚜렷하게 나타날 수 있음을 확인하였다.

교수학습 측면에서 본 연구결과를 다음과 같이 적용될 수 있다. 첫째, 교육에서 AI 아바타 콘텐츠 도입은 교수자를 전면적으로 대체하는 것보다 복습, 시험 준비 등 보조적 활용을 우선하는 단계적 도입 가능성은 후속 연구를 통해 검증되어야 한다. 우려는 기능적 활용 의향을 저해하지

않았기 때문이다. 대학은 도입 초기에 복습, 개념 반복, 시험 전 정리와 같이 학습자가 우려와 무관하게 수용하는 기능적 영역에서 AI 아바타를 활용하도록 하고, 학습자가 그 효과를 체감한 이후 적용 범위를 검토하는 방향으로 교수 학습 설계를 구성할 필요가 있다.

둘째, 전반적 활용 의향을 확대하려면 학습자가 가지는 우려 자체를 다루어야 한다. 특히 정보 정확성에 대한 높은 우려를 고려하여 출처 제시, 정확성 검증 장치를 마련하고, 교수자-학습자 상호작용을 보완하는 설계가 요구된다. 이를테면, 학습자가 활용하는 정보의 출처를 명확히 제시하고, 신뢰할 수 있는 교차 검증, 전문가 리뷰를 필수적으로 수행하거나, 토론 게시판, 실시간 질의응답, 맞춤형 피드백 기능과 같은 상호작용적 설계를 강화하는 방향을 고려할 수 있다.

동시에 다음과 같은 한계가 있다. 먼저, 단일 대학의 편 의표본을 대상으로 하였고 AI 사용빈도 고빈도 집단이 79.6%를 차지하여 결과 일반화에 제약이 있다. 둘째, 실제 AI 아바타 콘텐츠 사용 이전의 횡단적 인식조사이므로 인과 추론에는 한계가 있다. 셋째, 전반적 활용 의향은 단일 문항으로 측정되어 신뢰도 산출이 불가능한 문제가 있었다. 이를 반영하여 학습 상황별 선호도를 보조 지표로 활용하여 분석하였으나 측정도구의 구성 및 내용타당도에 대한 정식 검증은 후속 과제로 남는다. 넷째, 기대된 유용성과 기능적 활용 의향 사이에 높은 상관과 일부 교차부하가 확인되어 판별타당도 한계가 있다. 후속 연구에서는 다문항 척도를 개발하고 확인적 요인분석 및 구조방정식모형을 활용해 구성개념 간 관계와 모형 적합도를 검증할 필요가 있다.

본 연구는 AI 아바타 기반 온라인 학습 콘텐츠를 도입할 때, 보조적 활용 가능성과 학습자의 우려를 함께 고려해야 함을 보여주었으나, 단계적 도입 전략은 기능적 활용 의향과 전반적 활용 의향 간 차이에서 도출되는 실천적 시사점일 뿐, 학습 상황별 선호에 대한 보조분석만으로 직접 입증된 결론은 아니다.

본 연구가 AI 아바타 기반 온라인 학습 콘텐츠의 도입과 인간 교수자와의 역할 분담을 위한 학습자 중심의 실증적 근거가 되어, 향후 고등교육에서 인간과 AI가 협력하는 지속가능한 교수학습 모델로 발전하기를 기대한다.

ACKNOWLEDGEMENT

This work was supported by National Research Foundation of Korea Grant funded by the Korean Government (NRF-2023S1A5A2A21086427).

REFERENCES

- [1] Korea Education and Research Information Service, "Current Status and Policy Directions of AI Utilization in Higher Education 2024," KERIS Issue Report RM 2024-1, 2024.
- [2] G. Veletsianos, "Emerging technologies in distance education," Athabasca University Press, 2010. DOI: 10.15215/aupress/9781897425763.002
- [3] B. Reeves and C. Nass, "The media equation," Cambridge University Press, 1996.
- [4] Y. Kim and A. L. Baylor, "A social-cognitive framework for pedagogical agents as learning companions," Educational Technology Research and Development, Vol. 54, No. 6, pp. 569-590, 2006. DOI: 10.1007/s11423-006-0637-3
- [5] R. E. Mayer, "Multimedia learning (2nd ed.)," Cambridge University Press, 2009. doi: 10.1017/CBO9780511811678
- [6] R. Moreno and R. E. Mayer, "Interactive multimodal learning environments: Special issue on interactive learning environments: Contemporary issues and trends," Educational Psychology Review, Vol. 19, No. 3, pp. 309-326, 2007. DOI: 10.1007/s10648-007-9047-2
- [7] F. D. Davis, "Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology," MIS Quarterly, Vol. 13, No. 3, pp. 319-340, 1989. DOI: 10.2307/249008
- [8] V. Venkatesh, M. G. Morris, G. B. Davis, and F. D. Davis, "User acceptance of information technology: Toward a unified view," MIS Quarterly, Vol. 27, No. 3, pp. 425-478, 2003. DOI: 10.2307/30036540
- [9] K. H. Yang and B. S. Jang, "An analysis of factors influencing elementary and secondary school teachers' intention to use artificial intelligence," Journal of Practical Engineering Education, Vol. 17, No. 1, pp. 23-30, 2025. DOI: 10.14702/JPEE.2025.023
- [10] D. C. Lee and C. Y. Chang, "Evaluating self-directed learning competencies in digital learning environments: A meta-analysis," Education and Information Technologies, 2024. DOI: 10.1007/s10639-024-13083-2
- [11] H. Lee, S. Jung, Y. Kim, and Y. Cho, "University professors' perceptions of generative AI in higher education: An activity system model approach," Journal of Educational Information and Media, Vol. 31, No. 6, pp. 2541-2564, 2025. DOI : 10.15833/KAFEIAM.31.6.2541
- [12] N. L. Schroeder, O. O. Adesope, and R. B. Gilbert, "How effective are pedagogical agents for learning? A meta-analytic review," Journal of Educational Computing Research, Vol. 49, No. 1, pp. 1-39, 2013. DOI: 10.2190/EC.49.1.a
- [13] A. Bhattacharjee, "An empirical analysis of the antecedents of electronic commerce service continuance," Decision Support Systems, Vol. 32, No. 2, pp. 201-214, 2001. DOI: 10.1016/S0167-9236(01)00111-7
- [14] M. S. Featherman and P. A. Pavlou, "Predicting e-services adoption: A perceived risk facets perspective," International Journal of Human-Computer Studies, Vol. 59, No. 4, pp. 451-474, 2003. DOI: 10.1016/S1071-5819(03)00111-3
- [15] M. J. Culnan and P. K. Armstrong, "Information privacy concerns, procedural fairness, and impersonal trust: An empirical investigation," Organization Science, Vol. 10, No. 1, pp. 104-115, 1999. DOI: 10.1287/orsc.10.1.104
- [16] T. Dinev and P. Hart, "An extended privacy calculus model for e-commerce transactions," Information Systems Research, Vol. 17, No. 1, pp. 61-80, 2006. DOI: 10.1287/isre.1060.0080
- [17] A. Ferrari, "Digital competence in practice: An analysis of frameworks," European Commission, Joint Research Centre, 2012. DOI: 10.2791/82116
- [18] W. Ng, "Can we teach digital natives digital literacy?," Computers & Education, Vol. 59, No. 3, pp. 1065-1078, 2012. DOI: 10.1016/j.compedu.2012.04.016

Authors



Hyeyeong Kim received the M.A. and Ph.D. degrees in Educational Technology from Korea University, Seoul, Korea, in 2014 and 2022, respectively. Dr. Kim is currently a Research Professor at the Institute for

Institute for Educational Innovation, Dankook University, Korea. Her research interests include educational technology, artificial intelligence in education (AIED), design thinking, and online education.



Hyojung Jung received the M.A. and Ph.D. degrees in Educational Technology from Hanyang University, Seoul, Korea, in 2006 and 2010, respectively. Dr. Jung is currently an Associate Professor at the Department of

Dept of Biohealth Convergence, Dankook University, Korea. Her research interests include cognitive psychology, computer-supported collaborative learning (CSCL), design thinking, convergence education, and educational technology.