

생성형 AI플랫폼 기반 코드 생성 서비스의 지속 사용 의도에 영향을 미치는 요인에 관한 연구

김 성 규(제1저자)

승실대학교 일반대학원 IT정책경영학과 (석사)

이 승 준(공동저자)

승실대학교 일반대학원 IT정책경영학과 (박사)

조 성 현(공동저자)

승실대학교 일반대학원 IT정책경영학과 (석사)

최 정 일(교신저자)

승실대학교 경영학부 (교수)

A Study on Factors Influencing the Continuous Usage Intention of Code Generation Services Based on Generative AI Platforms

Kim, Sungkyu(First Author)

Graduate School of IT Policy and Management, Soongsil University (Master)

Lee, Seung Zoon(Co Author)

Graduate School of IT Policy and Management, Soongsil University (Doctor)

Jo, Seonghyun (Co Author)

Graduate School of IT Management, Soongsil University (Master)

Choi, Jeongil(Corresponding Author)

School of Business Administration, Soongsil University (Professor)

Abstract

The rapid advancement of Generative AI technology has positioned code generation services as key tools for enhancing productivity and creativity for both enterprises and individuals. This study empirically analyzes the factors influencing the continuous usage intention of code generation services based on Generative AI platforms. Drawing on the Information System Success Model and the Post-Acceptance Model, this research examines the pathways through which interactivity, reliability, ease of use, and code accuracy lead to satisfaction and continuous usage intention via expectation confirmation and perceived usefulness. Additionally, the impact of AI literacy, a personal user characteristic, on the acceptance process was identified. The analysis revealed that reliability and code accuracy significantly affected expectation confirmation, whereas perceived ease of use did not. This suggests that in code generation tasks, users prioritize functional correctness over interface convenience. This study provides strategic insights for quality management and fostering sustained user adoption of code generation services in the rapidly evolving AI landscape.

Keywords: Generative AI, Code Generation Service, IS Success Model, Post-Acceptance Model (PAM), Continuous Usage Intention

접수일(2026년 02월 19일), 수정일(2026년 03월 03일), 게재확정일(2026년 03월 08일)

I. 서론

소프트웨어 개발 환경의 복잡성 증가와 전 세계적인 개발자 인력 부족 현상으로 인해, IT 프로젝트의 비용 효율성과 생산성 향상이 시급한 과제로 대두되었다. 특히 클라우드와 AI 기술이 결합된 개발 도구가 보편화되면서, 전문 개발자뿐만 아니라 일반 사용자도 쉽게 활용할 수 있는 생성형 AI(Generative AI) 기반 코드 생성 서비스가 주목받고 있다. 이들 서비스는 단순한 자동화 도구를 넘어 개발 파트너로서의 역할을 수행하며, 자연어 프롬프트를 통해 비개발자도 애플리케이션을 제작할 수 있는 로우코드·노코드 환경을 가속화하고 있다(Gartner, 2024). 이러한 기술적 진보는 GitHub Copilot, Amazon CodeWhisperer 등 주요 서비스의 폭발적인 성장을 견인하고 있으

며, 2025년까지 신규 앱의 70% 이상이 이러한 기술을 활용할 것으로 전망된다 (Research and Markets, 2025). 기존 생성형 AI 연구는 주로 텍스트나 이미지 생성과 같은 창의적 영역에 집중되어 왔다. 그러나 코드 생성(Code Generation)은 결과물의 논리적 완결성과 실행 가능성(Executability)이 필수적이라는 점에서 일반적인 콘텐츠 생성과 명확히 구분된다. 코드는 단 하나의 오류만으로도 전체 프로그램이 작동하지 않는 치명적 결과를 초래할 수 있기 때문이다. 따라서 범용 생성형 AI 모델과 달리, 코드 생성 서비스에서는 사용자가 지각하는 정확성과 신뢰성이 지속 사용 의도에 미치는 메커니즘이 다를 수 있다. 이에 본 연구는 코드 생성 도메인의 특수성을 반영하여 지속 사용 의도에 미치는 핵심 요인을 규명하고자 한다. 또한 본 연구는 사용자 친화적인 서비스 설계 및 기능 개선에 유용한 방향성을 제시하여 소프트웨어 산업의 디지털 전환을 도모하고, 서비스 제공자들의 효과적인 유지 및 확산 전략 수립을 위한 실무적 시사점을 제공할 것이다.

II. 이론적 배경

2.1 생성형 AI플랫폼

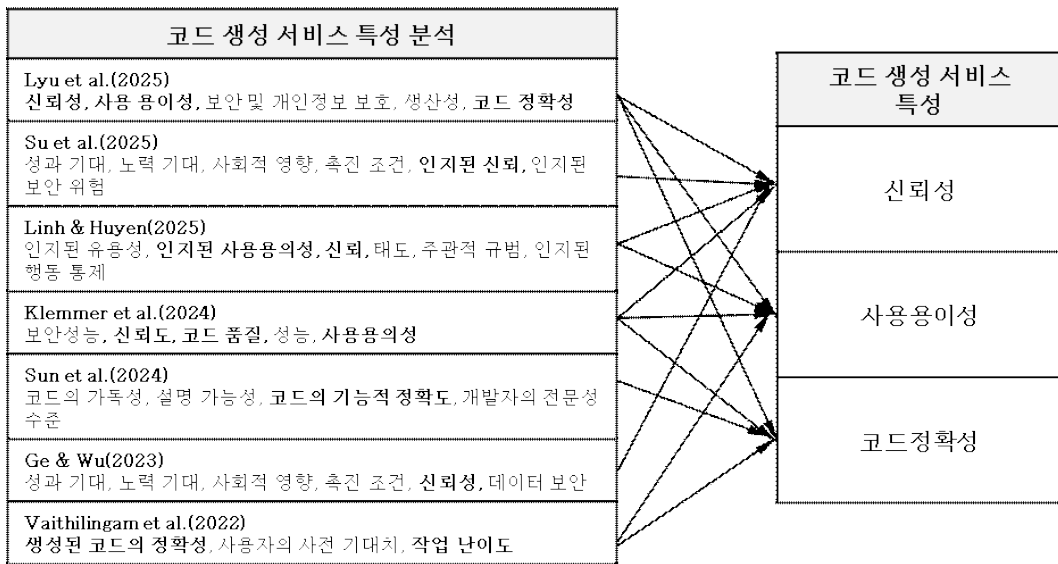
생성형 AI(Generative AI)는 사용자의 프롬프트 입력에 따라 텍스트, 이미지, 오디오, 비디오, 코드 등 새로운 콘텐츠를 자동으로 생성하는 인공지능 기술이다. 이 기술은 대규모 데이터 학습을 통해 패턴을 인식하고, 이를 바탕으로 기존 데이터와 유사하지만 독창적인 결과물을 만들어낸다. 기업과 개인은 이를 통해 업무 생산성을 획기적으로 향상시키고, 창의적인 작업에 소요되는 시간을 단축하며, 비용 절감 및 의사결정 지원 등의 경제적 효과를 누리고 있다(김성희·이승민, 2024). 본 연구에서는 생성형 AI플랫폼의 핵심 기술적 특성으로 사용자와의 원활한 소통을 의미하는 상호작용성을 설정하였다(Bai & Yang, 2025a). 이러한 상호작용성은 사용자가 지각하는 서비스의 가치와 지속적 사용 의도를 결정짓는 중요한 선행 요인으로 작용한다(선덕길·유재현, 2024).

2.2. 코드 생성 서비스

코드 생성 서비스는 인공지능이 자연어를 분석하여 실행 가능한 프로그래밍 코드로 변환하거나 기존 코드의 오류를 수정하는 기능을 제공한다. 이는 개발자의 인지적 부하를 줄이고 작업 효율성을 극대화하는 도구로 주목받고 있다(Rouszkowski et al.,

2025). 이 서비스는 다양한 프로그래밍 언어를 지원하며, 실시간 피드백과 수정 기능을 통해 소프트웨어 개발 프로세스의 효율성을 극대화한다. 단순한 유용성을 넘어 개발 과정에서의 즐거움과 몰입을 제공하여 기술 수용을 촉진한다(Kim, Y. W. et al., 2025). 본 연구에서는 국내외 선행연구를 바탕으로 코드 생성 서비스의 특성을 신뢰성, 사용 용이성, 코드 정확성으로 정의하고 이를 측정하고자 한다. <그림 1>은 선행 연구들을 분석하여 코드 생성 서비스의 특성을 도출한 개념도이다.

<그림 1> 코드 생성 서비스 특성



2.3. 정보시스템 성공모형(Information System Success Model)

전통적인 IS 성공모형은 시스템, 정보, 서비스 품질의 3차원을 제시한다. 본 연구에서는 AI 기반 플랫폼의 특성을 고려하여, 인적 서비스 품질 대신 시스템과 사용자 간의 능동적인 소통 능력을 의미하는 상호작용성(Interactivity)을 주요 품질 변수로 채택하였다. 이는 생성형 AI 서비스에서 사용자가 겪는 서비스 경험은 상담원과의 소통이 아닌, AI 모델과의 프롬프트 상호작용을 통해 결정되기 때문이다. DeLone & McLean(1992)은 정보시스템의 성공의 가능성과 여부를 평가하기 위해 시스템 품질, 정보 품질, 서비스 품질이라는 세 가지 차원의 품질 요인을 제시하였다. 이 모델은 이후 갱신된 연구를 통해 사용자의 만족도와 사용 의도가 개인 및 조직의 성과(Net Benefits)로 이어지는 과정을 체계화하였다(DeLone & McLean, 2003). 본 연구에서

는 다양한 선행연구를 분석하여 정보시스템 성공모형을 코드 생성 서비스에 접목하였다. 시스템 품질 측면에서는 서비스가 안정적이고 사용하기 쉬워야 한다는 점에서 신뢰성과 사용 용이성을 측정 변수로 선정하였다. 정보 품질 측면에서는 생성된 결과물이 개발 목적에 부합하고 오류가 없어야 한다는 점에서 코드 정확성을 핵심 변수로 도출하였다. 이는 사용자가 코드 생성 서비스를 평가할 때 시스템의 작동 방식(System)과 산출물(Information)의 품질을 가장 중요하게 고려함을 반영한 것이다.

2.4. AI 활용 특성

신기술 수용에 있어 사용자의 개인적 역량은 매우 중요한 요소이다. AI 활용 특성은 사용자가 인공지능 기술을 이해하고 이를 업무에 효과적으로 적용할 수 있는 개인적 역량을 의미한다. 특히 AI 리터러시는 AI 기술의 원리를 이해하고 이를 비판적으로 수용하여 업무에 효과적으로 활용할 수 있는 개인적 능력을 의미하며(선덕길·유재현, 2024), 고도화된 생성형 AI 서비스를 능동적으로 활용하는 데 필수적인 요소이다. 사용자의 AI 리터러시 수준이 높을 수록 기술의 유용성을 높게 지각하고 지속적인 사용으로 이어진다는 사실을 선행 연구가 확인하였다(이진·오현정, 2024). 이에 본 연구에서는 사용자의 개인적 특성을 대표하는 변수로 AI 리터러시를 선정하여, 이것이 지각된 유용성과 기대 충족에 미치는 영향을 확인하고자 한다.

2.5. 후기 수용 모형(Post-Acceptance Model)

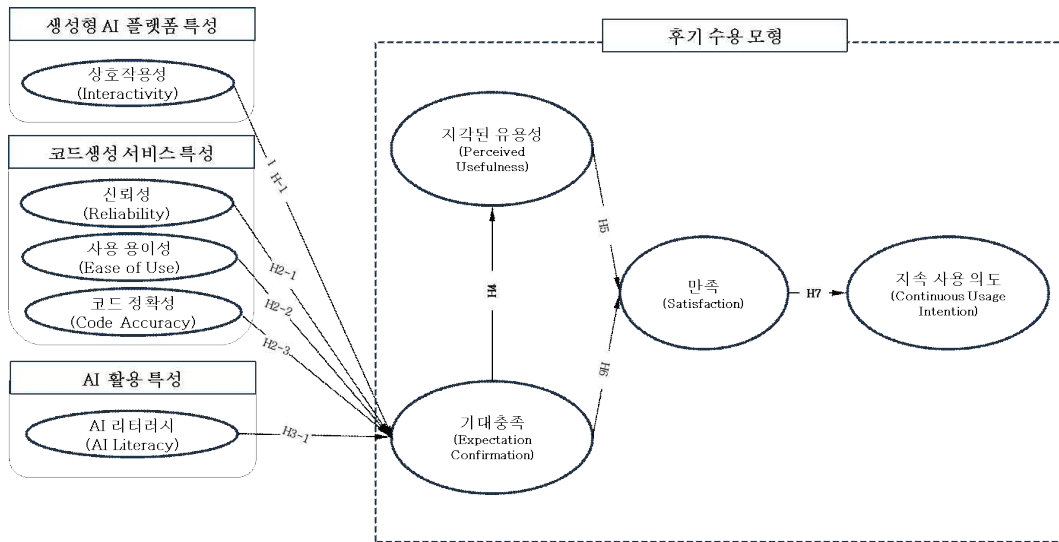
Bhattacharjee(2001)의 후기 수용 모형(PAM)은 정보시스템의 지속적인 사용 의도가 형성되는 과정을 설명한다. 이 모형에 따르면 사용자는 초기 사용 경험을 통해 기대 충족(Expectation Confirmation)과 지각된 유용성(Perceived Usefulness)을 평가하게 되며, 이는 만족(Satisfaction)에 영향을 미친다. 궁극적으로 이러한 만족감이 지속 사용 의도(Continuous Usage Intention)를 결정하게 된다. 본 연구에서는 이 모형을 확장 적용하여, 생성형 AI 및 코드 생성 서비스의 품질 특성과 사용자의 AI 리터러시가 기대 충족과 유용성 인식을 매개로 하여 어떻게 사용자 만족과 지속 사용 의도로 연결되는지 구조적으로 규명하고자 한다.

Ⅲ. 연구모형과 가설 설정

3.1. 연구모형

본 연구는 생성형 AI 플랫폼 기반의 코드 생성 서비스에 대한 지속 사용 의도에 영향을 미치는 핵심 요인을 규명하고자 한다. 이를 위해 <그림 2>와 같은 연구 모형을 설계하였으며, 각 변수 간의 인과관계를 실증적으로 분석하였다. 생성형 AI플랫폼의 특성과 코드 생성 서비스의 특성, 그리고 사용자의 AI 활용 특성이 기대 충족과 지각된 유용성에 어떤 영향을 주는지 확인하고자 한다. 또한 후기 수용 모델(PAM)을 적용하여 기대 충족과 지각된 유용성이 만족에 미치는 영향을 파악하고, 나아가 만족이 지속 사용 의도를 결정짓는 핵심 요인임을 검증하고자 한다.

<그림 2> 생성형 AI플랫폼 기반 코드 생성 서비스의 지속 사용 의도에 관한 연구 모형



3.2. 가설 설정

3.2.1 생성형 AI플랫폼 특성과 기대 충족간의 관계

Bhattacharjee(2001)의 정보시스템 후기수용모형(PAM)에 따르면, 기대 충족(Expectation Confirmation)은 사용자가 시스템을 실제 사용하며 경험한 성과가 사전

기대치와 일치하거나 이를 상회할 때 형성되는 인지적 상태를 의미하며, 이는 사용자 만족과 지속적 사용을 결정짓는 핵심 요인이다. 생성형 AI플랫폼의 주요 특성인 상호작용성은 사용자와 시스템 간의 즉각적인 소통을 가능하게 하여 기대 충족에 긍정적인 영향을 미칠 수 있다(Bai & Yang, 2025b). 특히 생성형 AI의 양방향 대화 기능은 사용자가 자신의 질의를 실시간으로 교정하고 최적의 해답을 찾아가는 과정을 지원함으로써, 시스템이 사용자의 의도를 정확히 파악했다는 인식을 심어주어 기대 일치 수준을 높인다(Abdel-Basset et al., 2024). 이러한 즉각적이고 적응적인 소통 방식은 사용자가 시스템을 통제하고 있다는 느낌을 강화하며, 결과적으로 서비스 가치에 대한 긍정적 평가와 기대 충족으로 이어진다. 이에 따라 본 연구는 생성형 AI플랫폼 특성과 기대 충족의 관계에 대해 다음과 같은 가설을 설정하였다.

H1. 생성형 AI플랫폼 특성은 기대 충족에 정(+)¹의 영향을 미칠 것이다.

H1-1. 상호작용성은 기대 충족에 정(+)¹의 영향을 미칠 것이다.

3.2.2 코드 생성 서비스 특성과 기대 충족과의 관계

코드 생성 서비스의 품질을 결정하는 요인으로 선행연구를 통해 신뢰성, 사용 용이성, 코드 정확성을 도출하였다. 최신 연구에 따르면 코드 생성 AI의 성능에 대한 신뢰와 기술적 무결성은 개발자의 심리적 안전감을 형성하는 필수 전제 조건이며(Xu & Zhu, 2024), 복잡한 프로그래밍 언어를 자연어로 변환하는 인터페이스의 용이성은 사용자의 인지 부하를 줄여 서비스에 대한 긍정적 기대를 충족시킨다(Liu et al., 2023). 이에 따라 본 연구는 서비스 특성이 사용자의 기대 충족에 미치는 영향을 검증하기 위해 다음과 같은 가설을 설정하였다.

H2. 코드 생성 서비스 특성은 기대 충족에 정(+)¹의 영향을 미칠 것이다.

H2-1. 신뢰성은 기대 충족에 정(+)¹의 영향을 미칠 것이다.

H2-2. 사용 용이성은 기대 충족에 정(+)¹의 영향을 미칠 것이다.

H2-3. 코드 정확성은 기대 충족에 정(+)¹의 영향을 미칠 것이다.

3.2.3 사용자의 AI 활용 특성과 기대 충족과의 관계

AI 리터러시는 개인이 인공지능 기술을 이해하고 비판적으로 평가하며 효과적으로 활용할 수 있는 능력을 의미한다(Lee & Oh, 2024). 높은 AI 리터러시를 가진 사용자는 코드 생성 서비스의 잠재력을 더 잘 파악하고 활용할 수 있으므로, 서비스 사용 결과가 자신의 기대에 부합할 가능성이 높다. 이는 사용자가 기술의 한계를 인지하고 적절한 프롬프트를 설계함으로써 기대치와 실제 성과 사이의 불일치를 사전에 조절할

수 있기 때문이다(Ng et al., 2024). 이에 따라 본 연구는 사용자의 AI 리터러시와 기대 충족과의 관계를 살펴 보기 위해 다음과 같은 가설을 설정하였다.

H3. 사용자의 AI 활용 특성은 기대 충족에 정(+)¹의 영향을 미칠 것이다.

H3-1. AI 리터러시는 기대 충족에 정(+)¹의 영향을 미칠 것이다.

3.2.4 기대 충족과 지각된 유용성과의 관계

지각된 유용성은 특정 시스템을 사용하는 것이 업무 성과를 향상시킨다고 확신하는 정도를 나타낸다(Davis, 1989). 후기 수용 모형에 따르면, 사용자가 서비스 사용 후 자신의 기대가 충족되었다고 인지할수록 해당 서비스의 유용성을 더 높게 평가하게 된다. 사용자는 초기 기대를 바탕으로 성과를 평가하며, 이 과정에서 발생한 기대 충족은 시스템이 제공하는 혜택이 실질적임을 확인시켜 주어 유용성 지각을 강화한다(Bhattacharjee & Lin, 2015). 코드 생성 서비스의 경험이 긍정적일수록 개발자는 이 도구가 자신의 코딩 작업에 실질적인 도움이 된다고 믿게 될 것이다. 이에 따라 본 연구는 다음과 같은 가설을 설정하였다.

H4. 기대 충족은 지각된 유용성에 정(+)¹의 영향을 미칠 것이다.

3.2.5 지각된 유용성과 만족과의 관계

생성형 AI 기반 코드 생성 서비스에서 지각된 유용성은 사용자가 체감하는 실질적인 생산성 향상과 효율성을 의미하며, 이러한 인식은 서비스에 대한 전반적인 만족도를 높이는 핵심 동인이 된다. 실용적인 가치를 증시하는 전문직 사용자들에게는 기술의 도구적 혜택이 정서적 만족을 결정하는 핵심적인 경로로 작용한다(Chiu et al., 2005). 요컨대 사용자가 체감하는 서비스의 유용성이 높을수록 만족도 또한 상승한다. 이러한 논리적 근거를 바탕으로 본 연구는 다음과 같은 가설을 설정하였다.

H5. 지각된 유용성은 만족에 정(+)¹의 영향을 미칠 것이다.

3.2.6 기대 충족과 만족과의 관계

코드 생성 서비스 사용 경험이 사용자의 사전 기대와 일치하거나 이를 상회할 때, 사용자는 심리적인 만족감을 느끼게 된다. Oliver(1980)의 기대일치이론은 기대 충족이 만족의 가장 직접적인 선행요인임을 강조한다. 기대 충족은 사용자에게 서비스 선택의 정당성을 부여하고 긍정적인 감정 상태를 유발하여, 인지적 평가가 정서적 반응으로 전이되도록 돕는다(Hossain & Quaddus, 2012). 사용자가 코드 생성 서비스의

품질이나 성능이 기대했던 수준에 부합한다고 판단하면 만족도가 증가할 것이다. 이에 따라 본 연구는 기대 충족과 만족과의 관계에 대해 다음과 같은 가설을 설정하였다.

H6. 기대 충족은 만족에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.

3.2.7 만족과 지속 사용 의도와의 관계

지속 사용 의도(Continuous Usage Intention)는 사용자가 현재 사용 중인 서비스를 미래에도 계속 사용하고자 하는 의지를 의미한다. 만족은 지속 사용 의도를 결정짓는 가장 강력한 예측 변수로서, 코드 생성 서비스에 만족한 사용자는 이를 계속해서 업무에 활용하려는 성향을 보일 것이다. 만족한 사용자는 새로운 대안을 탐색하기보다 기존 서비스와의 관계를 유지하려는 경향이 강하며, 이는 기술 수용의 장기적인 고착화(Lock-in)를 유도한다(Thong et al., 2006). 이에 따라 본 연구는 다음과 같은 가설을 설정하였다.

H7. 만족은 지속 사용 의도에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.

IV. 실증분석

4.1 자료의 수집

본 연구의 자료 수집은 생성형 AI플랫폼 기반 코드 생성 서비스 사용 경험자를 대상으로 수행되었다. 설문은 2026년 1월 5일부터 1월 18일까지 온라인 설문 플랫폼인 서베이몽키(SurveyMonkey)를 통해 실시되었다. 응답된 전체 250부 중에서 부적합 응답과 불성실 응답 7부를 제외한 243부를 분석 자료로 활용하였다. 표본의 대상은 전국의 생성형 AI플랫폼 기반 코드 생성 서비스를 2회 이상 사용해 본 경험이 있는 사용자를 대상으로 설문하였다. 이는 생성형 AI플랫폼 기반 코드 생성 서비스에 대한 정확한 이해도를 가지고 있는 대상자로부터 설문을 받기 위함이다. 설문은 변수 측정을 위한 45개 항목과 인구통계학적 특성 7개 항목을 더해 총 52문항으로 설계되었고, 각 문항은 리커트 7점 척도를 사용하여 측정되었다. 그룹 간 효과적인 비교분석을 위해 모집단의 비율을 사전에 설정하여 성별, 세대, 사용 횟수별로 고르게 수집되도록 진행하였다. 성별 비율은 남성 50.62%와 여성 49.38%로 진행하였고, 그 외의 인구통계학적 조사는 통제 없이 수집된 비율대로 분석하였다.

4.2 인구통계학적 분석

본 연구의 설문에 응답한 243명의 인구통계학적 특성을 분석한 결과는 아래 <표 1>과 같다. 표본 구성은 남성 123명(50.62%), 여성 120명(49.38%)으로 나타나 성별 분포가 비교적 균등한 것으로 확인되었다. 연령의 경우 20~29세가 15명으로 6.17%, 30~39세가 64명 답변하여 26.34%의 비중을 차지하고, 40~49세는 응답자 중에서 총 88명이 응답하여 36.21%로 가장 높은 비중을 차지한다. 다음으로 50~59세가 57명이 응답하여 23.46%를 차지하였고, 60세 이상도 19명으로 6.17%를 차지한다. 세대의 경우 밀레니얼세대(1980~1994년)가 110명이 응답하여 45.27%로 가장 높은 비중을 차지하였고, 다음은 X세대(1965~1979년)가 91명이 응답하여 37.45%, Z세대(1995년 이후)가 27명이 응답하여 11.11%로 나타났다. 베이비붐세대(1950~1964년)는 15명이 응답하여 6.17%로 수집되었다. 학력의 경우 대졸이 195명이 응답하여 80.25%로 가장 많았고, 대학원 석사가 18명이 응답하여 7.41%, 고졸이 16명이 응답하여 6.58%, 초대졸이 10명이 응답하여 4.12%, 대학원 박사 4명이 응답하여 1.65% 순으로 조사되었다. 직업은 사무직/공무원이 183명이 응답하여 75.31%로 비중이 가장 높게 나타났으며, 기술직/생산직이 33명이 응답하여 13.58%, 전문/자유직이 23명이 응답하여 9.47%, 프리랜서가 4명이 응답하여 1.65%로 조사되었다. 본 표본에서 사무직/공무원의 비중이 75.31%로 높게 나타난 것은 최근 IT 업계의 주요 화두인 '시민 개발자(Citizen Developer)'의 확산 현상을 반영한다. 과거에는 전문 개발자만이 코드를 작성했으나, 생성형 AI의 등장으로 일반 사무직 종사자들도 업무 자동화(RPA) 및 데이터 분석을 위해 코드를 직접 생성하고 수정하는 추세이다(Gartner, 2023; 유재현·김희웅, 2024). 따라서 본 표본 구성은 편향된 것이 아니라, 코드 생성 서비스의 사용자층이 비전문가 영역으로 확장되고 있음을 보여주는 실증적 지표로 해석될 수 있다. 직장 규모는 직원이 100~999명인 기업 종사자가 112명 응답하여 46.09%로 가장 많았고, 직원이 1~99명인 기업 종사자가 65명이 응답하여 26.75%, 직원이 1,000~4,999명인 기업 종사자가 37명 응답하여 15.23%, 직원이 10,000명 이상인 기업 종사자가 17명으로 7.00%, 직원이 5000~9,999명인 기업 종사자가 12명 응답하여 4.94%로 조사되었다. 사용 횟수는 8회 이상 사용으로 130명이 응답하여 53.50%로 가장 높은 비중을 차지하였고, 4~5회 사용으로 44명이 응답하여 18.11%, 2~3회 사용으로 39명이 응답하여 16.05%, 6~7회 사용으로 30명이 응답하여 12.35% 순으로 조사되었다.

<표 1> 표본의 인구통계학적 특성

구 분		빈도수	비율(%)	그룹
성별	남성	123	50.62	남성
	여성	120	49.38	여성
	합계	243	100.0	
연령	20~29세	15	6.17	20,30대
	30~39세	64	26.34	
	40~49세	88	36.21	40대 이상
	50~59세	57	37.45	
	60세 이상	41	8.2	
	합계	243	100.0	
세대	Z세대(1995년이후)	27	11.11	MZ세대
	밀레니얼세대(1980~1994년)	110	45.27	
	X세대(1965~1979년)	91	37.45	기성
	베이비붐세대(1950~1964년)	15	6.17	세대
	합계	243	100.0	
학력	고졸	16	6.58	대졸
	초대졸	10	4.12	미만
	대졸	195	80.25	대졸 이상
	대학원 석사	18	7.41	
	대학원 박사	4	1.65	
	합계	243	100.0	
직업	전문/자유직	23	9.47	
	사무직/공무원	183	75.31	
	기술직/생산직	33	13.58	
	프리랜서	4	1.65	
	합계	243	100.0	
직장 규모	1 ~ 99명	65	26.75	
	100 ~ 999명	112	46.09	
	1,000 ~ 4,999명	37	15.23	
	5,000 ~ 9,999명	12	4.94	
	10,000명 이상	17	7.00	
	합계	243	100.0	
사용 횟수	2 ~ 3회	39	16.05	
	4 ~ 5회	44	18.11	
	6 ~ 7회	30	12.35	
	8회 이상	130	53.50	
	합계	243	100.0	

4.3 신뢰도 및 타당도 분석

<표 2> 분석 결과, 모든 잠재변수의 Cronbach's α 계수와 합성 신뢰도(CR) 값이 각각 권고 기준치인 0.7을 상회하는 것으로 나타나(Nunnally, 1978; Hair et al., 2017), 측정 도구의 내적 일관성이 확보되었다. 또한 고유치(Eigenvalue)가 Kaiser(1960)의 기준치인 1.0을 상회하는 것으로 나타났다. 요컨대 모든 잠재변수의 내적 일관성 신뢰도와 합성 신뢰도가 기준치를 충분히 상회함에 따라, 본 연구의 측정지표는 통계적으로 적합한 신뢰도를 확보한 것으로 판단된다.

<표 2> 내적일관성 신뢰도 평가 결과

잠재변수	MVs	C.alpha	DG.rho	Eig.value
상호작용성	4	0.777	0.857	2.399
신뢰성	3	0.713	0.839	1.906
사용 용이성	4	0.787	0.863	2.447
코드 정확성	5	0.856	0.897	3.179
AI 리더러시	3	0.730	0.848	1.950
기대 충족	3	0.762	0.863	2.035
지각된 유용성	3	0.761	0.863	2.030
만족	3	0.770	0.867	2.055
지속 사용 의도	4	0.834	0.889	2.670

PLS-SEM 구조방정식 모형의 타당성 검증은 집중타당도(Convergent Validity)와 판별타당도(Discriminant Validity)를 확인하는 과정으로 이루어진다. 판별타당도는 평균분산추출(AVE)의 제곱근 값과 교차 적재치(Cross-loading)를 기준으로 평가한다. 선행연구에 따르면, 각 잠재변수의 AVE 제곱근 값이 다른 잠재변수들과의 상관계수보다 클 경우 판별타당성이 확보된 것으로 간주한다(Gefen & Straub, 2005). <표 3>의 대각선에 배치된 AVE 제곱근은 각 잠재변수 간 상관계수보다 높게 나타났다. 이는 판별타당성을 확보하였음을 의미한다(Fornell & Larcker, 1981).

<표 3> 집중타당성 및 판별타당성 평가 결과

잠재 변수	IN	RL	EU	CA	AL	EC	PU	SA	CI	AVE
IN	0.774									0.599
RL	0.653	0.797								0.635
EU	0.677	0.628	0.781							0.610
CA	0.580	0.616	0.617	0.796						0.634
AL	0.571	0.559	0.610	0.564	0.804					0.647
EC	0.655	0.734	0.618	0.640	0.603	0.824				0.678
PU	0.614	0.707	0.616	0.538	0.492	0.712	0.823			0.677
SA	0.652	0.735	0.591	0.539	0.580	0.742	0.730	0.828		0.685
CI	0.609	0.725	0.609	0.508	0.607	0.719	0.736	0.743	0.817	0.667

IN : 상호작용성, RL : 신뢰성, EU : 사용 용이성, CA : 코드 정확성, AL : AI 리터러시, EC : 기대 충족, PU : 지각된 유용성, SA : 만족, CI : 지속 사용 의도

4.4 경로분석 결과

가설 검증을 위한 경로계수의 통계적 유의성은 부트스트래핑(Bootstrapping) 기반의 비모수 평가 방법을 통해 분석한다(Hair et al., 2014). 본 연구의 구조방정식 분석에는 R의 PLSPM 패키지를 활용하였으며, 2,000회의 부트스트래핑(Bootstrapping) 재표집 과정을 거쳐 경로계수의 통계적 유의성을 검증하였다. 경로계수(Path Coefficients)는 변수 간의 상관관계와 표준화된 데이터 값(Standardized Values)을 바탕으로 산출되며, 변수 사이의 인과적 영향력을 나타낸다. 경로계수는 +1에 가까울수록 강한 정(+)의 관계를, -1에 가까울수록 강한 부(-)의 관계를 나타낸다(Chin, 1998). 반면 0에 수렴할수록 두 변수 간의 관계는 미약해진다. 또한 산출된 t-값이 임계치(Critical Value)를 초과하면, 해당 경로계수는 설정된 유의수준 내에서 통계적으로 유의미한 것으로 판단한다. 일반적으로 양측 검정(Two-tailed Test)에서 유의수준 5%를 판정하는 임계치 t-값은 1.96이다(Hair et al., 2014). 본 연구의 경로분석 결과는 <표 4>와 같다.

<표 4> 경로 분석 결과

가설		가설 경로		Estimate	Std.Error	t-value	p-value	결과	
H1	H1-1	상호작용성	→ 기대 충족	0.172	0.059	2.911	0.003**	채택	
	H2-1	신뢰성		0.394	0.058	6.827	<0.001***	채택	
H2	H2-2	사용 용이성		0.050	0.060	0.822	0.411	기각	
	H2-3	코드 정확성		0.182	0.055	3.300	0.001**	채택	
H3	H3-1	AI 리터러시		0.152	0.053	2.867	0.004**	채택	
H4		기대 충족	→	지각된 유용성	0.712	0.045	15.740	<0.001***	채택
H5		지각된 유용성	→	만족	0.408	0.056	7.322	<0.001***	채택
H6		기대 충족	→	만족	0.452	0.056	8.123	<0.001***	채택
H7		만족	→	지속 사용 의도	0.743	0.043	17.238	<0.001***	채택

※ 유의수준 : *p<0.05, **p<0.01, ***p<0.001

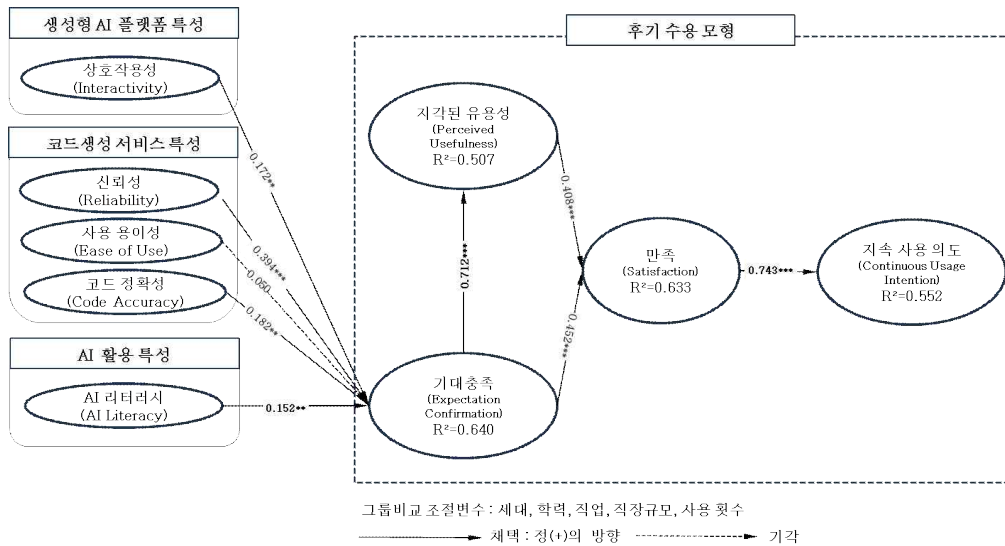
생성형 AI플랫폼 특성 요인과 기대 충족 간의 경로 분석에서는 상호작용성 (t=2.911, p=0.003)으로 나타나 상호작용성이 기대 충족에 정(+)의 영향을 미치는 것으로 확인되었다. 코드 생성 서비스 특성과 기대 충족 간의 경로 분석 결과, 신뢰성 (t=6.827, p<0.001)과 코드 정확성(t=3.300, p=0.001)은 기대 충족에 유의미한 정 (+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다. 반면, 사용 용이성은 통계적 유의성이 확보되지 않아 기각되었다. 흥미로운 점은 사용 용이성이 기대 충족에 유의한 영향을 미치지 못했다는 결과(p=0.411)이다. 이는 일반적인 모바일 앱 서비스 연구에서 사용 용이성이 핵심 변수로 꼽히는 것과 대조되는 결과로, 생성형 AI플랫폼 기반 코드 생성 서비스가 지닌 대화형 인터페이스의 특수성에서 그 이론적 근거를 찾을 수 있다. 생성형 AI플랫폼 기반 코드 생성 서비스 단순한 클릭, 탐색 기반의 GUI 서비스와 달리, 사용자가 원하는 결과를 얻기 위해 프롬프트를 반복적으로 정교화하는 반복적 대화 (Iterative Dialogue) 과정을 본질적으로 수반한다. 이 과정에서 사용자는 프롬프트 입력의 번거로움이나 인터페이스의 복잡성을 서비스의 결함으로 인식하기보다, 고품질 결과물을 얻기 위해 필연적으로 투입해야 하는 인지적 비용(Cognitive Cost)으로 내재화하는 경향이 있다. 이는 기대-성과 불일치 이론(Expectation-Confirmation Theory)의 관점에서, 사용자의 사전 기대 자체가 편의적 조작이 아닌 기술적으로 정확한 산출물을 중심으로 형성되기 때문으로 해석된다. 즉, 사용 용이성은 기대 충족의 기준점 밖에 위치하며, 결과물의 정확성과 신뢰성이 기대 충족의 핵심 준거로 작동하는 것이다. 이러한 메커니즘은 코드 생성 서비스 사용자가 인터페이스의 편의성보다 결과물의 품질에 집중하는 도구적 실용주의(Instrumental Pragmatism) 성향을 단순한 불편 감수가 아닌, 서비스의 구조적 특성에 의해 유도된 합리적 적응 행동으로 이해할 수 있음을 시사한다. 이들에게 중요한 것은 ‘쉽게 쓰는 것’이 아니라 ‘제대로 작동하는 결과물’을 얻는 것이며, 이는 코드 생성 서비스를 일반 IT 서비스와 구별 짓는 이론적 차별점으로 본 연구의 학술적 기여를 강화한다(Bhattacharjee, 2001;

Davis, 1989).

사용자의 AI 활용 특성 요인과 기대 충족의 경로 분석에서는 AI 리터러시 ($t=2.867$, $p=0.004$)로 나타나 AI 리터러시가 기대 충족에 정(+)의 영향을 미치는 것으로 확인되었다.

기대 충족이 지각된 유용성으로의 경로 분석에서는 기대 충족($t=15.740$, $p<0.001$)으로 정(+)의 영향을 미치는 것으로 확인되었다. 지각된 유용성과 기대 충족의 만족으로의 경로 분석에서는 지각된 유용성($t=7.322$, $p<0.001$), 기대 충족($t=8.123$, $p<0.001$)으로 나타나 기대 충족이 더 큰 영향을 보였고(Oliver, 1980), 두 요인 모두 만족에 핵심 변수임을 입증하였다. 또한, 만족이 지속 사용 의도와 의 경로에서는 만족($t=17.238$, $p<0.001$)으로 나타나서 매우 강한 영향을 미치는 것으로 나타났다(Bhattacharjee, 2001). 전체 경로 분석 결과, 기대 충족에 가장 강력한 영향을 미치는 요인은 신뢰성으로 확인되었다. 이어 코드 정확성, 상호작용성, AI 리터러시 순으로 영향력의 크기가 나타났다. 연구가설의 경로 분석 결과를 보여주는 연구모형은 <그림 3>과 같다.

<그림 3> 경로 분석 결과



V. 결 론

5.1 연구의 의의 및 시사점

생성형 AI플랫폼 기반의 코드 생성 서비스는 사용자가 복잡한 프로그래밍 언어를 직접 작성하지 않고도 효율적으로 코드를 생성하고 수정할 수 있는 혁신적인 도구로, 최근 소프트웨어 개발 및 관련 산업 분야에서 그 활용도가 급격히 증가하고 있다. 본 연구는 생성형 AI플랫폼 기반 코드 생성 서비스를 2회 이상 사용한 경험이 있는 243명의 사용자를 대상으로 온라인 설문조사를 실시하여 실증 분석을 진행하였다. 본 연구는 후기 수용 모형을 바탕으로 생성형 AI플랫폼 특성(상호작용성), 코드 생성 서비스 특성(신뢰성, 사용 용이성, 코드 정확성), 그리고 사용자의 AI 활용 특성(AI 리터러시)이 기대 충족, 지각된 유용성, 만족을 거쳐 지속 사용 의도에 미치는 영향을 분석하였다. 연구 결과는 급변하는 AI 서비스 시장에서 개발자 및 일반 사용자의 요구를 충족시키기 위한 전략적 방향성을 제시하며, 관련 서비스의 경쟁력 강화와 지속 성장을 도모하는 데 유용한 시사점을 제공한다.

첫째, 본 연구는 기존 IT 서비스 수용 이론을 생성형 AI라는 특수한 맥락으로 확장하여 플랫폼 특성(상호작용성), 서비스 특성(신뢰성, 코드 정확성), 개인적 역량(AI 리터러시) 간의 인과관계를 종합적으로 모델링하였다는 점에서 학술적 가치가 크다. 특히 코드 생성 서비스의 특수성을 반영한 신뢰성과 정확성 등의 지표가 기대 충족의 핵심 선행 변수임을 입증함으로써, AI 서비스 고도화를 위한 새로운 이론적 토대를 마련하였다. 이는 일반적인 정보시스템 품질 연구에서 나아가 생성형 AI 환경에서의 소비자 행동을 이해하는 차별화된 관점을 제시한다.

둘째, 경로 분석 결과 기대 충족에 가장 강력한 영향을 미치는 요인이 신뢰성과 코드 정확성으로 나타난 반면, 사용 용이성은 유의미한 영향을 미치지 못했다는 점은 매우 중요한 전략적 지표를 제공한다. 이는 코드 생성 서비스 사용자들이 인터페이스 편의성보다 산출물의 기술적 무결성을 우선시하는 도구적 실용주의 성향을 지님을 의미하며, 이 서비스의 핵심 사용자 집단이 편의보다 정확성에 가치를 두는 전문가 집단임을 확인해 주는 결과로 해석된다. 따라서 서비스 제공 기업은 UI/UX 개선보다는 LLM 파인튜닝(Fine-tuning)이나 RAG(검색 증강 생성)기술을 통한 출력 품질 고도화를 우선적으로 추진하고, 생성 코드의 판단 근거를 시각화하는 설명 가능한 AI(XAI) 기능 강화와 과업 유형별 맞춤형 프롬프트 템플릿 제공을 병행함으로써 사용자의 기대 충족 수준과 지속적 사용 의도를 함께 제고해야 한다.

셋째, AI 리터러시가 기대 충족에 유의미한 정(+)의 영향을 미친다는 결과는 사용자의 역량이 서비스 성과를 결정하는 핵심 변수임을 시사한다. 이는 동일한 서비스라도 사용자의 AI 이해도에 따라 기대 충족 경험이 상이하게 나타날 수 있음을 의미하며, 기술적 정확성이 정서적 만족으로 전이되기 위해서는 사용자의 역량 격차를 좁히는 서비스 설계가 병행되어야 함을 시사한다. 이를 위해 서비스 제공 기업은 두 가지 전략적 방향을 고려할 필요가 있다. 우선, 설명 가능한 AI(XAI) 기능 강화이다. 시민 개발자로 대표되는 비전문가 사용자층은 생성된 코드의 작동 원리를 직관적으로 이해하기 어렵다는 점에서 기대와 실제 성과 사이의 간극이 발생하기 쉬우므로, XAI 기능을 통해 코드 생성 근거와 신뢰도를 시각적으로 제시함으로써 낮은 AI 리터러시를 가진 사용자도 결과물을 비판적으로 검토하고 수용할 수 있도록 지원해야 한다. 다음으로, 숙련도 기반 맞춤형 가이드 및 프롬프트 템플릿 제공이다. 사용자의 AI 리터러시 수준에 따라 초보자용 단계별 가이드부터 전문가용 고급 프롬프트 구조까지 차등화된 지원 체계를 구축하면, 사용 전 기대와 실제 성과 사이의 간극을 구조적으로 좁힐 수 있다. 이는 AI 리터러시가 낮은 사용자도 서비스를 효과적으로 활용할 수 있도록 하는 역량 보완형 서비스 설계 전략으로, 사용자 저변 확대와 기대 충족 수준 제고를 동시에 달성하는 통합적 품질 관리 방안이 될 것이다.

결론적으로, 기대 충족이 지각된 유용성과 만족에 매우 강한 영향을 미치고, 최종적으로 지속 사용 의도를 결정짓는 강력한 경로가 확인되었다. 이는 실무적으로 코드의 정확도와 신뢰성을 최우선으로 확보하여 사용자의 기대를 충족시키는 것이 장기적인 락인(Lock-in) 효과를 창출하는 핵심 기제임을 입증한다. 따라서 기술적 정확성을 기반으로 한 유용성 인식이 정서적 만족으로 전이될 수 있도록 통합적인 서비스 품질 관리가 이루어져야 할 것이다.

5.2 연구의 한계 및 향후 연구 방향

본 연구는 실증 분석을 통해 유의미한 시사점을 도출하였음에도 불구하고, 다음과 같은 몇 가지 학술적·방법론적 한계점을 지니고 있다. 첫 번째는 기술적 변화의 수용이다. 본 연구는 2026년 1월 시점의 서비스를 대상으로 진행되었으나, 생성형 AI 기술은 매우 빠르게 진화하고 있다. 향후 연구에서는 더욱 고도화된 모델이 적용된 시점에서의 변화를 지속적으로 모니터링할 필요가 있다. 두 번째는 표본의 직업적 편중이다. 응답자의 75.31%가 사무직/공무원에 집중된 본 연구의 표본 구성은, 코드 생성 서비스를 업무 자동화나 단순 스크립트 생성 등 보조적 목적으로 활용하는 비전문가 집단의 특성을 주로 반영한다. 이는 복잡한 알고리즘 구현, 코드 리뷰, 테스트 자동화 등 고도화된 맥락에서 서비스를 활용하는 전문 개발자 집단의 행태를 충분히 대변하

지 못한다는 한계를 내포한다. 특히 코드 정확성에 대한 판단 기준과 기술적 장벽의 체감도는 전문성 수준에 따라 상이할 수 있으므로, 본 연구의 분석 결과가 비전문가 집단에 편중된 특수한 패턴인지, 전문 개발자에게도 통용되는 보편적 모델인지는 현재의 자료만으로는 단정하기 어렵다. 향후 연구에서는 직업군을 통제변수로 포함하여 그 영향력을 통계적으로 분리하거나, 전문 개발자 집단을 별도 표본으로 구성한 비교 연구를 수행함으로써 본 연구 결과의 일반화 가능성을 보다 엄밀하게 검증할 필요가 있다. 또한 전문 개발자, 시민 개발자, 비개발 사무직의 세 집단을 균형 있게 표집하여 집단 간 비교 분석을 수행함으로써, AI 코드 생성 서비스 지속 사용 의도에 영향을 미치는 요인의 보편성과 집단 특수성을 동시에 검증할 필요가 있다. 세 번째는 복합적 조절 효과 분석의 필요성이다. 본 연구에서는 세대, 학력, 직업 등을 조절 변수로 설정하였으나 이에 대한 상세한 복합 분석은 제한적이었다. 향후 연구에서는 인구 통계학적 변수 간의 상호작용이 기대 충족 및 지속 사용 의도에 미치는 영향에 대해 보다 정교한 분석이 이루어져야 할 것이다.

참고문헌

- 김성희, 이승민. (2024). *생성형 AI의 기술적 특성과 사서의 개인적 특성이 생성형 AI 사용의도에 미치는 영향*. 석사학위논문, 중앙대학교.
- 김유진, 이형석. (2025). *생성형 AI의 상호작용성과 정보성이 지속적 사용 의도에 미치는 영향: 정보 리터러시와 서비스 유형의 조절효과*. 연구보고서.
- 선덕길, 유재현. (2024). *생성형 AI서비스 사용자의 지속사용의도에 미치는 영향: 가치기반수용모델을 중심으로*. 연구보고서.
- 안선주. (2021). *디지털 콘텐츠 OTT(Over-the-Top)서비스의 지속사용의도에 영향을 미치는 주요 요인에 관한 연구*. 석사학위논문, 서울대학교.
- 유재현, 김희용. (2024). *시민 개발자 시대의 로우코드/노코드 플랫폼 수용 요인에 관한 실증 연구*. *정보시스템연구*, 33(2), 45-70.
- 이선로, 정연오. (2008). *가중화된 기대충족모형을 이용한 인터넷 쇼핑 사이트의 지속적 사용에 관한 연구*. *e-비즈니스연구*, 9(4), 273-296.
- 이승준. (2024). *손해보험사의 CM 채널 서비스 지속 사용 의도에 영향을 미치는 요인에 관한 연구*. 박사학위논문, 숭실대학교.
- 이승준, 오중산. (2024). *생성형 AI 리터러시가 직무 성과 및 혁신 행동에 미치는 영향: 자기효능감의 매개효과를 중심으로*. *경영학연구*, 53(1), 115-142.
- 이진, 오현정. (2024). *생성형 AI의 기술적 특성과 사용자의 AI 리터러시가 생성형 AI의 지속사용의도에 미치는 영향*. 연구보고서.
- 이한나. (2019). *면세점 애플리케이션 서비스의 지속 사용 의도에 영향을 미치는 요인에 관한 연구*. 석사학위논문, 경희대학교.
- 이향, 김준환. (2023). *통합기술수용모델이 챗GPT 이용자의 디지털리터러시와 수용의도에 미치는 영향*. *e-비즈니스연구*, 24(2), 101-120.
- 정세현, 이지현. (2025). *과학기술 분야 연구자의 생성형 AI 도구 이용 의도에 관한 연구*. *정보관리학회지*, 42(1), 67-89.
- Abdel-Basset, M., et al. (2024). *Generative AI in software engineering: A systematic review of interactive code generation*. *Journal of Systems and Software*, 210, 111952.
- Bai, X., & Yang, L. (2025a). *Exploring the determinants of AIGC usage intention based on the extended AIDUA model*. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 30(2), 145-168.
- Bai, X., & Yang, Y. (2025b). *The role of interactivity in generative AI adoption:*

- A post-acceptance perspective. *Computers in Human Behavior*, 162, 108421.
- Bhattacharjee, A. (2001). Understanding information systems continuance: An expectation confirmation model. *MIS Quarterly*, 25(3), 351-370.
- Bhattacharjee, A., & Lin, C. P. (2015). A unified model of IT continuance: Three complementary perspectives and crossover effects. *European Journal of Information Systems*, 24(4), 364-373.
- Chin, W. W. (1998). The partial least squares approach to structural equation modeling. *Modern Methods for Business Research*, 295(2), 295-336.
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319-340.
- DeLone, W. H., & McLean, E. R. (1992). Information systems success: The quest for the dependent variable. *Information Systems Research*, 3(1), 60-95.
- DeLone, W. H., & McLean, E. R. (2003). The DeLone and McLean model of information systems success: A ten-year update. *Journal of Management Information Systems*, 19(4), 9-30.
- Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research*, 18(1), 39-50.
- Gartner. (2023). Predicts 2024: *The Rise of Citizen Development and Generative AI*. Gartner Research Report.
- Gartner. (2024). *Low-code development technologies market forecast*. Gartner Research Report.
- Ge, S., & Wu, J. (2023). An empirical study of adoption of ChatGPT for bug fixing among professional developers. *Proceedings of the ACM Conference on Software Engineering*, 35(4), 567-582.
- Gefen, D., & Straub, D. (2005). A practical guide to factorial validity using PLS-Graph: Tutorial and annotated example. *Communications of the Association for Information Systems*, 16(1), 91-109.
- Hair, J. F., Hult, G. T., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2014). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)*. Thousand Oaks: Sage Publications.

- Hossain, M. A., & Quaddus, M. (2012). Expectation–confirmation theory in information system continuance context: A critical review. *Information Systems Theory*, 28, 441–469.
- Ibrahim, F., et al. (2025). The technology acceptance model and adopter type analysis in the context of artificial intelligence. *International Journal of Information Management*, 62, 102450.
- Kaiser, H. F. (1960). The application of electronic computers to factor analysis. *Educational and Psychological Measurement*, 20(1), 141–151.
- Kim, Y. W., et al. (2025). The role of enjoyment and flow in technology adoption of AI–assisted coding tools. *International Journal of Human–Computer Interaction*, 41(2), 245–267.
- Klemmer, J., et al. (2024). Using AI assistants in software development: A qualitative study on security practices and concerns. *IEEE Transactions on Software Engineering*, 50(8), 1234–1256.
- Kong, H., et al. (2024). The impact of AI literacy and self–efficacy on the acceptance of generative AI for software development. *Computers in Human Behavior*, 150, 107985.
- Lee, J., & Oh, H. (2024). AI literacy and its impact on technology acceptance: An empirical study. *Journal of Information Systems Education*, 35(1), 45–62.
- Linh, N. T., & Huyen, T. T. (2025). An extension of trust and TAM model with TPB in the adoption of digital payment: An empirical study in Vietnam. *Journal of Business Research*, 158, 113645.
- Liu, Y., et al. (2023). Understanding the impact of low–code platforms on developer productivity and satisfaction. *IEEE Software*, 40(5), 22–30.
- Lundström, D., & Granlund, J. (2024). Unveiling the impact of AI–powered chatbots on customer acceptance in Sweden. *Scandinavian Journal of Information Systems*, 36(2), 89–112.
- Lyu, Q., et al. (2025). My productivity is boosted, but...: Demystifying users' perspective on AI coding assistants. *Proceedings of the CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 45(1), 1–18.
- Ng, D. T. K., et al. (2024). AI literacy of university students: A systematic review and research agenda. *Educational Technology Research and*

- Development*, 72(1), 1–32.
- Nunnally, J. C. (1978). *Psychometric Theory* (2nd ed.). McGraw–Hill.
- Oliver, R. L. (1980). A cognitive model of the antecedents and consequences of satisfaction decisions. *Journal of Marketing Research*, 17(4), 460–469.
- Research and Markets. (2025). *Low-code development platform market report 2025*. Market Research Report.
- Rouszkowski, T., et al. (2025). AI-driven code generation: Enhancing developer productivity and creativity. *Software Engineering Journal*, 42(3), 112–135.
- Su, Y., et al. (2025). Investigating the factors influencing users' adoption of artificial intelligence health assistants based on an extended UTAUT model. *Technology in Society*, 76, 102412.
- Sun, L., et al. (2024). Interpretability and trust in AI-driven code suggestions. *ACM Transactions on Software Engineering and Methodology*, 33(5), 1–28.
- Thong, J. Y., et al. (2006). The effects of post-adoption beliefs on IS continuance: A theoretical extension and empirical test. *International Journal of Human-Computer Studies*, 64(9), 799–810.
- Vaithilingam, S., et al. (2022). Expectation vs. experience: Evaluating the usability of code generation tools using GitHub Copilot. *Proceedings of the CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 42(3), 1–14.
- Wang, S. F., & Chen, C. C. (2024). Explore the driving factors of designers' AIGC usage behavior based on SOR framework. *Design Studies*, 91, 101245.
- Xu, P., & Zhu, L. (2024). Reliability and trust in autonomous code generation: A developer's perspective. *Technology in Society*, 76, 102456.

*** 저자소개 *****· 김 성 규(sungkk93@gmail.com)**

숭실대학교 대학원에서 공학석사 학위를 취득하고, 동 대학원에서 컴퓨터공학 박사 과정에 재학 중이다. 현재 오픈텍스트 코리아(OpenText Korea) 전략영업본부에서 영업 총괄 상무로 재직하고 있다. 주요 연구 및 관심 분야는 생성형 AI, 코드 생성 서비스, AR 기술(AR Tech), 클라우드(Cloud), 콘텐츠 관리(Content Management) 등이다.

· 이 승 준(xoon4514@naver.com)

숭실대학교 대학원에서 공학박사 학위를 취득하였으며, 현재 동 대학원 경영학 박사 과정에 재학 중이다. 현재 DB손해보험 디지털혁신 본부에서 오픈 이노베이션과 정보보호, IT 거버넌스 혁신을 담당하고 있다. 주요 연구 및 관심 분야는 인슈어테크, 인공지능(AI), 빅데이터 등이다.

· 조 성 현 (worldcns@worldcns.co.kr)

숭실대학교 대학원에서 공학석사 학위를 취득하였으며, 동 대학 IT정책경영대학원 박사과정에 재학 중이다. 현재 (주)월드씨엔에스 대표이사로 재직 중이다. 주요 연구 관심 분야는 Generative Artificial Intelligence, Big Data Analysis, Embedded Systems, AI 기반 영상처리 및 분석 기술 등이다.

· 최 정 일(jichoi@ssu.ac.kr)

미국 University of Nebraska-Lincoln에서 경영학 박사학위를 취득하였으며, 프랑스 INSEAD 초빙연구원과 미국 Merrimack 대학 경영학부 교수를 역임하였다. 현재는 숭실대학교 경영학부 교수로 재직 중이며, 주요 연구 및 관심 분야는 IT 기반 서비스 혁신, 온라인 비즈니스 모델, 디지털 전환, 서비스 품질 평가 등이다.