

국내 디지털금융에서 생성형 AI 서비스의 지속사용의도 영향요인에 관한 연구: TTF와 PAM의 통합적 접근

(A Study on the Factors Influencing the Intention to Continue Using Generative AI Services in Domestic Digital Finance: An Integrated Approach of TTF and PAM)

김성곤*, 배재권**

(Sung Kon Kim, Jae Kwon Bae)

요약

본 연구는 디지털전환 환경의 은행 종사자를 대상으로 생성형 AI 서비스의 지속사용의도에 영향을 미치는 결정요인을 실증적으로 규명하였다. 과업기술적합모형(TTF)과 후기수용모형(PAM)을 통합한 연구모형을 설계하고, 시중은행 종사자 279명의 설문자료를 CB-SEM(AMOS 28.0)으로 분석하였다. 분석결과, 과업특성 중 규제압력과 업무정확성이 TTF에 유의미한 영향을 미쳤으며, 기술특성 중 개인맞춤화, 맥락인지능력, 희소성, 상호작용성이 TTF에 유의한 영향을 미쳤다. TTF-PAM 통합경로(TTF→인지된 유용성, 기대일치→만족→지속사용의도)는 모두 유의하게 지지되었다. 본 연구는 TTF와 PAM 기반 통합모형을 은행업 생성형 AI 맥락으로 확장하고, 규제압력이 기술수용의 촉진요인임을 실증하는데 이론적·실무적 기여가 있다.

■ 중심어 : 디지털금융 ; 생성형 AI 서비스 ; 지속사용의도 ; 과업기술적합모형(TTF) ; 후기수용모형(PAM)

Abstract

This study empirically identified the determinants that influence the intention to continue using Generative AI services for domestic bank employees in a digital transformation environment. A research model that integrates Task-Technology Fit model (TTF) and Post-Acceptance Model (PAM) was designed, and the questionnaire data of 279 domestic bank employees were analyzed using CB-SEM (AMOS 28.0). As a result of the analysis, 13 out of 14 hypotheses were adopted. Among task characteristics, regulatory pressure and task accuracy had a significant effect on TTF, and among technology characteristics, personalization, rareness, contextual intelligence, interactivity had a significant effect on TTF. Task complexity was rejected. The TTF-PAM integrated path (TTF→perceived usefulness, confirmation→satisfaction→continuance use intention) was all significantly supported. This study has theoretical and practical contributions to expanding the TTF and PAM models to generative AI context in the banking sector and demonstrating that regulatory pressure is a driving factor in technology acceptance.

■ keywords : Digital Transformation ; Generative AI ; Continuance Use Intention ; Task-Technology Fit Model (TTF) ; Post-Acceptance Model (PAM)

I. 서론

글로벌 금융산업은 생성형 AI(Generative Artificial Intelligence)를 디지털전환의 핵심 성장

동력으로 지정하여 본격적으로 내재화를 진행하고 있다. OpenAI는 2026년 2월 기준으로 ChatGPT 주간 활성화 이용자가 9억 명 이상이며, 유료 구독 이용자가 5,000만 명 이상 이용자 수치를 공개하였다[1]. 전 세계 은행 산업의 AI 부문 투자 313억 달

* 정회원, 계명대학교 경영정보학과 박사과정(아이엠뱅크 결제사업부)

** 정회원, 계명대학교 경영정보학과 정교수

이 논문은 2026년 박사학위논문의 일부를 수정·보완한 것임

접수일자 : 2026년 04월 13일

게재확정일 : 2026년 05월 22일

교신저자 : 배재권 e-mail : jkbae99@kmu.ac.kr

러 규모이고, 전체 산업 중 정보 및 소프트웨어 서비스 다음으로 큰 규모를 차지한다고 보고하였다[2]. 생성형 AI 관련 연구들은 초기에는 생성형 AI 정의 및 유형, 활용방안 사례연구, 법제적인 성격의 연구, 생성형 AI 특성에 대한 연구 및 각 산업분야별로 행동학적인 연구들이 주로 수행되었다. 그러나 금융업 세부적으로 은행업에서 생성형 AI 서비스의 사용자인 은행 종사자의 지속사용에 대한 연구가 부족한 실정이다. 이에 본 연구는 다음과 같은 연구질문을 설정하고, 이에 대한 연구목적들을 구체화하고자 한다.

RQ1 : 은행 고유의 과업특성은 생성형 AI 사용자의 과업-기술적합성에 어떠한 영향을 미치는가?

RQ2 : 생성형 AI의 차별화되는 기술특성은 과업-기술적합성에 어떠한 영향을 미치는가?

RQ3 : TTF-PAM 통합모형은 디지털전환 은행 종사자의 생성형 AI 서비스 지속사용의도를 얼마나 설명하는가?

본 연구의 목적은 다음과 같다. 첫째, 은행업 고유의 과업특성과 생성형 AI의 기술특성이 과업-기술적합성에 미치는 영향을 실증적으로 규명하고자 한다. 둘째, 은행업에서 TTF의 과업-기술적합성이 PAM의 인지된 유용성 및 기대일치에 미치는 영향을 검증하고, TTF와 PAM의 통합모형을 구조적으로 실증한다. 셋째, PAM의 기대일치, 인지된 유용성, 만족, 지속사용의도의 순차적 경로가 생성형 AI 지속사용 맥락에서도 지지되는지 검증한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제2장에서는 생성형 AI의 개념과 특성, TTF와 PAM 그리고 생성형 AI 선행연구를 고찰한다. 제3장에서는 본 연구에서 제안한 연구모형과 가설을 제시하고, 제4장에서는 모형을 검증하기 위한 신뢰도, 집중타당도, 판별타당도 및 모형의 적합성 경로검증에 대한 분석방법에 대하여 설명한다. 끝으로 제5장에서는 본 연구의 분석 결과를 논의하고 이론적 기여도, 실무적 기여도와 한계 및 향후 연구 방향에 대하여 논의 예정이다.

II. 이론적 배경

1. 생성형 AI의 개념 및 특성

생성형 AI(Generative Artificial Intelligence)란 대규모 언어모델(LLM)을 기반으로 하여 AI 기술을 이용하여 기존에 학습 데이터에 창의적인 새로운 결과 데이터를 생성해내는 모델을 통칭하는 개념이다[3].

생성형 AI는 기존의 인공지능과 다른 독자적이고 차별화된 특징을 가지고 있다. 첫째, 창의적인 결과물을 제공한다. 단순히 기존에 학습한 내용을 검색하거나 복제하는 것을 넘어서, 학습한 내용으로부터 패턴과 맥락을 이해하고 새로운 결과물을 만들어 낼 수 있다. 둘째, 멀티모달 기능을 보유하고 있다. 생성형 AI는 텍스트 뿐만 아니라 이미지, 음성, 영상을 통합적으로 입력받고 출력하는 기능을 가지고 있다. 셋째, 대화의 맥락이해 능력과 상호작용 능력이다. 대화형 인터페이스를 통하여 사용자와 자연스럽게 소통하는 방식으로 대화의 흐름을 유지하면서 사용자의 요구사항에 적절한 답변을 제공하고 있다. 넷째, 확장성과 범용성으로 제시할 수 있다. 생성형 AI는 교육, 의료, 제조, 금융, 창작 등 전 산업영역에서 확장 가능한 기술로서의 특성을 지니고 있다. 다섯째, 한계와 윤리적 문제이다. 생성형 AI는 환각현상과 학습한 내용의 편향성, 저작권 및 개인정보 침해 등 다양한 윤리적 문제를 내포하고 있다.

2. 생성형 AI 관련 선행 연구

생성형 AI에 관한 선행연구는 크게 개념정의 및 유형화 연구, 활용분야 연구, 법적인 연구, 행동학적 연구(수용 및 지속사용의도 연구)로 구분하여 연구되었다.

개념 정의 및 유형화 연구는 생성형 AI의 개념 및 기술적 특징과 생성형 AI 유형별 사례를 조사하는 탐색적 연구가 이루어졌다[3]. 생성형 AI가 문맥 이해와 생성능력을 갖춘 기술임을 개념화하였으며, 산업별로 활용사례를 유형화 연구를 제공하였다[4]. 활용분야 연구는 생성형 AI의 실제 적용분야가 다

양화되었고 교육분야의 연구가 활발히 진행되었으며, 전문직 종사자 대상으로 사용 의도나 금융업에서의 운영 효율성에 대한 연구가 이루어졌다[5,6]. 법적 연구에서는 생성형 AI의 확산에 따른 규범적인 쟁점이 부각되었다. 금융분야의 개인정보보호, 설명가능성, 책임 소재 등 법적 체제의 정비가 필요함을 제기하였으며, 교육분야는 윤리적인 사용에 대한 규범을 정리하였다[6]. 행동학적 연구에서는 사용자의 수용 및 사용의도에 대한 연구가 활발히 이루어지고 있다[7].

종합하면 생성형 AI 연구는 규제 집약적이고 고위험 환경인 은행업의 종사자를 대상으로 한 연구는 확인되지 않는다. 본 연구는 일반 사용자 대상의 연구 범위를 은행이라는 특수 직업군으로 세분화 하였고, TTF와 PAM이론의 통합을 통하여 은행의 과업특성과 생성형 AI의 기술특성을 세분화 독립변수로 정의하여 은행종사자의 지속사용의도를 검증한다는 점에서 이론적인 차별성을 지닌다.

3. 과업기술적합모형(TTF)과 후기수용모형(PAM)

TTF는 특정 기술이 과업에 적합할수록 개인의 업무성고가 향상된다고 설명하는 이론이다. Goodhue & Thompson(1995)이 제안한 이론으로 기술에 대한 특성과 해당 과업에 대한 특성이 얼마나 조화롭게 부합하느냐에 따라서 성과의 정도가 정해지는 개념으로 삼는다. TTF모형은 과업특성과 기술특성이라는 두 가지 요소에 의하여 구성된다. 과업특성은 기술을 사용하는 사람의 업무의 특성을 의미하며 기술특성은 사용자의 기술을 실제로 사용하는 부분에서 기술의 기능적인 부분을 의미한다[8].

본 연구에서 과업특성은 은행업 특성을 반영하기 위하여 규제압력(Regulatory Pressure), 업무복잡성(Task Complexity), 업무정확성(Task Accuracy)의 세 가지 독립변수로 구체화하였으며, 생성형 AI의 기술특성은 개인맞춤화(Personalization), 맥락인지능력(Contextual Intelligence), 희소성(Rareness), 상호작

용성(Interactivity)으로 조작화하였다.

PAM은 Bhattacharjee(2001)가 정보시스템의 지속적인 사용의도를 설명하기 위하여 제안한 이론으로 Oliver의 기대불일치이론을 정보시스템 영역으로 확장하여 적용한 이론이다[9,10]. PAM은 기대일치, 인지된 유용성, 만족, 지속사용의도 변수로 구성되어 있다. 기대일치는 사용자가 기술을 사용하기 전에 느끼는 기대와 실제 사용하고 난 후의 일치 수준을 평가하는 지표이다. 인지된 유용성은 특정 기술의 사용이 사용자의 과업을 개선한다는 사용자의 믿음으로 표현된다. PAM 이론에서 인지된 유용성은 초기수용의 기대와 다르게 사용 경험에 기초로 한 유용성 인식이다. 이는 기대일치의 수준에 따라 만족 및 지속사용의도 모두에 영향을 미친다. 만족은 기술 사용 경험 전반에 대한 정서적 반응으로 Bhattacharjee(2001)는 기대일치와 인지된 유용성이 모두 만족에 영향을 미친다는 경로를 제시하였다. 지속사용의도는 기술을 지속적으로 사용하려는 의지로, 초기수용 보다는 지속적인 재사용의 의도를 표현하고자 하였다.

III. 연구모형 및 연구가설

1. 연구 모형

본 연구는 디지털전환 은행의 종사자가 생성형 AI의 지속사용의도에 미치는 요인을 탐구하였다. 이를 위하여 TTF와 PAM을 이론적 기반으로 개념적인 연구모형을 구축하였다. 구체적으로 디지털전환 은행의 과업특성을 규제압력, 업무복잡성, 업무정확성으로 정하고 생성형 AI의 기술특성은 개인맞춤화, 맥락인지능력, 희소성, 상호작용성으로 정하여 해당 독립변수가 과업-기술적합성에 영향을 미치는지 설계하고 해당 과업-기술적합성이 PAM의 인지된 유용성 및 기대일치에 어떠한 영향을 미치는지를 검증하였다. 더 나아가 기대일치는 인지된 유용성 및 만족에 인지된 유용성은 만족 및 지속사용의도에

영향을 미치는지 만족은 지속사용의도에 어떠한 영향을 미치는 과정에서 작용 메커니즘을 실증적으로 검토하였다. 따라서 <그림 1>과 같은 연구모형을 설계하였다.

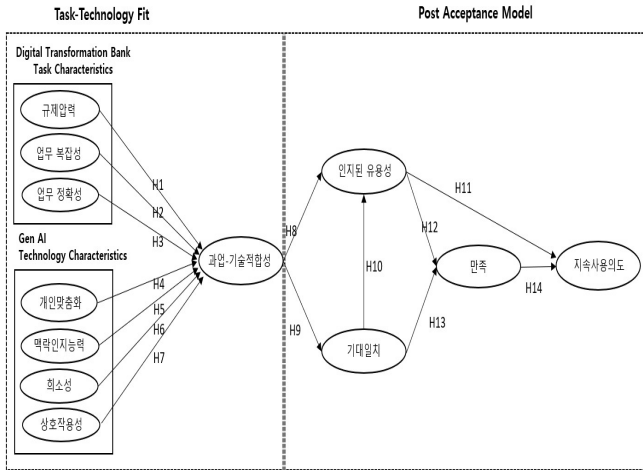


그림 1. 연구모형

2. 연구 가설

디지털전환 환경 하에 은행 종사자들의 생성형 AI 수용 및 활용 행동은 과업특성에 의해 유의미하게 영향을 받는다. 본 연구에서는 과업특성 변수로서 규제압력, 업무복잡성, 업무정확성을 설정하고 이들 변수의 이론적 근거를 검토한다.

규제압력은 은행이 준수해야 하는 법적, 감독적 요건이 기술 도입 의사결정 및 업무수행에 미치는 영향력의 정도를 의미한다. 선행연구에서 규제압력이 금융기관의 성과 및 혁신기술 수용과 조직변화에 유의미한 영향을 미친다고 실증적으로 증명되었다. 베트남은행 산업에서 제도적인 압력이 CSR과 녹색금융 수용에 유의한 영향을 미치고, 금융기관의 친환경 बैं킹 혁신에 핵심적인 동인의 하나로 연구되었다 [11,12]. 은행업에서 규제압력은 단순한 외부 환경요인이 아니라, 금융감독 규정, AML·KYC, 내부통제, 감사요건 등 은행 종사자의 업무수행 방식과 판단 기준을 직접적으로 제약하는 과업요건이다. 특히 고규제·고위험 환경에서는 규제 준수 요구가 높을수록 생성형 AI가 규정 검색, 문서 작성, 내부통제 검토 등 업무요건을 얼마나 충족하는지가 과업-기술적합

성 판단의 중요한 기준이 된다.

업무 복잡성은 과업 수행에 필요한 정보 처리량, 여러 단계의 의사결정 처리, 전문지식의 깊이, 업무의 비정형성 정도를 포함하는 개념으로 정의된다. TTF이론에 따르면, 기술이 과업의 복잡성 부분에 잘 맞을수록 성과가 향상되고 기술수용을 촉진시킨다고 기술하였다[8]. 은행업무는 여신심사, 리스크 평가, 내부통제 문서 작성 등 고도의 전문성과 다단계 판단을 수반하는 복잡한 과업이 다수를 차지한다. 이러한 맥락에서 생성형 AI가 복잡한 정보 처리와 문서 초안 생성을 지원함으로써 업무복잡성에 대응하는 적합성 인식을 높일 수 있다. 따라서 본 연구에서는 업무복잡성을 디지털전환 은행의 핵심 과업 특성으로 설정하였다.

업무 정확성은 금융 과업 수행시 오류 없는 정확한 결과물 도출에 대한 사용자의 요구수준을 의미한다. TTF와 TAM을 통합모형의 실증을 통해 과업 정확성이 높은 환경일수록 시스템의 정확한 결과 산출과 함께 지각된 유용성을 강화한다고 실증하였고 이는 은행업무 환경처럼 오류 허용도가 낮은 과업에서 좀 더 설득력 있는 이론적 배경을 제공한다[13]. 본 연구에서 디지털전환 은행의 과업특성으로 규제압력, 업무정확성, 업무복잡성으로 핵심 특성으로 구분할 수 있으며 이는 과업-기술적합도에 중요한 역할을 한다. 따라서 다음의 가설을 설정하였다.

- H1 : 디지털전환 은행의 규제압력은 과업-기술적합성에 정(+)의 영향을 미친다.
- H2 : 디지털전환 은행의 업무복잡성은 과업-기술적합성에 정(+)의 영향을 미친다.
- H3 : 디지털전환 은행의 업무정확성은 과업-기술적합성에 정(+)의 영향을 미친다.

본 연구에서는 기술특성 변수로서 개인맞춤화, 맥락인지능력, 희소성, 상호작용성을 설정하고 이들 변수의 이론적 근거를 검토한다.

개인맞춤화는 생성형 AI 개별 사용자의 대화이력, 선호도 직무에 대한 사항을 파악하여 개인 차별화된

답변과 서비스를 제공하는 능력을 의미한다. 이는 기존의 머신러닝이나 딥러닝에서 제공하는 규칙기반 시스템과 생성형 AI를 구별하는 핵심 특성으로 분류된다. 개인맞춤화의 기술특성은 몇 가지로 구분하여 구성될 수 있다. 관련 선행연구에서는 생성형 AI에 이전트의 특성으로 사회적 개인화, 기능적 맞춤화, 정서적 어포던스의 세분화 특성으로 구분하였고 이들이 사용자의 사용 의도에 유의미한 영향을 미친다는 것으로 분석을 통하여 실증하였다[14].

맥락인지능력은 생성형 AI가 사용자가 입력한 정보의 의미적 맥락, 문맥적인 관계, 다단계의 추론과정을 거쳐서 질문 상황에 적절한 답변을 생성하는 능력을 의미한다. 이는 단순한 키워드 매칭이나 머신러닝의 패턴인식의 수준을 넘어서 질문의 언어를 깊이 이해하고 응답하는 것으로 생성형 AI의 기술적 특성인 맥락인지는 사용의도에 유의미한 영향을 미치는 것을 선행연구에서 실증하였다는 점에서, 본 연구에서 맥락인지능력 변수를 설정하고 측정도구를 구성하는 측면에서 중요한 선행연구 근거를 제공한다[15].

희소성은 생성형 AI가 사용자의 입력에 따른 결과가 다른 일반적인 AI시스템이나 정보플랫폼에서 얻을 수 없는 독창성과 창의성을 지니고 있다고 사용자가 인식하는 정도를 의미한다. 자원기반관점에서 희소한 기술자원은 조직 성과와 경쟁우위의 원천이 될 수 있으며, 생성형 AI의 차별적 산출능력은 기존 검색엔진이나 규칙기반 시스템과 구별되는 기술특성으로 볼 수 있다[7]. 따라서 본 연구에서는 희소성을 생성형 AI의 기술특성 중 하나로 설정하였다.

상호작용성은 생성형 AI와 사용자간의 양방향적·반복적·대화적 소통 능력을 의미하는 척도이다. 기존의 규칙기반의 인공지능 챗봇이나 검색엔진과 달리, 생성형 AI는 사용자의 추가 질의, 수정 요청, 맥락의 변화를 감지하여 대화적 상호작용이 가능하다. 선행연구에 의하면 인공지능 기반 챗봇특성과 서비스 특성이 지속사용의도를 연구에서는 챗봇의 특성인 상호작용성은 지각된 가치 및 사용만족도에 긍정적인 영향을 미친 것으로 실증적으로 검증하였다[16].

본 연구에서 생성형 AI의 기술특성을 개인맞춤화, 맥락인지능력, 희소성, 상호작용성을 핵심 특성으로 구분할 수 있으며 이는 과업-기술적합성에 중요한 역할을 한다. 따라서 다음의 가설을 설정하였다.

H4 : 생성형 AI의 개인맞춤화는 과업-기술적합성에 정(+)¹의 영향을 미친다.

H5 : 생성형 AI의 맥락인지능력은 과업-기술적합성에 정(+)¹의 영향을 미친다.

H6 : 생성형 AI의 희소성은 과업-기술적합성에 정(+)¹의 영향을 미친다.

H7 : 생성형 AI의 상호작용성은 과업-기술적합성에 정(+)¹의 영향을 미친다.

과업-기술 적합성은 기술이 개인의 과업 수행을 지원하는 정도, 즉 기술의 기능성과 과업간의 부합 정도를 의미한다고 정의하였다. TTF를 개인이 기술을 활용하여 과업을 수행하는데 있어 기술이 제공하는 지원수준으로 정의하였으며, 이는 과업특성, 기술특성, 개인특성의 상호작용에 의해 결정된다고 기술하였다[8]. 상기 연구를 바탕으로 TTF는 기술수용과 지속사용의도에 핵심매개변수로 역할을 증명하였다.

상기 선행연구에 따라 변수간의 관계를 실증적으로 검증하기 위하여 다음과 같은 연구가설(H8~H9) 설정하였다.

H8 : 과업-기술적합성은 인지된 유용성에 정(+)¹의 영향을 미친다.

H9 : 과업-기술적합성은 기대일치에 정(+)¹의 영향을 미친다.

기대일치는 PAM의 핵심 구성 개념이다. PAM에서 기대일치는 사용자가 초기에 형성한 기술에 대한 기대와 실제 사용 후에 인지된 성과 간의 부합 정도를 의미한다. 기대일치 개념은 사용 전의 기대와 사용 후의 인지의 정도를 표현하는 개념으로 초기 수용과 구별되는 지속사용의도의 특성을 설명하는데 적합한 변수로 사용되어 왔다.

인지된 유용성은 특정 기술의 사용이 자신의 업무 성과를 향상시킬 것이라는 이용자의 스스로의 주관적인 믿음 정도로 정의된다. 인지된 유용성은 TAM 및 PAM이론에서 기술수용과 지속사용의도의 가장 강력한 변수로 지속되게 검증되어 왔으며, 생성형 AI 수용의도 및 지속사용의도 맥락에서도 그 설명력이 재확인되고 있다.

만족은 사용자가 특정기술의 사용 경험에 대해 형성하는 전반적으로 긍정적으로 느끼는 정서적 반응의 정도로 평가된다. 만족은 인지적 구성 개념인 기대일치 및 인지된 유용성과 달리 정서적인 차원을 포함하여, 지속사용의도에 가장 강력한 직접 예측변수 중 하나로 일관되게 검증되고 있다.

지속사용의도는 제품이나 서비스 사용을 통해 사용자가 달성하고자 하는 목표에 대해 기대가 충족되는 정도를 의미하며, 기술의 초기수용과 구별되는 사후수용단계의 핵심적인 종속변수로 활용되었다.

위와 같은 내용에 따라 변수 간의 관계를 실증적으로 검증하기 위하여 다음과 같은 연구가설(H10~H14) 설정하였다.

H10 : 기대일치는 인지된 유용성에 정(+)¹의 영향을 미친다.

H11 : 인지된 유용성은 지속사용의도에 정(+)²의 영향을 미친다.

H12 : 인지된 유용성은 만족에 정(+)³의 영향을 미친다.

H13 : 기대일치는 만족에 정(+)⁴의 영향을 미친다.

H14 : 만족은 지속사용의도에 정(+)⁵의 영향을 미친다.

IV. 연구방법

1. 자료수집 및 분석

본 연구는 국내 설문조사 전문기관 그로스헬퍼를 통하여 온라인 설문지를 배포하였고 표적 집단은 국내은행에 근무하는 종사자로 업무 용도로 생성형 AI 사용경험이 있는 응답자로 한정하였다. 각각의 변수를 측정하기 위하여 설문 문항에 대해서는 다음

과 같은 절차를 통해 진행되었다.

먼저, 선행연구에서 사용된 각각의 잠재변수를 측정할 수 있는 초기문항을 수집한 후에 본 연구에 적절하게 맞게 수정하여 사용하였다.

두 번째, 본 연구는 설문문항이 내용 타당성과 조작적 정의의 적절성을 검증하기 위하여 본 조사에 앞서 연구자의 직장동료를 대상으로 사전조사(n=40)를 실시하여 변수의 신뢰도와 타당도를 점검한 뒤 본조사를 실시하였다.

표본 수집기간은 2026.03.06.~2026.03.20. 2주일 동안 표본 300건을 수집하였고, 이 중에서 불완전하거나 응답이 불성실한 사례를 제외한 후 최종적으로 유효 표본수 279건(유효 응답률 93.0%)을 수집하였다.

표 1. 표본의 일반적인 특성(n=279)

특성	구분	표본 수(%)
성별	남성	146(52.3%)
	여성	133(47.7%)
연령대	20대	52(18.6%)
	30대	137(49.1%)
	40대	69(24.7%)
	50대 이상	21(7.5%)
직군	영업점(창구/여수신등)	77(27.6%)
	본부 기획/전략/경영관리	105(37.6%)
	리스크/준법/감사	78(28.0%)
	IT/디지털/데이터/AI	18(6.5%)
	기타	1(0.4%)
총 재직기간	5년 미만	49(17.6%)
	5~10년 미만	63(22.6%)
	10~15년 미만	131(47.0%)
	15~20년 미만	32(11.5%)
	20년 이상	4(1.4%)
생성형 AI 사용 빈도	거의 매일	7(2.5%)
	주 3~4회	39(14.0%)
	주 1~2회	108(38.7%)
	월 1~2회	107(38.4%)
	월 1회 이하	18(6.5%)

구조방정식모형 분석은 IBM SPSS Statistics 와 AMOS를 사용하여 수행하였고, 먼저 SPSS를 통해 기초통계 및 신뢰도 분석을 실시하였고, AMOS를 통하여 확인적 요인분석과 구조모형을 분석하였다. 표본 구조를 살펴보면 남성 응답자 146명(52.3%), 여성응답자 133명(47.7%)로 성별 간에 큰 차이가 없는 것으로 나타났다. 직군별로 빈도를 확인해보면

본부 기획·전략·경영관리 105명(37.6%)으로 가장 높고 다음으로 리스크·준법·감사 78명(28%), 영업점 77명(27.6%)으로 보아 생성형 AI는 본부담당자들이 사용을 많이 하고 실제 영업점에서는 본부보다 사용 빈도가 낮게 나타났다. 생성형 AI사용 빈도는 주 1~2회가 108명(38.7%)으로 제일 높게 나타났으며 그다음으로 월 1~2회가 107명(38.4%)이 응답하여 주 1~2회, 월 1~2회 등 사용자가 보편적으로 사용하고 있다고 보인다.

본 연구는 AMOS를 활용하여 확인적 요인분석을 통하여 변수의 신뢰도 및 집중타당도를 분석하였다. 분석결과, 일부 측정문항은 기준치 이하의 평균분산 추출값(AVE)이 나타나 각 문항의 통계적 기여도와 내용타당성을 함께 검토하여, 맥락인지능력 CI2, 상호작용성 INT2, 지속사용의도 CUI3 문항을 제외하고 최종 분석하였다. 항목 제외 후 신뢰도, 집중타당도 및 판별타당도 기준을 충족하는 것으로 확인되었다. 수집된 표본 검증을 위하여, 응답자료(n=279)를 바탕으로 신뢰성과 집중타당성, 판별타당성을 검증하였고 Cronbach's α 값은 0.762~0.843로 분포되어 있어 신뢰성은 확보되었다고 판단되었으며 요인 적재값은 0.672~0.853, AVE 0.513~0.577 및 CR은 0.756~0.890으로 집중타당성이 확보된다고 판단된다. 판별타당성 검증을 위해 Fornell-Larcker 기준을 적용하고 모든 구성개념에서 AVE의 제곱근(대각선 값)이 다른 구성개념과의 상관계수보다 크게 나타나서 판별타당도 역시 충족된 것으로 판단된다. <표 2>와 같이 확인적 요인분석 결과 $\chi^2/df=1.092$, $RMR=.038$, $AGFI=.851$, $GFI=.873$, $RMSEA=.018$, $NFI=.842$, $TLI=.982$, $CFI=.984$ 로 적합도 지수가 권고 기준을 충족하여 본 연구의 측정모형은 자료에 적절히 부합하는 것으로 판단된다.

표 2. 확인적 요인분석 적합도 지수

모델	χ^2	df	χ^2/df	RM R	AG FI	GFI	RMS EA	NFI	TLI	CFI
결과	960	879	1.092	0.038	0.851	0.873	0.018	0.842	0.982	0.984
기준치			≤ 3.0	≤ 0.1	≥ 0.8	≥ 0.8	≤ 0.05	≥ 0.8	≥ 0.9	≥ 0.9

표 3. 측정변수의 신뢰성 및 타당성 분석결과

변수	항목	요인 적재 값	평균	S.D	C.R	Cronbach's α	AVE
규제압력	RP1	0.760	2.885	0.845	0.807	0.806	0.513
	RP2	0.750	3.118	0.892			
	RP3	0.744	3.179	0.888			
	RP4	0.720	3.054	0.918			
업무복잡성	TC1	0.744	3.176	0.906	0.829	0.825	0.549
	TC2	0.759	3.247	0.956			
	TC3	0.756	3.125	0.972			
	TC4	0.796	3.143	0.979			
업무확성	TA1	0.745	2.939	0.858	0.890	0.840	0.568
	TA2	0.786	3.054	1.049			
	TA3	0.771	3.158	1.115			
	TA4	0.754	3.115	0.934			
개인맞춤화	PER1	0.758	3.265	0.910	0.818	0.817	0.530
	PER2	0.676	3.215	1.023			
	PER3	0.751	3.333	1.025			
	PER4	0.766	3.301	1.050			
맥락인지능력	CI1	0.715	3.330	0.932	0.859	0.773	0.537
	CI2	삭제					
	CI3	0.724	3.541	1.017			
	CI4	0.811	3.219	0.876			
최소성	RAR1	0.717	3.211	0.870	0.756	0.838	0.575
	RAR2	0.767	3.394	1.091			
	RAR3	0.853	3.373	0.969			
	RAR4	0.767	3.315	0.986			
상호작용성	INT1	0.771	3.176	0.934	0.857	0.762	0.521
	INT2	삭제					
	INT3	0.763	3.466	0.962			
	INT4	0.761	3.523	0.955			
과-기술적합성	TTF1	0.669	3.204	0.868	0.845	0.843	0.577
	TTF2	0.732	3.118	0.973			
	TTF3	0.704	3.362	0.942			
	TTF4	0.672	3.516	1.021			
인지된 유용성	PU1	0.736	3.272	0.916	0.825	0.824	0.542
	PU2	0.724	3.330	0.889			
	PU3	0.708	3.376	0.913			
	PU4	0.775	3.376	1.013			
기대일치	CON1	0.727	3.154	0.898	0.819	0.818	0.531
	CON2	0.758	3.219	1.028			
	CON3	0.800	3.280	0.890			
	CON4	0.738	3.204	0.864			
만족	SAT1	0.756	3.380	0.925	0.811	0.810	0.518
	SAT2	0.767	3.301	0.946			
	SAT3	0.634	3.315	0.894			
	SAT4	0.775	3.280	0.918			
지속사용의도	CUI1	0.677	3.330	0.830	0.855	0.776	0.548
	CUI2	0.790	3.477	1.048			
	CUI3	삭제					
	CUI4	0.727	3.237	0.874			

본 연구는 공동방법편의 가능성을 검증하기 위해 Harman의 단일요인 검정을 실시하였다. 분석 결과 KMO=.893, Bartlett 구형성 검정 $p<.001$ 로 요인분석의 적합성이 확인되었으며, 제1요인의 분산 설명률

은 24.680%로 기준치 50%를 초과하지 않아 공동방법편의로 인한 심각한 왜곡 가능성은 낮은 것으로 판단하였다.

표 4. KMO 및 Bartlett 검정과 Harman의 단일요인 검정

구 분		결 과
KMO와 Bartlett의 검정	표본 적절성의 Kaiser-Meyer-Olkin 측도	.893
	Bartlett의 구형성 검정	5,722.511
		자유도(df): 990
Harman의 단일요인 검정	추출 요인 수 (고유값≥1)	12개
	제1요인 분산 설명 비율	24.680% (< 50% 기준)

2. 구조모형 검증결과

본 연구는 측정모형에 신뢰성과 타당성을 검증한 후, 제안된 연구모형 내 변수 간의 인과관계를 실증하기 위하여 공분산 기반 구조방정식 모형(CB-SEM)을 활용하여 연구에 제안된 이론 모형을 검증하였다. <표 5>와 같이 구조모형의 적합도 분석 결과 $\chi^2/df=1.105$, $RMR=.046$, $AGFI=.849$, $GFI=.867$, $RMSEA=.019$, $NFI=.834$, $TLI=.979$, $CFI=.981$ 로 나타나 권고 기준을 충족하여 본 연구모형은 은행 종사자의 생성형 AI 지속사용의도를 설명하기에 적합한 구조를 갖는 것으로 판단된다.

표 5. 가설검증 적합도 지수

모델	χ^2	df	χ^2/df	RMR	AGFI	GFI	RMS EA	NFI	TLI	CFI
결과	1006	910	1.105	0.046	0.849	0.867	0.019	0.834	0.979	0.981
기준치			≤3.0	≤0.1	≥0.8	≥0.8	≤0.05	≥0.8	≥0.9	≥0.9

구조방정식 모형을 통해 14개 연구가설을 검증한 결과, <그림 2>와 같이 총 13개 가설이 채택되었으며, H6은 10% 유의수준에서 제한적으로 지지되었고 H2는 기각되었다.

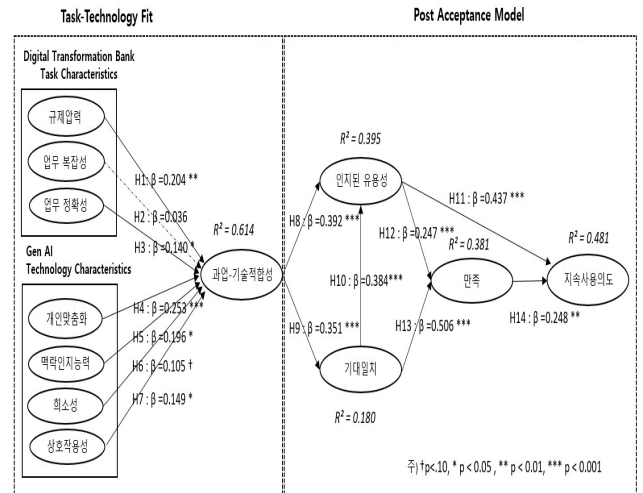


그림 2. 구조모형 분석결과

표 6. 연구모형 경로분석 및 가설검증 결과

가설	경로	β	C.R.	p-value	채택 여부
H1	규제압력 → TTF	0.204	2.847	.004	채택
H2	업무복잡성 → TTF	0.036	0.415	.678	기각
H3	업무정확성 → TTF	0.140	2.292	.022	채택
H4	개인맞춤화 → TTF	0.253	3.332	***	채택
H5	맥락인지능력 → TTF	0.196	2.47	.014	채택
H6	희소성 → TTF	0.105	1.828	.068	채택
H7	상호작용성 → TTF	0.149	2.16	.031	채택
H8	TTF → 인지된 유용성	0.351	5.12	***	채택
H9	TTF → 기대일치	0.392	5.571	***	채택
H10	기대일치 → 인지된 유용성	0.384	4.789	***	채택
H11	인지된 유용성 → 지속사용의도	0.437	3.094	.002	채택
H12	인지된 유용성 → 만족	0.247	4.924	***	채택
H13	기대일치 → 만족	0.506	3.218	.001	채택
H14	만족 → 지속사용의도	0.248	5.262	***	채택

주. TTF=과업-기술적합성, † p<.10, *p<.05, **p<.01, ***p<.001; 제시된 계수는 표준화 경로계수임.

먼저 은행의 과업특성과 생성형 AI 기술특성이 과업-기술적합성에 미치는 영향도를 분석한 결과, 규제압력은 과업-기술적합성에 유의한 영향을 미치고 업무정확성 역시 과업-기술적합성에 유의한 영향을 미쳐서 H1, H3는 채택되었다. 개인맞춤화와 맥락인지능력, 희소성, 상호작용성은 과업-기술적합성에 유의한 영향을 미쳐 각각 H4, H5, H6, H7이 채택되었다. 반면, 업무복잡성은 과업-기술적합성에 유의한 영향을 미치지 않아 H2는 기각되었다.

과업-기술적합성은 인지된 유용성과 기대일치 모두에 유의한 영향을 미치는 것으로 확인되어 H8과 H9가

채택되었다. 기대일치는 인지된 유용성에 유의한 영향을 미쳐서 H10이 채택되었다. 인지된 유용성과 기대일치 모두 만족에 유의한 영향을 미쳐 H12와 H13이 각각 채택되었다. 지속사용의도에 대한 경로 검증에서 만족과 인지된 유용성 모두 지속사용의도에 유의한 영향을 미쳐 H11과 H14가 채택되었다.

은행 직무는 본부와 영업점 간의 업무 내용과 수행 환경에서 차이를 보일 가능성이 있어 직무군에 따른 다집단 비교분석을 실시하였다. 분석결과 <표 7>에서 제시된 바와 같이 규제압력→과업-기술적합성의 경로에서 본부 집단과 영업점 집단 사이에 통계적으로 유의한 차이를 확인할 수 있다. 영업점 집단이 본부집단에 비해 규제압력이 과업-기술적합성에 더 강하게 나타났다.

표 7. 직무군별 다집단 구조방정식 분석결과

경로	본부β	영업점 β	집단 차이	해석
규제압력 → TTF	0.064	0.428***	-0.373***	유의
업무정확성 → TTF	0.210** *	0.066	0.132	n.s.
개인맞춤화 → TTF	0.223** *	0.238*	-0.048	n.s.
맥락인지능력 → TTF	0.199**	-0.017	0.212	n.s.
상호작용성 → TTF	0.121*	0.186†	-0.094	n.s.
TTF → 인지된 유용성	0.298** *	0.347**	-0.050	n.s.
TTF → 기대일치	0.355** *	0.252*	0.111	n.s.
기대일치 → 인지된 유용성	0.372** *	0.220*	0.144	n.s.
인지된 유용성 → 만족	0.405** *	0.306**	0.110	n.s.
기대일치 → 만족	0.198**	0.255*	-0.057	n.s.
인지된 유용성 → 지속사용의도	0.275** *	0.157	0.100	n.s.
만족 → 지속사용의도	0.354** *	0.521***	-0.225	n.s.

주. TTF=과업-기술적합성, *p<.05, **p<.01, ***p<.001, .n.s.=비유의

V. 결론

1. 연구결과 요약

본 연구는 디지털전환 환경 하에 은행 종사자의 생성형 AI에 대한 개인행동과 경험을 실증적으로 분석

하고자 하였다. 첫째, 과업특성 세부적인 요인과 관련하여, 규제압력과 업무정확성은 과업-기술적합성에 유의한 관계를 미치는 것으로 나타났다. 규제압력 수준이 높을수록 생성형 AI가 은행 업무 요구에 부합한다고 인식하는 경향이 강해지는 것으로 나타났다. 업무정확성 역시 은행 업무 특성상 작은 숫자 하나, 소수점 하나의 오류가 대규모의 금전적인 사고를 일으킬 수 있는 금융 업무에 생성형 AI의 오류 저감 및 품질 향상 기능이 적합성 인식의 중요한 요소로 인식되고 있음을 검증하였다. 반면, H2로 설정한 업무복잡성과 과업-기술적합성 간의 관계는 통계적으로 유의하지 않아 기각되었다. 이것은 본 연구에서 다음과 같이 해석할 수 있다. 규제와 내부통제 의존성이 높은 금융환경에서 업무의 복잡성이 높아질수록 은행의 종사자들은 생성형 AI의 오류 가능성이나 규정 위반위험에 노출되어 이러한 결과가 도출되었다고 판단된다.

둘째, 생성형 AI 기술특성 세부적인 요인과 관련하여, 개인맞춤화, 맥락인지능력, 희소성 및 상호작용성은 과업-기술적합성에 유의한 관계를 미치는 것으로 나타났다. 은행 업무는 기획, 전략, 경영관리, 리스크, 준법감시, 감사, 여신심사, IT, 디지털, 여신, 수신, 기업금융 등 다양한 업무가 분업화되어 있으며 생성형 AI는 다양한 직무에서도 사용자에게 맞춤형 답변을 제공한다는 결과를 의미한다. 맥락인지능력과 과업-기술적합성에 유의미한 결과가 나타났고 생성형 AI가 대화맥락을 잘 파악하고 자연스럽게 소통하는 특성이 은행업무 수행에 있어서 효율성을 개선하는데 효과가 있다는 점이 확인되었다. 희소성은 과업-기술적합성에 유의미한 결과를 나타냈으며 은행 종사자의 관점에서 생성형 AI의 희소성은 기술혁신으로 인식되었고, 실제 과업수행에서의 적합성은 기술특성의 다른 요소들처럼 실질적인 유용성으로 인식되었음을 시사한다. 상호작용성 또한 과업-기술적합성에 유의미한 결과를 나타냈는데, 생성형 AI의 실시간 응답성과 대화형 인터페이스가 은행종사자의 업무 효율 향상에 기여한다는 점을 실증적으로 보여주는 결과이다.

셋째, 본 연구에서는 생성형 AI 지속사용의도를 실증적으로 검증하기 위하여 TTF-PAM의 통합모형을

사용하였다. 과업-기술적합성은 인지된 유용성과 기대일치에 모두 유의미한 영향을 미치는 것으로 나타나 TTF-PAM 통합모형이 이론적으로 지지되는 것을 확인할 수 있다. 기대일치는 인지된 유용성과 만족에 통계적으로 유의미한 영향을 미치고 있으며, 인지된 유용성은 만족과 지속사용의도에 통계적으로 유의미한 영향을 미쳤다.

2. 시사점 및 향후 연구방향

본 연구는 다음과 같은 이론적 기여를 찾을 수 있다. 첫째, 본 연구는 TTF이론과 PAM이론을 통합하여 은행 종사자의 생성형 AI 지속사용의도를 실증적으로 검증한 데 이론적인 의의가 있다. 이것은 선행연구에서 제안된 TTF-PAM 통합모형의 타당성을 생성형 AI 맥락에서도 확장하는데 기여하였다.

둘째, 디지털전환 은행의 과업특성을 규제압력, 업무복잡성, 업무정확성의 세 가지 세부적인 차원으로 조작화하고 이것이 TTF의 과업-기술적합성에 영향을 미치는지 분석하였다. 특히 고규제·고위험 산업인 은행업에서 규제압력을 단순한 외부환경 요인이 아니라 과업수행 과정에 내재된 과업특성으로 조작화했다는 점이다. 기존 TTF 연구는 과업특성을 비교적 일반적 수준에서 다루는 경우가 많았으나, 본 연구는 은행업의 제도적 압박, 내부통제, 컴플라이언스 요구를 과업-기술적합성 형성의 선행요인으로 실증함으로써 TTF 이론의 산업 맥락적 확장 가능성을 제시하였다. 디지털전환 환경하에 은행 종사자의 특성을 가장 잘 대표할 수 있는 변수로 채택된 부분이 이론적인 기여도가 있다고 할 수 있다.

셋째, 생성형 AI의 기술적 특성을 사용자의 인지특성을 구분하여 개인맞춤화, 맥락인지능력, 희소성, 상호작용성 네 가지 세분화하여 조작화하고 이것이 TTF에 미치는 차별적인 영향을 규명하는데 있다.

본 연구의 결과는 디지털전환 환경하에 은행권의 생성형 AI 도입 및 확산 전략에 다음과 같은 실무적 기여도를 제공한다.

첫째, 본 연구는 은행권 생성형 AI 도입 전략에서

규제 대응 기능을 우선적으로 설계할 필요가 있음을 시사한다. 규정 검색, AML·KYC 검토, 내부통제 문서 작성, 감사 대응 자료 초안 생성 등 규제 준수 업무를 지원하는 생성형 AI 기능은 은행 종사자의 과업-기술적합성 인식을 높이고 지속사용의도를 강화할 수 있다.

둘째, 은행 업무에 특화된 LLM 개발로 은행 종사자 맞춤형 기능을 고도화하고, 생성형 AI의 업무 활용도를 극대화하는 전략이 필요하다.

셋째, 본 연구결과 업무정확성은 과업-기술적합성에 유의미한 영향을 미친다고 나왔으나 생성형 AI의 구조적인 특징인 환각, 개인정보, 편향문제에 대하여 은행종사자의 생성형 AI 사용시 직원들의 정확성을 검증하는 프로세스를 만드는 것이 필요하다고 판단된다.

본 연구는 다음과 같은 한계점도 존재한다.

첫째, 본 연구는 특정시점의 설문자료를 기반으로 진행된 횡단적인 연구라는 한계를 지닌다. 생성형 AI 기술과 생성형 AI 사용자의 인식은 빠르게 변하고 있다. 향후에는 일정한 기간의 사용자를 중심으로 하는 종단자료를 활용하여 시간의 흐름에 따른 사용자의 기대일치와 만족, 지속사용의도에 대한 연구가 필요하다고 판단된다.

둘째, 본 연구는 과업특성과 기술특성, 그리고 후기 수용모델을 통하여 지속사용의도에 영향을 미치는 연구를 하였다. 하지만 기술의 수용과 지속사용에는 직무특성 및 기술적 특성도 중요하지만 개인 혁신성, AI 리터러시, 디지털 자기효능감 등과 같은 개인 특성 요인을 반영하여 추가로 연구해볼 필요가 있다고 판단된다.

셋째, 은행의 직무유형별로 집단 간의 비교분석이 필요하다고 판단된다. 은행의 업무는 기획, 전략, 리스크, 준법, 심사, 마케팅 및 대고객의 업무로 다양하다. 해당 직무유형별로 생성형 AI의 활용 목적과 성격이 다르므로 향후에는 직무유형별로 분석하여 생성형 AI 확산 전략을 수립한다면 좀 더 기여도가 높은 것으로 판단된다.

REFERENCES

- [1] OpenAI, Scaling AI for everyone(2026), <https://openai.com/index/scaling-ai-for-everyone/>, (accessed Apr., 03, 2026).
- [2] IDC, IDCs worldwide AI and generative AI spending industry outlook(2024), <https://www.idc.com/resource-center/blog/idcs-worldwide-ai-and-generative-ai-spending-industry-outlook/>, (accessed Apr., 03, 2026).
- [3] 조현국, “텍스트 기반 생성형 인공지능의 이해와 과학교육에서의 활용에 대한 논의,” *한국과학교육학회지*, 제43권, 제3호, 307-319쪽, 2023년
- [4] 윤성연, 최아린, 김채원, 손서영, 오수민, 박민서, “생성형 AI 트렌드 및 활용사례 분석,” *문화기술의 융합*, 제10권, 제4호, 607-612쪽, 2024년
- [5] 김정아, 강두식, 고용철, “생성형 AI의 교육적 활용 방안 연구: ChatGPT 활용을 중심으로,” *정보교육학회논문지*, 제27권, 제6호, 691-704쪽, 2023년
- [6] 이석준, “금융에서의 생성형 인공지능 활용 현황과 법적 쟁점에 대한 연구,” *증권법연구*, 제25권, 제1호, 65-102쪽, 2024년
- [7] 박현선, 김상현, 이민영, “생성형 AI 특성이 과업 성과와 지속 사용 행동에 미치는 영향: SOR과 TTF 이론을 중심으로,” *경영학연구*, 제54권, 제6호, 1511-1540쪽, 2025년
- [8] Goodhue, D. L. and Thompson, R. L., Task-technology fit and individual performance, *MIS Quarterly*, vol. 19, no. 2, pp. 213-236, 1995.
- [9] Bhattacharjee, A., Understanding information systems continuance: An expectation-confirmation model, *MIS Quarterly*, vol. 25, no. 3, pp. 351-370, 2001.
- [10] Oliver, R. L., A cognitive model of the antecedents and consequences of satisfaction decisions, *Journal of Marketing Research*, vol. 17, no. 4, pp. 460-469, 1980.
- [11] Huynh, A.-T., Knápková, A., Bui, T.-D. and Nguyen, T.-T., The impact of institutional pressures on corporate social responsibility and green marketing adoption: An empirical approach in Vietnam banking industry, *International Journal of Bank Marketing*, vol. 42, no. 3, pp. 620-641, 2024.
- [12] Alsmadi, A. A. and Al-Omouh, K. S., Adoption of green banking innovations: Drivers and outcomes, *Green Finance*, vol. 7, no. 4, pp. 584-609, 2025.
- [13] Dishaw, M. T. and Strong, D. M., Extending the technology acceptance model with task-technology fit constructs, *Information & Management*, vol. 36, no. 1, pp. 9-21, 1999.
- [14] Wang, X., Li, J. and Cheng, Y., Understanding the adoption of generative AI agents: The role of social personalization, functional customization, and emotional affordance, *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 198, 2024.
- [15] 김성희, 이승민, “생성형 AI의 기술적 특성과 사서의 개인적 특성이 생성형 AI 사용의도에 미치는 영향,” *한국비블리아학회지*, 제35권, 제2호, 109-133쪽, 2024년
- [16] 이진, 오현정, “생성형 AI의 기술적 특성과 사용자의 AI 리터러시가 생성형 AI 지속사용의도에 미치는 영향,” *한국광고홍보학회지*, 제26권, 제3호, 45-89쪽, 2024년

저자 소개



김성곤(정회원)

2003년 계명대학교 컴퓨터공학과 학사 졸업.

2024년 계명대학교 경영정보학과 석사 졸업.

<주관심분야: 빅데이터, 생성형 AI 서비스, 인공지능 >



배재권(정회원)

2004년 한남대학교 경영정보학과 학사 졸업.

2006년 서강대학교 경영학과 석사 졸업.

2009년 서강대학교 경영학과 박사 졸업.

<주관심분야: 생성형 AI 서비스, 금융빅데이터분석, 인공지능>